POLITECHNIKA RZESZOWSKA
im. IGNACEGO ŁUKASIEWICZA

SZKOŁA DOKTORSKA
NAUK INŻYNIERYJNO-
-TECHNICZNYCH
NA POLITECHNICE RZESZOWSKIEJ

PRACA DOKTORSKA

Autor:

Maria Laciuga

nr albumu: d499

Adaptacyjne zwiększanie odporności planowania produkcji komponentów silników lotniczych w warunkach zakłóceń systemowych z wykorzystaniem sztucznej inteligencji

Promotor: prof. dr hab. Inż. Jarosław Sęp

Rzeszów, 2026

Serdecznie dziękuje Panu prof. dr hab. inż. Jarosławowi Sępowi za nieocenione wsparcie, motywację oraz wskazywanie właściwych kierunków podczas realizacji niniejszej pracy.

Maria Laciuga

STRESZCZENIE

Przedmiotem rozprawy jest zwiększanie odporności planowania produkcji w warunkach zmienności i zakłóceń z wykorzystaniem podejścia predykcyjno-adaptacyjnego. Rozpatrywany problem dotyczy środowiska produkcji komponentów silników lotniczych, o dużej różnorodności i małych wolumenach, charakteryzującego się wielopoziomowymi strukturami materiałowymi, rozbudowanymi marszrutami technologicznymi oraz współdzieleniem zasobów. W takich warunkach skutki lokalnych zakłóceń mogą przenosić się przez sieć zależności produkcyjnych i wpływać na terminowość realizacji wyrobów gotowych.

Głównym celem pracy było opracowanie oraz empiryczna walidacja kompleksowego rozwiązania systemowego, wspierającego mitygację skutków zakłóceń poprzez zharmonizowane połączenie prognozowania przebiegu zleceń, kwantyfikacji ryzyka oraz automatycznego doboru technologicznie wykonalnych działań adaptacyjnych. Proponowane podejście bazuje na spójnej architekturze, integrującej warstwę danych, warstwę predykcyjną, warstwę decyzyjną oraz warstwę wykonawczą. W module predykcyjnym zaimplementowano algorytmy uczenia maszynowego oparte na modelu XGBoost, dedykowane do precyzyjnego szacowania terminów zakończenia zleceń oraz antycypacji opóźnień ich rozpoczęcia i realizacji. Procedurę oceny ryzyka ściśle powiązano z dynamicznym bilansowaniem zapotrzebowania materiałowego oraz odwzorowaniem sekwencji zależności prowadzących do wyrobu finalnego. Dobór działań korygujących dokonuje się natomiast z uwzględnieniem taksonomii zakłócenia, twardych ograniczeń wykonalności, przewidywanego zysku terminowego oraz stopnia wywoływanej destabilizacji (nerwowości) planu.

Walidację przeprowadzono w ramach eksperymentów obejmujących zakłócenia przepływu produkcji, dostępności materiałów i jakości, przy zróżnicowanej intensywności ich oddziaływania. Porównano wariant bazowy bez adaptacji z wariantem wykorzystującym opracowane rozwiązanie. Wyniki wykazały zmniejszenie mediany opóźnień zleceń i wyrobów gotowych w analizowanym zbiorze eksperymentów. Skuteczność poszczególnych działań była zróżnicowana i zależała od charakteru zakłócenia oraz stanu systemu.

W pracy opracowano i poddano ocenie eksperymentalnej zintegrowane podejście, które łączy wykorzystanie informacji predykcyjnych z oceną zagrożenia dla realizacji wyrobu gotowego oraz doborem wykonalnych działań adaptacyjnych. Uzyskane wyniki wskazują na przydatność tego podejścia do wspierania odporności planowania produkcji w badanych warunkach, przy czym potwierdzenie efektów operacyjnych wymaga dalszej walidacji wdrożeniowej. Proponowane w pracy podejście, może być elementem tworzenia rozwiązań dual-use w zakresie kreowania odpornych na zakłócenia losowe systemów produkcyjnych.

Słowa kluczowe:

1. odporność planowania produkcji;
2. planowanie predykcyjno-adaptacyjne;
3. zakłócenia produkcyjne
4. uczenie maszynowe;
5. zależności materiałowe;
6. propagacja zakłóceń.

ABSTRACT

This dissertation addresses the enhancement of production planning resilience under variability and disruptions through a predictive–adaptive approach. The research focuses on a high-mix, low-volume production environment characterized by multilevel bills of materials, complex process routings, and shared resources. In such an environment, the effects of local disruptions may propagate through production dependencies and compromise the timely completion of finished products.

The aim of the study was to develop and validate a solution for mitigating disruption impacts by combining production order predictions, risk assessment, and the selection of feasible adaptive actions. The proposed approach integrates data, predictive, decision-making, and execution layers. The predictive layer employs XGBoost-based machine learning models to predict order completion dates, start delays, and completion delays. Risk assessment combines material requirements balancing and the allocation of available supply with the representation of dependencies leading to finished products. Action selection considers the disruption type, feasibility constraints, expected effects on delivery performance, and the extent of changes to the production plan.

Validation was conducted through experiments involving production flow disruptions, material shortages, and quality disruptions at different intensity levels. A baseline scenario without adaptation was compared with a scenario employing the proposed solution. The results showed reductions in median production order delays and finished product delays across the analyzed experiments. The effectiveness of individual actions varied depending on the nature of the disruption and the state of the production system.

This dissertation develops and experimentally evaluates an integrated approach that combines predictive information with the assessment of risks to finished product completion and the selection of feasible adaptive actions. The findings indicate that the proposed approach can support production planning resilience under the conditions studied, while its operational effects require further validation through industrial implementation.

The proposed approach can serve as a component in developing dual-use solutions aimed at creating production systems that are resilient to random disruptions.

Keywords:

1. production planning resilience
2. predictive–adaptive planning
3. production disruptions
4. machine learning
5. material dependencies
6. disruption propagation

Spis treści

Wykaz skrótów **10**

Wprowadzenie **11**

1. Współczesne systemy planowania produkcji a zakłócenia systemowe **13**

1.1. Planowanie produkcji w nowoczesnych systemach wytwarzania 13

1.2. Specyfika planowania produkcji zaawansowanych komponentów silników lotniczych 14

1.3. Modele i systemy planowania komponentów materiałowych 16

1.4. Problemy klasycznych systemów planistycznych 18

1.5. Wymagania planowania w kontekście założeń Przemysłu 4.0 20

1.6. Konsekwencje i znaczenie dla dalszej ewolucji systemów planistycznych 21

1.7. Wpływ zakłóceń systemowych na proces planowania produkcji 22

1.8. Ograniczenia klasycznych metod planowania produkcji w warunkach zakłóceń systemowych 24

2. Przegląd stanu wiedzy w wybranych zagadnieniach **26**

2.1. Przegląd wiedzy - nowoczesna produkcja 26

2.2. Przegląd Literatury 30

2.3. Trendy badawcze i luki poznawcze 35

2.4. Implikacje dla pracy doktorskiej 38

2.5. Wnioski z przeglądu literatury i uzasadnienie dla badań własnych 39

3. Uzasadnienie celowości badań **41**

3.1. Charakterystyka problemu badawczego 41

3.2. Luka badawcza 43

3.3. Cele pracy 45

3.3.1. Cel główny 45

3.3.2. Cele szczegółowe 46

4. Metodyka badań i koncepcja mechanizmu adaptacyjnego **48**

4.1. Przedmiot i zakres badań 48

4.2. Model badanego systemu produkcyjnego 50

4.3. Model zakłóceń systemowych 55

4.4. Mechanizmy odporności planowania produkcji 56

4.5. Koncepcja predykcyjno-adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji 60

4.5.1. Warstwa danych 64

4.5.2. Warstwa predykcyjna 64

4.5.3. Mechanizm decyzyjny i dobór działań adaptacyjnych 66

4.5.4. Warstwa wykonawcza 68

4.5.5. Ocena wyników 69

4.6. Metody zastosowane w budowie mechanizmu 69

4.7. Metryki oceny odporności planowania produkcji 72

4.8. Projekt eksperymentów badawczych 75
4.9. Metoda analizy i porównania wyników 77
4.10. Ograniczenia metodyki badań 79

5. Implementacja predykcyjno - adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji 81

5.1. Charakterystyka środowiska badawczego 81
5.1.1. Charakterystyka badanego procesu 81
5.1.2. Dane wykorzystane w badaniach 84
5.1.3. Architektura środowiska badawczego 86
5.2. Implementacja warstwy danych 89
5.3. Implementacja warstwy predykcyjnej 99
5.3.1. Model predykcji terminu zakończenia zlecenia (ETA) 100
5.3.2. Model predykcji opóźnienia uruchamiania zleceń 113
5.3.3. Ocena jakości modeli 113
5.4. Implementacja mechanizmu adaptacyjnego 115
5.4.1. Identyfikacja stanu systemu produkcyjnego 117
5.4.2. Identyfikacja odchylenia i zakłócenia 119
5.4.3. Ocena ryzyka i priorytetyzacja zleceń 121
5.4.4. Identyfikacja potrzeby adaptacji 125
5.4.5. Generowanie wariantów działań adaptacyjnych 127
5.4.6. Ocena i wybór działania adaptacyjnego 129
5.4.7. Aktualizacja planu produkcji-Adaptacja w przesuwającym się horyzoncie 131
5.5. Implementacja warstwy wykonawczej 132
5.6. Ocena i kalibracja 133

6. Weryfikacja eksperymentalna predykcyjno - adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji 135

6.1. Projekt eksperymentów i scenariusze badawcze 135
6.1.1. Model eksperymentalny 136
6.1.2. Identyfikacja przypadków eksperymentalnych i scenariuszy zakłóceń 138
6.1.3. Warianty reakcji i przestrzeń działań adaptacyjnych 139
6.1.4. Metryki eksperymentalne 142
6.1.5. Procedura realizacji eksperymentów 143
6.2. Wyniki eksperymentów 144
6.2.1. Wyniki dla zakłóceń czasu realizacji operacji 149
6.2.2. Wyniki dla zakłóceń materiałowych 150
6.2.3. Wyniki dla zakłóceń jakościowych 151
6.2.4. Porównanie wariantu bazowego i adaptacyjnego 153
6.2.5. Analiza wpływu intensywności zakłócenia na skuteczność adaptacji 156
6.2.6. Analiza stabilności i kosztu adaptacji 157
6.3. Ocena wpływu mechanizmu na odporność planowania 158
6.3.1. Ograniczenie skutków zakłóceń 159
6.3.2. Adekwatność reakcji do intensywności 161
6.3.3. Stabilność planu 164
6.3.4. Zależność reakcji od rodzaju zakłócenia 166
6.3.5. Syntetyczna ocena odporności 168
6.4. Dyskusja wyników 170
6.4.1. Interpretacja wyników badań eksperymentalnych 170
6.4.2. Odniesienie wyników do dotychczasowych badań 171
6.4.3. Znaczenie naukowe i praktyczne uzyskanych wyników 172

7. Bariery wdrożeniowe i ograniczenia 174

7.1. Jakość i dostępność danych 174
7.2. Integracja z systemami ERP/MES/APS 175
7.3. Interpretowalność decyzji 177
7.4. Ograniczenia organizacyjne i technologiczne i badawcze 178
7.5. Możliwości wdrożenia i skalowania mechanizmu 181
7.6. Kierunki dalszych badań 183

8. Wnioski 186

Bibliografia 189

Spis tabel 192

Spis rysunków 194

Załączniki 196

Wykaz skrótów

AI – sztuczna inteligencja (ang. Artificial Intelligence)
APS – zaawansowane planowanie i harmonogramowanie produkcji (ang. Advanced Planning and Scheduling)
BOM – struktura materiałowa wyrobu (ang. Bill of Materials)
CMMS – informatyczny system wspomagania utrzymania ruchu (ang. Computerized Maintenance Management System)
ERP – planowanie zasobów przedsiębiorstwa (ang. Enterprise Resource Planning)
ETA – przewidywany termin zakończenia realizacji zlecenia, w znaczeniu przyjętym w pracy (ang. Estimated Time of Arrival)
HMLV – produkcja o dużej różnorodności asortymentowej i małych wolumenach (ang. High-Mix, Low-Volume)
IoT – Internet Rzeczy (ang. Internet of Things)
MES – system realizacji produkcji (ang. Manufacturing Execution System)
ML – uczenie maszynowe (ang. Machine Learning)
MRP – planowanie potrzeb materiałowych (ang. Material Requirements Planning)
RL – uczenie ze wzmocnieniem (ang. Reinforcement Learning)
SHAP – metoda wyjaśniania predykcji modelu oparta na wartościach Shapleya (ang. SHapley Additive exPlanations)
SI – sztuczna inteligencja (ang. Artificial Intelligence)
SQL – strukturalny język zapytań (ang. Structured Query Language)
WIP – produkcja w toku (ang. Work in Progress)
XGBoost – ekstremalne wzmacnianie gradientowe (ang. Extreme Gradient Boosting)

Wprowadzenie

Dynamika zmian w światowych łańcuchach dostaw, złożoność struktur produkcyjnych oraz rosnąca zmienność otoczenia gospodarczego powodują, że zapewnienie stabilności i terminowości planów produkcyjnych staje się coraz większym wyzwaniem. Tradycyjne metody planowania materiałowego i produkcyjnego, takie jak MRP, ERP czy APS, stanowią podstawę zarządzania przepływem materiałów i zasobów, jednak w warunkach wysokiej zmienności i niepewności wykazują istotne ograniczenia [37 ,38]. W literaturze wskazuje się m.in. na problem niskiej elastyczności, podatności na tzw. nerwowość (ang *nervousness)* systemów planistycznych oraz ograniczoną zdolność adaptacji do nagłych zmian popytu i podaży [43]

Pandemia COVID-19, zmiany polityczne, konflikty geopolityczne oraz zakłócenia logistyczne ujawniły ograniczoną odporność i niską elastyczność wielu systemów produkcyjnych, co potwierdzają liczne badania wskazujące na konieczność budowania *resilience manufacturing* odnoszącej się do zdolności systemu do absorpcji skutków zakłócenia, adaptacji do zmienionych warunków oraz odtworzenia wymaganej zdolności operacyjnej [31,32,24]. W efekcie tych zdarzeń nastąpił dynamiczny wzrost zainteresowania koncepcją resilient manufacturing, definiowaną jako połączenie zwinności (ang.*agility*), robustności i zdolności do przetrwania (ang. *survivability*) w warunkach niepewności. [35,33]

Równolegle rozwój technologii związanych z Przemysłu 4.0, oparty na technologiach cyfrowych takich jak IoT, Big Data, sztuczna inteligencja (AI) i cyfrowe bliźniaki, otwiera nowe możliwości modelowania i optymalizacji procesów planistycznych [18, 19] Algorytmy uczenia maszynowego (Machine Learning, ML) odgrywają tu kluczową rolę, umożliwiając wykrywanie nieoczywistych zależności, prognozowanie zakłóceń oraz podejmowanie adaptacyjnych decyzji w czasie rzeczywistym [3,10,11] Literatura wskazuje na ich zastosowanie w prognozowaniu popytu, optymalizacji zapasów czy zarządzaniu ryzykiem w łańcuchu dostaw [12], jednak badania te skupiają się głównie na izolowanych elementach, pomijając zintegrowane ujęcie w kontekście odporności produkcyjnej. [4,6]

W literaturze szeroko analizowane są zarówno metody predykcji zdarzeń i opóźnień, jak i reaktywne oraz dynamiczne metody przeplanowania. Ograniczona pozostaje natomiast integracja tych dwóch obszarów w ramach spójnego mechanizmu, w którym informacja predykcyjna służy do identyfikacji wzrostu ryzyka realizacji zlecenia, uruchomienia procesu adaptacji oraz wyboru działania ograniczającego skutki zakłócenia. Szczególnego znaczenia problem ten nabiera w środowisku produkcji złożonych wyrobów, w którym lokalne odchylenie może propagować się przez strukturę produktu i kolejne etapy procesu produkcyjnego. [3,5,32]. Tradycyjne systemy MRP/ERP/APS okazują się niewystarczające w warunkach fluktuacji popytu i przerw w dostawach, co podkreśla potrzebę hybrydowych rozwiązań z ML dla szybkiej adaptacji [23, 27]

Odporność (ang. *resilience*), czyli zdolność systemów produkcyjnych do adaptacji w obliczu nagłych wstrząsów geopolitycznych lub klimatycznych, staje się jednym z kluczowych kontekstów w ramach Industry 5.0 [19]

Dlatego przedmiotem niniejszej pracy jest predykcyjno-adaptacyjny mechanizm wspomagający zwiększanie odporności planowania produkcji w warunkach zmienności i zakłóceń. Mechanizm integruje dane opisujące bieżący stan procesu, modele predykcyjne oraz warstwę decyzyjną odpowiedzialną za

identyfikację potrzeby adaptacji i wybór działania w odpowiedzi na prognozowane ryzyko. Jego działanie można przedstawić jako zamknięty cykl:

$$dane \rightarrow predykcja \rightarrow ocena\ ryzyka \rightarrow identyfikacja\ potrzeby\ adaptacji \rightarrow działanie\ adaptacyjne \rightarrow ocena\ skutków$$

Wybór tematu znajduje uzasadnienie w trzech kluczowych aspektach: aktualności problemu (presja na odporne systemy produkcyjne w erze niepewności), istotności praktycznej (potrzeba przemysłu do podnoszenia niezawodności planowania) oraz wartości naukowej (brak spójnego wykorzystania informacji predykcyjnej do wcześniejszego rozpoznania zagrożenia realizacji planu, uruchomienia adaptacji i wyboru działania ograniczającego skutki zakłócenia). Tematyka odpowiada wyzwaniom praktyki gospodarczej, takim jak budowa odpornych łańcuchów dostaw (ang. resilient supply chains) [1, 22], oraz potrzebom teorii zarządzania produkcją i logistyki.

1. Współczesne systemy planowania produkcji a zakłócenia systemowe

1.1. Planowanie produkcji w nowoczesnych systemach wytwarzania

Planowanie produkcji to jeden z podstawowych procesów decyzyjnych w przedsiębiorstwie produkcyjnym, ponieważ bezpośrednio wpływa na możliwość realizacji celów operacyjnych, ekonomicznych i jakościowych. W kontekście inżynierii produkcji jego istotą jest określenie, co, w jakiej ilości, w jakim terminie oraz przy wykorzystaniu jakich zasobów powinno zostać wytworzone. Oznacza to konieczność ustalenia struktury produkcji w czasie z uwzględnieniem dostępnych zdolności produkcyjnych, ograniczeń technologicznych oraz warunków organizacyjnych [38].

Planowanie nie jest jednak procesem jednorodnym. Decyzje podejmowane są na różnych poziomach i w różnych horyzontach czasowych. Na poziomie strategicznym dotyczą przede wszystkim kształtowania zdolności produkcyjnych, konfiguracji systemu wytwarzania czy zakresu oferowanych produktów. Poziom taktyczny obejmuje m.in. bilansowanie popytu i podaży, planowanie wykorzystania zdolności produkcyjnych oraz tworzenie głównych planów produkcji. Najbardziej szczegółowy jest poziom operacyjny, na którym rozstrzyga się kolejność realizacji zadań, terminy poszczególnych operacji oraz ich przypisanie do konkretnych zasobów [39].W praktyce proces ten jest wspierany przez systemy informatyczne klasy ERP, MRP II oraz APS. Systemy te integrują dane dotyczące zamówień, technologii wykonania, stanów materiałowych, dostępności zasobów i ograniczeń produkcyjnych. Sama dostępność dużej ilości danych nie oznacza jednak, że plan pozostaje aktualny w trakcie jego realizacji. Wiele klasycznych metod planistycznych bazuje na założeniach deterministycznych i wykorzystuje wartości wejściowe przyjęte dla określonego momentu planowania. Jeżeli warunki realizacji ulegają zmianie, przyjęte wcześniej założenia mogą szybko stracić aktualność.

Dodatkowym problemem jest wielokryterialny charakter planowania produkcji. Przedsiębiorstwo dąży jednocześnie do terminowej realizacji zleceń, ograniczenia kosztów i zapasów oraz możliwie wysokiego wykorzystania zasobów. Cele te nie zawsze są ze sobą zgodne. Przykładowo zwiększanie wykorzystania zasobów może prowadzić do wzrostu produkcji w toku, natomiast utrzymywanie dodatkowych buforów może poprawiać odporność planu, ale jednocześnie obniżać jego efektywność. Dlatego w rzeczywistych warunkach produkcyjnych plan jest efektem kompromisu pomiędzy kilkoma celami, a nie rozwiązaniem optymalnym z punktu widzenia jednego kryterium.

Znaczenie tego problemu rośnie wraz ze zmiennością środowiska produkcyjnego. Zmiany priorytetów klientów, funkcjonowanie w ramach globalnych łańcuchów dostaw oraz wymagania jakościowe powodują, że warunki realizacji produkcji mogą odbiegać od tych, które przyjęto podczas tworzenia planu [20]. Plan produkcji podlega więc korektom, a część wcześniej podjętych decyzji musi być ponownie oceniana. Ograniczenia klasycznych podejść ujawniają się szczególnie wtedy, gdy zmiana ma charakter nagły i jej skutki obejmują więcej niż jedno zlecenie lub jeden zasób [4].

Problem ten jest jeszcze bardziej widoczny w środowiskach produkcyjnych o wysokiej złożoności technologicznej. W przypadku zaawansowanych komponentów silników lotniczych pojedyncze zlecenie może obejmować wiele operacji, zależności materiałowych i zasobowych oraz dodatkowe wymagania jakościowe. Zakłócenie występujące na jednym etapie nie musi więc pozostawać zdarzeniem lokalnym. Może wpływać na realizację kolejnych operacji, dostępność zasobów dla innych zleceń, poziom produkcji w toku, a ostatecznie również na termin realizacji produktu. Z punktu widzenia planowania istotne staje się zatem nie tylko samo wykrycie odchylenia, lecz również ocena jego skutków i odpowiednie dostosowanie planu do zmienionych warunków.

Powyższe uwarunkowania wskazują, że skuteczność procesu planowania produkcji w coraz większym stopniu zależy od charakterystyki wytwarzanego asortymentu oraz złożoności procesów technologicznych. W szczególności dotyczy to produkcji zaawansowanych komponentów, dla których wymagania jakościowe, technologiczne i organizacyjne znacząco podnoszą wrażliwość systemu planistycznego na zakłócenia.

1.2. Specyfika planowania produkcji zaawansowanych komponentów silników lotniczych

Produkcja zaawansowanych komponentów stanowi szczególną kategorię działalności wytwórczej, charakteryzującą się wysokim stopniem złożoności technologicznej oraz restrykcyjnymi wymaganiami jakościowymi. Do tej grupy zalicza się m.in. komponenty stosowane w przemyśle lotniczym, motoryzacyjnym, medycznym, energetycznym oraz w systemach mechatronicznych, gdzie precyzja wykonania, niezawodność oraz powtarzalność procesów odgrywają kluczową rolę.

Planowanie produkcji zaawansowanych komponentów różni się istotnie od planowania produkcji masowej lub wielkoseryjnej. Procesy wytwarzania mają często charakter jednostkowy lub małoseryjny, a marszruty technologiczne obejmują wiele operacji o zróżnicowanym czasie trwania, realizowanych na wyspecjalizowanych stanowiskach roboczych. Dodatkowo występują długie czasy przezbrojeń, ograniczona dostępność zasobów krytycznych oraz wysoka zależność pomiędzy kolejnymi operacjami technologicznymi.[38]

Istotnym aspektem planowania w tego typu systemach jest konieczność spełnienia rygorystycznych norm jakościowych oraz certyfikacyjnych. Wymusza to uwzględnianie w planach produkcji dodatkowych operacji kontrolnych, testów oraz walidacji procesów, co zwiększa liczbę ograniczeń planistycznych oraz zmniejsza elastyczność harmonogramów. Każde odstępstwo od planu, nawet o niewielkiej skali, może prowadzić do znaczących konsekwencji czasowych i kosztowych.

Produkcja zaawansowanych komponentów w przemyśle lotniczym musi charakteryzować się również wysoką odpornością na zakłócenia systemowe. Zmiany planów klienta, awarie maszyn, opóźnienia dostaw materiałów o specyficznych parametrach, niedostępność wykwalifikowanego personelu czy błędy informacyjne mogą prowadzić do kaskadowych zaburzeń realizacji planu produkcji. W tego typu systemach klasyczne podejścia planistyczne, oparte na sztywnych harmonogramach, wykazują ograniczoną zdolność do skutecznej reakcji na zmieniające się warunki realizacyjne. [1, 32]

W rezultacie planowanie produkcji zaawansowanych komponentów wymaga podejść uwzględniających niepewność środowiska produkcyjnego oraz zdolność systemu do adaptacji w czasie rzeczywistym. Zwiększanie odporności planów produkcyjnych staje się jednym z kluczowych wyzwań współczesnej inżynierii produkcji, stanowiąc bezpośrednie uzasadnienie dla zastosowania metod adaptacyjnych oraz narzędzi sztucznej inteligencji w procesach planistycznych [17]

Rozwój metod planowania w przedsiębiorstwach produkcyjnych przebiegał etapami, od prostych systemów kontroli zapasów po zintegrowane platformy wspierające podejmowanie decyzji w czasie rzeczywistym. Każdy kolejny etap stanowił odpowiedź na rosnącą złożoność procesów produkcyjnych, globalizację rynków oraz potrzebę elastycznego reagowania na zmieniające się warunki otoczenia.

Material Requirements Planning (MRP) powstało w latach 60. XX wieku jako metoda planowania zapotrzebowania materiałowego. Jej głównym celem było zapewnienie dostępności materiałów i komponentów do produkcji przy jednoczesnym minimalizowaniu poziomu zapasów. Podstawą MRP była struktura wyrobu (BOM – Bill of Materials), dane o stanach magazynowych oraz plan główny produkcji (MPS).

Systemy MRP pozwalały na obliczenie terminów zamówień i wielkości partii produkcyjnych, jednak miały charakter jednokierunkowy – uwzględniały zapotrzebowanie materiałowe, ale nie brały pod uwagę ograniczeń zasobowych, takich jak moce produkcyjne czy dostępność maszyn.

W latach 80. rozwinięto koncepcję MRP do MRP II (Manufacturing Resource Planning). System ten obejmował nie tylko planowanie materiałów, ale także zarządzanie wszystkimi zasobami produkcyjnymi, w tym maszynami, personelem i finansami.

MRP II stanowił już zamkniętą pętlę planowania – wyniki planów mogły być symulowane, a następnie weryfikowane w kontekście rzeczywistych ograniczeń przedsiębiorstwa. Wprowadzono także funkcje analizy scenariuszowej („co-jeśli”), co umożliwiało ocenę konsekwencji różnych decyzji.

Kolejnym etapem było rozszerzenie funkcjonalności systemów planowania na cały przedsiębiorczy ekosystem. ERP (Enterprise Resource Planning), które zaczęły dominować w latach 90., integrowały wszystkie kluczowe obszary działalności firmy – od produkcji, przez logistykę i zaopatrzenie, aż po sprzedaż, finanse i kadry.

ERP zapewniało jedno wspólne źródło danych i ujednolicony przepływ informacji między działami, co znacząco zwiększyło przejrzystość i spójność procesów biznesowych. Systemy te były szczególnie ważne w kontekście globalizacji i złożonych łańcuchów dostaw, jednak wciąż opierały się głównie na planowaniu deterministycznym, z ograniczonym uwzględnieniem niepewności i zmienności rynku.

Wraz z rosnącą dynamiką rynków i potrzebą szybkiego reagowania pojawiły się systemy APS (Advanced Planning and Scheduling). Ich podstawową cechą jest wykorzystanie zaawansowanych algorytmów optymalizacyjnych i symulacyjnych, które pozwalają na planowanie w czasie rzeczywistym z uwzględnieniem ograniczeń zasobowych i zmienności otoczenia.

APS umożliwia harmonogramowanie produkcji, optymalizację wykorzystania zasobów oraz dynamiczne dostosowywanie planów do zmieniających się

warunków – np. awarii maszyn, opóźnień dostaw czy zmiennych zamówień klientów.

W odróżnieniu od ERP, które koncentruje się na integracji danych, APS skupia się na optymalizacji i szybkości podejmowania decyzji, co czyni go fundamentem nowoczesnych koncepcji, takich jak cyfrowe bliźniaki (Digital Twins) czy inteligentne planowanie oparte na sztucznej inteligencji.

Analiza porównawcza systemów znajduje się w poniższej tabeli 1-1

Tabela 1-1Specyfikacja klas systemów

Kryterium / System	MRP (Material Requirements Planning)	MRP II (Manufacturing Resource Planning)	ERP (Enterprise Resource Planning)	APS (Advanced Planning and Scheduling)
Okres rozwoju	lata 60. XX w.	lata 80. XX w.	lata 90. XX w.	od końca lat 90. do dziś
Cel główny	Zapewnienie dostępności materiałów przy minimalnych zapasach	Planowanie i kontrola wszystkich zasobów produkcyjnych	Integracja procesów biznesowych w całym przedsiębiorstwie	Optymalizacja planów i harmonogramów w czasie rzeczywistym
Zakres	Planowanie materiałów	Planowanie materiałów + zasoby produkcyjne	Całe przedsiębiorstwo (produkcja, logistyka, finanse, HR, sprzedaż)	Planowanie produkcji z uwzględnieniem ograniczeń i zmienności
Charakter danych	Jednokierunkowe (od zapotrzebowania do zamówień)	Pętla zamknięta – sprzężenie zwrotne	Wspólna baza danych dla całej organizacji	Dynamiczne, aktualizowane w czasie rzeczywistym
Uwzględnianie ograniczeń	Brak (nie uwzględnia mocy produkcyjnych)	Częściowe (zasoby, symulacje „co-jeśli”)	Ograniczone (integracja, nie optymalizacja)	Pełne – moce produkcyjne, czasy realizacji, dostępność zasobów
Metody	Deterministyczne obliczenia zapotrzebowania	Symulacje i analiza scenariuszy	Integracja procesów i danych	Algorytmy optymalizacyjne, symulacje, AI
Kluczowa korzyść	Lepsze zarządzanie zapasami	Zrównoważone planowanie zasobów	Integracja i spójność procesów biznesowych	Elastyczność i optymalizacja w dynamicznym otoczeniu

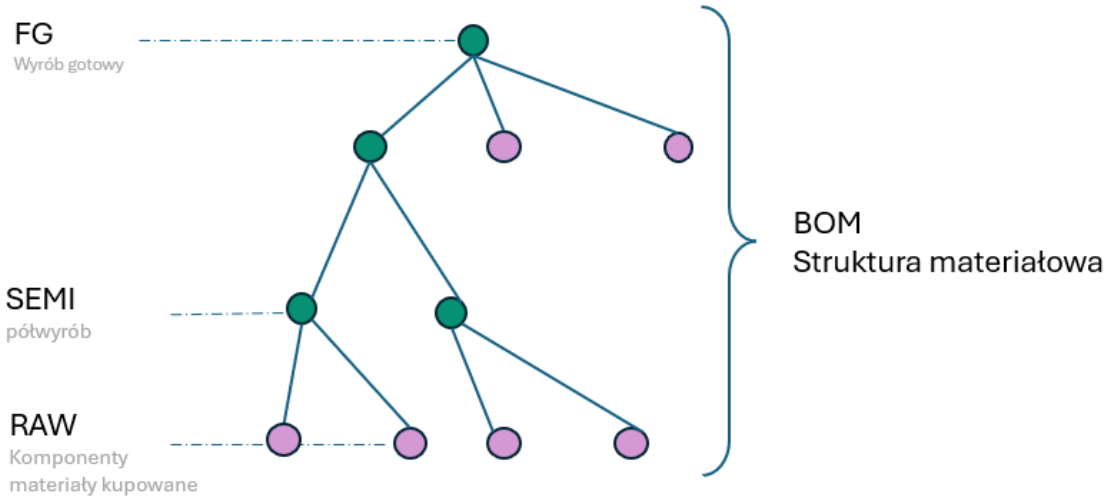
1.3. Modele i systemy planowania komponentów materiałowych

Planowanie komponentów materiałowych stanowi kluczowy element procesów produkcyjnych, ponieważ od jego jakości zależy nie tylko ciągłość produkcji, ale także poziom kosztów zapasów i terminowość dostaw [40,43]. W literaturze i praktyce zarządzania produkcją wyodrębnia się kilka podstawowych elementów, które tworzą fundamenty modeli planowania: strukturę wyrobu (BOM), czas realizacji (ang. lead time) oraz zapas bezpieczeństwa (ang. safety stock) [37,40,43].

Bill of Materials (BOM) to hierarchiczna lista wszystkich komponentów, części i podzespołów potrzebnych do wytworzenia określonego wyrobu [40, 44]. BOM

stanowi podstawowy punkt wyjścia w planowaniu materiałowym, ponieważ umożliwia przełożenie planu produkcji na szczegółowe zapotrzebowanie materiałowe [37, 40].

W zależności od poziomu szczegółowości, wyróżnia się BOM jedno- i wielopoziomowe. W systemach planistycznych BOM pełni funkcję mapy struktury produktu, wykorzystywanej do obliczania zależności między zapotrzebowaniem na produkt końcowy a zapotrzebowaniem na komponenty niższych poziomów [37, 40]. Prawidłowo zdefiniowany BOM pozwala uniknąć braków w zaopatrzeniu i zapewnia spójność danych pomiędzy działami produkcji, logistyki i zakupów [43]. Schemat BOM przedstawiono na rysunku 1-1.



Rysunek 1-1 Drzewo BOM (opracowanie własne)

Lead time to czas niezbędny do pozyskania komponentu – od momentu złożenia zamówienia do jego dostępności w procesie produkcyjnym. Wyróżnia się m.in.:

- **lead time zakupu** (czas dostawy od dostawcy),
- **lead time produkcyjny** (czas wytworzenia półproduktu wewnątrz przedsiębiorstwa),
- **lead time transportowy** (czas przesunięcia materiałów pomiędzy lokalizacjami).

Uwzględnienie czasów realizacji jest kluczowe dla precyzyjnego harmonogramowania produkcji i utrzymania płynności dostaw [37, 40]. Niedoszacowanie tego parametru prowadzi do opóźnień, a przeszacowanie – do nadmiernych buforów czasowych i wzrostu zapasów [38, 43]. Współczesne systemy planowania coraz częściej integrują dane w czasie rzeczywistym (np. o aktualnych czasach dostaw od dostawców), co zwiększa dokładność planów i umożliwia dynamiczne dostosowanie harmonogramów [11, 3].

Zapas bezpieczeństwa pełni rolę bufora chroniącego przedsiębiorstwo przed niepewnością popytu i ryzykiem opóźnień w dostawach [40, 43]. Jego optymalny poziom stanowi kompromis pomiędzy kosztem utrzymania dodatkowych zapasów a ryzykiem przestojów produkcyjnych [40].

Modele matematyczne stosowane do wyznaczania zapasu bezpieczeństwa bazują na analizie zmienności popytu, czasu realizacji oraz zakłóceń w łańcuchu

dostaw [38, 12]. W praktyce spotyka się zarówno proste reguły (np. procent od średniego zapotrzebowania), jak i zaawansowane metody probabilistyczne, wykorzystujące rozkłady statystyczne i poziom obsługi klienta (ang. service level) [43].

Współczesne systemy planistyczne, takie jak MRP, ERP czy APS, integrują informacje dotyczące BOM, czasów trwania oraz zapasów bezpieczeństwa., umożliwiając spójne i dynamiczne zarządzanie zapotrzebowaniem materiałowym [37, 40]. W ramach zintegrowanych modeli uwzględnia się zarówno dane historyczne, jak i prognozy popytu, co pozwala na redukcję ryzyka zakłóceń i poprawę terminowości dostaw [9, 10].

Coraz częściej do optymalizacji planów wykorzystywane są również metody sztucznej inteligencji i uczenia maszynowego, które umożliwiają dynamiczne dostosowywanie poziomu zapasów bezpieczeństwa i harmonogramów dostaw do aktualnych warunków rynkowych [3,4, 11].

Modele planowania komponentów materiałowych opierają się na trzech fundamentach: strukturze wyrobu (BOM), czasie realizacji (ang. lead times) oraz zapasach bezpieczeństwa (ang. safety stock). Ich integracja w nowoczesnych systemach planowania pozwala przedsiębiorstwom na zwiększenie elastyczności, redukcję kosztów i minimalizację ryzyka zakłóceń w procesie produkcyjnym [23, 27,37].

1.4. Problemy klasycznych systemów planistycznych

Mimo że systemy planowania zasobów materiałowych (MRP) stanowiły przełom w zarządzaniu produkcją, w praktyce ujawniły szereg istotnych ograniczeń [37, 40]. Wynikają one zarówno z samej logiki ich działania, jak i z warunków otoczenia rynkowego, które charakteryzuje się rosnącą zmiennością popytu i skracaniem cyklu życia produktów [20, 24]. Do najczęściej wskazywanych problemów klasycznych systemów planistycznych należą m.in. efekt byczego bicza (ang. bullwhip effect) oraz brak elastyczności planów [35, 36].

Efekt byczego bicza odnosi się do zjawiska stopniowego potęgowania wahań popytu wzdłuż łańcucha dostaw [35]. Niewielkie zmiany w zapotrzebowaniu klienta końcowego mogą prowadzić do coraz większych odchyleń prognoz i planów na kolejnych szczeblach – od dystrybutora, poprzez producenta, aż po dostawców komponentów [1, 5]. W klasycznych systemach MRP efekt ten wynika z kilku czynników:

- **deterministycznego charakteru obliczeń** – plan bazuje na prognozach i danych wejściowych, które często są obarczone błędem [38 ,40]
- **braku mechanizmów tłumienia zmienności** – każda korekta prognozy powoduje automatyczne przeliczenie i wygenerowanie nowych zleceń [37,43]
- **sekwencyjnego przepływu informacji** – dane popytowe przekazywane są etapami, co powoduje ich opóźnienie i dodatkowe zniekształcenie. [1,35]

Skutkiem efektu byczego bicza jest nadmierna akumulacja zapasów, niestabilność planów oraz spadek efektywności wykorzystania zasobów [35, 36]. Dla przedsiębiorstw oznacza to zwiększone koszty logistyczne, ryzyko braków

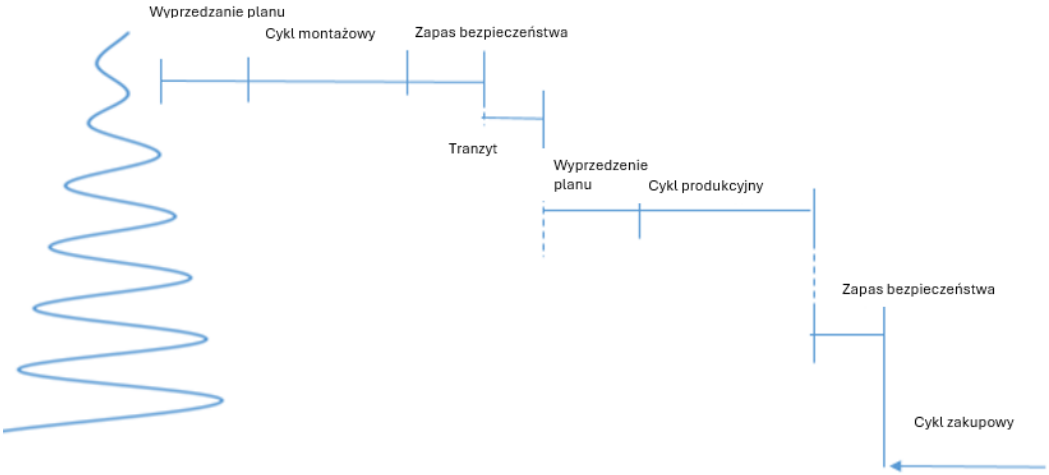
magazynowych oraz trudności w utrzymaniu wysokiego poziomu obsługi klienta [43]

Drugim kluczowym problemem jest ograniczona zdolność klasycznych systemów planistycznych do reagowania na zmiany w otoczeniu. MRP zakłada stabilność parametrów wejściowych (czasy dostaw, zapotrzebowanie, wielkości partii produkcyjnych), które w praktyce często ulegają dynamicznym fluktuacjom [38, 24]. Brak wbudowanych mechanizmów adaptacyjnych skutkuje:

• sztywnością planów – raz wygenerowany harmonogram jest trudny do modyfikacji w odpowiedzi na nagłe zmiany [37, 40],

• wysoką wrażliwością na zakłócenia – nawet niewielkie opóźnienia dostaw lub awarie maszyn prowadzą do „rozsypania się" planu [4, 5],

• niedostosowaniem do realiów współczesnej produkcji – zorientowanej na zróżnicowanie asortymentu, krótkie serie produkcyjne i rosnące oczekiwania klientów w zakresie czasu realizacji [20, 21].



Rysunek 1-2 Efekt bullwhip i elastyczność planu (opracowanie własne)

Efekt byczego bicza (bullwhip effect) opisuje amplifikację zmienności popytu, natomiast jego rozszerzeniem w warunkach współczesnych łańcuchów dostaw jest tzw. ripple effect, czyli propagacja zakłóceń w strukturze sieciowej systemu [5]. W odróżnieniu od klasycznego podejścia, które koncentruje się głównie na przepływie informacji popytowej, ta koncepcja uwzględnia rzeczywiste zakłócenia operacyjne, takie jak opóźnienia dostaw, awarie produkcyjne czy ograniczenia dostępności zasobów.

Dolgui, Ivanov i Sokolov [5] wskazują, że zakłócenia w jednym ogniwie łańcucha dostaw mogą prowadzić do kaskadowych efektów w całym systemie, powodując nieliniowe i trudne do przewidzenia zmiany w planach produkcyjnych i logistycznych. W przeciwieństwie do efektu byczego bicza, który ma charakter głównie informacyjny, ripple effect obejmuje zarówno przepływy materiałowe, jak i operacyjne zależności pomiędzy zasobami, co czyni go bardziej adekwatnym modelem dla złożonych systemów produkcyjnych.

Powyższe ograniczenia stały się impulsem do poszukiwania nowych koncepcji w obszarze planowania. Efekt byczego bicza oraz brak elastyczności przyczyniły się do rozwoju metod, które integrują dane w czasie rzeczywistym, uwzględniają niepewność oraz wspierają optymalizację wielokryterialną (np. systemy APS – Advanced Planning and Scheduling). Ewolucja systemów planistycznych od MRP w kierunku ERP i APS można zatem postrzegać jako odpowiedź na niedoskonałości klasycznych podejść, które choć innowacyjne w

swoim czasie, nie były dostosowane do złożoności i zmienności współczesnych łańcuchów dostaw.

1.5. Wymagania planowania w kontekście założeń Przemysłu 4.0

W tradycyjnych systemach produkcyjnych planowanie opiera się na statycznych danych i okresowych aktualizacjach [37, 40]. W erze Przemysłu 4.0 proces planowania musi odpowiadać na zmienność i niepewność otoczenia — zarówno wewnętrznego (linie, maszyny, operatorzy), jak i zewnętrznego (popyt, zakłócenia łańcucha dostaw) [18, 23, 24].

Kluczowym wymogiem staje się integracja planowania z danymi w czasie rzeczywistym lub znaczne zwiększenie częstotliwości odświeżania i automatyzacja [17, 25]. Kolejnym krokiem jest zdolność systemów do autonomicznego podejmowania decyzji, wspierana przez analitykę danych i algorytmy sztucznej inteligencji [11, 3].

Integracja danych i interoperacyjność systemów

- Dostęp do danych z wielu źródeł (MES, ERP, SCADA, IoT, systemy jakości)[18 ,17]
- Wymóg standaryzacji danych (np. OPC UA, RAMI 4.0, ISA-95).
- Możliwość łączenia danych historycznych, bieżących i predykcyjnych w jednym środowisku planistycznym.[11,17,26]

Operując z narzędziami AI, dane muszą być dostępne, spójne i oznaczone kontekstowo, aby algorytmy uczenia maszynowego mogły tworzyć modele predykcyjne [3, 11, 12]

Współczesne systemy planowania produkcji, funkcjonujące w realiach Przemysłu 4.0, muszą spełniać szereg nowych wymagań związanych z elastycznością i adaptacyjnością. W przeciwieństwie do klasycznych podejść, opartych na statycznych harmonogramach, rośnie znaczenie zdolności do dynamicznego przeliczania planów produkcyjnych w odpowiedzi na zmieniające się warunki operacyjne i rynkowe [37, 23]. Obejmuje to zarówno zakłócenia wewnętrzne (np. awarie maszyn), jak i zewnętrzne (np. zmiany popytu czy przerwy w dostawach) [4, 24].

Istotnym elementem nowoczesnych systemów planistycznych staje się wykorzystanie analiz scenariuszowych typu co jeżeli – (ang. what-if), które umożliwiają ocenę alternatywnych wariantów działania i wspierają podejmowanie decyzji zarówno na poziomie operacyjnym, jak i strategicznym [4]. W konsekwencji obserwuje się przejście od klasycznego planowania MRP w kierunku adaptacyjnego harmonogramowania (ang. adaptive scheduling), które uwzględnia zmienność parametrów w czasie rzeczywistym oraz zdolność systemu do samo dostosowania [21, 23].

Równolegle rośnie znaczenie transparentności procesów decyzyjnych oraz wizualizacji danych planistycznych. W kontekście wykorzystania metod sztucznej inteligencji kluczowe staje się zapewnienie interpretowalności modeli (ang. explainable AI), co pozwala użytkownikom na zrozumienie logiki podejmowanych decyzji [3, 11]. Wizualizacja danych odgrywa istotną rolę w prezentacji aktualnego stanu systemu produkcyjnego oraz skutków potencjalnych zmian planu, wspierając tym samym proces decyzyjny [11]. Nowoczesne interfejsy

człowiek–maszyna (HMI) umożliwiają interaktywną analizę scenariuszy oraz integrację analityki predykcyjnej z narzędziami wspomagania decyzji [17, 26].

Kolejnym kierunkiem rozwoju jest decentralizacja procesów planistycznych oraz wzrost autonomii decyzyjnej systemów produkcyjnych. Zamiast centralnie sterowanych systemów planowania coraz częściej stosuje się podejścia oparte na agentach, w których poszczególne zasoby (np. maszyny lub linie produkcyjne) podejmują decyzje lokalne w oparciu o globalne cele systemu [18, 21]. Wymaga to zdolności do współpracy i negocjacji między agentami (multi-agent systems), a także dynamicznej alokacji zasobów w oparciu o aktualny stan systemu [20].

W kontekście rosnącego znaczenia zrównoważonego rozwoju, planowanie produkcji musi uwzględniać nie tylko efektywność kosztową, lecz także aspekty środowiskowe i energetyczne. Integracja wskaźników zrównoważonego rozwoju, takich jak ślad węglowy czy zużycie energii, staje się istotnym elementem nowoczesnych modeli planistycznych [16, 19]. W tym zakresie szczególnego znaczenia nabierają metody predykcyjne, które umożliwiają optymalizację wykorzystania zasobów oraz ograniczenie negatywnego wpływu na środowisko [11].

Transformacja planowania w kierunku Przemysłu 4.0 wiąże się również z koniecznością rozwoju nowych kompetencji w organizacjach. Obejmują one zdolność do analizy danych i modelowania procesów, zrozumienie działania algorytmów sztucznej inteligencji oraz umiejętność współpracy z systemami autonomicznymi i interpretacji ich decyzji [3, 11].

W rezultacie planowanie produkcji ewoluuje od podejścia reaktywnego, opartego na historycznych danych, w kierunku planowania predykcyjnego i adaptacyjnego. Kluczową rolę odgrywają tu metody sztucznej inteligencji, które umożliwiają przewidywanie odchyleń, automatyczne rekomendowanie decyzji oraz zwiększenie elastyczności i odporności planów produkcyjnych [3, 4, 23].

1.6. Konsekwencje i znaczenie dla dalszej ewolucji systemów planistycznych

Zakłócenia systemowe stanowią jeden z głównych problemów funkcjonowania współczesnych systemów wytwarzania, szczególnie w warunkach wysokiej zmienności otoczenia oraz postępującej cyfryzacji procesów produkcyjnych [18, 24]. W aktualnych badaniach zakłócenia definiowane są jako zdarzenia o charakterze losowym lub częściowo przewidywalnym, które powodują istotne odchylenia rzeczywistego przebiegu procesów produkcyjnych od przyjętych planów, prowadząc do degradacji wydajności systemu oraz destabilizacji harmonogramów produkcyjnych [33, 22].

Współczesna literatura podkreśla systemowy charakter zakłóceń, wskazując, że ich wpływ rzadko ogranicza się do pojedynczego procesu lub zasobu. Wysoki stopień integracji systemów wytwarzania, charakterystyczny dla koncepcji Przemysłu 4.0, sprzyja propagacji zakłóceń w formie efektów kaskadowych, obejmujących zarówno poziom operacyjny, jak i decyzyjny systemu produkcyjnego [23, 31]. Zjawisko to jest ściśle powiązane z koncepcją propagacji zakłóceń w strukturze sieciowej, opisującą rozprzestrzenianie się zakłóceń w strukturach sieciowych łańcuchów dostaw [5].

Zakłócenia systemowe mogą być generowane przez czynniki wewnętrzne, takie jak awarie maszyn, zakłócenia cyber-fizyczne, błędy algorytmów planistycznych czy niedostępność danych w czasie rzeczywistym [18, 20]. Jednocześnie coraz większe znaczenie mają zakłócenia zewnętrzne, wynikające

z niestabilności łańcuchów dostaw, ograniczeń energetycznych, zdarzeń klimatycznych oraz globalnych kryzysów gospodarczych [24, 30]. Badania przeprowadzone po 2020 roku jednoznacznie wskazują, że zakłócenia te mają charakter wielowymiarowy i długofalowy, co istotnie utrudnia ich kompensację przy użyciu klasycznych metod planowania produkcji [33, 24].

W najnowszych opracowaniach proponuje się rozszerzoną klasyfikację zakłóceń systemowych, obejmującą m.in. zakłócenia technologiczne, informacyjne, organizacyjne, środowiskowe oraz cybernetyczne [26, 17]. Szczególną uwagę zwraca się na zakłócenia informacyjne, wynikające z niespójności danych, opóźnień w ich aktualizacji oraz błędów modeli decyzyjnych, które w środowiskach cyfrowych mogą prowadzić do błędnych decyzji planistycznych o szerokim zakresie oddziaływania [26, 3].

Zakłócenia systemowe mają bezpośredni wpływ na proces planowania produkcji, prowadząc do obniżenia stabilności harmonogramów, spadku wykorzystania zasobów oraz wzrostu kosztów operacyjnych [40, 43]. W odpowiedzi na zakłócenia przedsiębiorstwa zmuszone są do częstego przeplanowania, które w warunkach wysokiej zmienności może generować efekt tzw. „chaosu decyzyjnego”, polegający na utracie spójności planów i obniżeniu ich jakości [6, 27].

W kontekście produkcji zaawansowanych komponentów zakłócenia systemowe stanowią szczególne wyzwanie ze względu na wysoką złożoność procesów technologicznych oraz ograniczoną możliwość stosowania buforów czasowych i materiałowych [20, 21]. Badania wskazują, że w tego typu systemach kluczowym problemem staje się nie tylko szybkie reagowanie na zakłócenia, lecz również zdolność systemu planistycznego do przewidywania ich skutków oraz adaptacyjnego dostosowywania planów produkcji w czasie rzeczywistym [4, 31].

Podsumowując, zakłócenia systemowe w nowoczesnych systemach wytwarzania charakteryzują się wysoką złożonością, silnym oddziaływaniem oraz zdolnością do propagacji w obrębie całego systemu produkcyjnego [5, 33]. Ich rosnące znaczenie, w połączeniu z ograniczeniami klasycznych metod planowania, uzasadnia konieczność rozwoju adaptacyjnych mechanizmów planowania produkcji, wykorzystujących narzędzia sztucznej inteligencji w celu zwiększenia odporności systemów wytwarzania [3, 23, 31].

1.7. Wpływ zakłóceń systemowych na proces planowania produkcji

Zakłócenia systemowe wywierają istotny wpływ na wszystkie etapy procesu planowania produkcji, począwszy od planowania zdolności produkcyjnych, poprzez harmonogramowanie operacyjne, aż po bieżące sterowanie realizacją zleceń. W warunkach zwiększonej zmienności otoczenia produkcyjnego plan produkcji coraz rzadziej może być traktowany jako stabilny punkt odniesienia, a coraz częściej jako struktura dynamiczna, wymagająca ciągłej weryfikacji i aktualizacji [6, 27].

Jednym z podstawowych skutków występowania zakłóceń systemowych jest degradacja jakości harmonogramów produkcyjnych. Awarie maszyn, opóźnienia dostaw materiałów lub niedostępność zasobów prowadzą do naruszenia przyjętych sekwencji operacji, co skutkuje wzrostem opóźnień realizacji zleceń oraz obniżeniem terminowości dostaw [4, 5]. W systemach o wysokiej złożoności technologicznej i ograniczonej redundancji zasobów nawet niewielkie zakłócenia

mogą powodować znaczące odchylenia czasowe oraz destabilizację przepływu produkcji [20, 21].

Zakłócenia systemowe wpływają również na efektywność wykorzystania zasobów produkcyjnych. W wyniku nieplanowanych przestojów oraz konieczności zmian harmonogramów dochodzi do nierównomiernego obciążenia stanowisk roboczych, powstawania wąskich gardeł oraz wzrostu liczby operacji realizowanych w warunkach suboptymalnych. Zjawiska te prowadzą do obniżenia wskaźników efektywności operacyjnej oraz wzrostu kosztów jednostkowych produkcji [22, 43].

Istotnym problemem w kontekście planowania produkcji jest tzw. nerwowość planów (ang. plan nervousness), polegająca na częstych i gwałtownych zmianach harmonogramów produkcyjnych w odpowiedzi na zakłócenia. Nadmierne przeplanowanie prowadzi do utraty stabilności systemu decyzyjnego, zwiększa obciążenie informacyjne personelu planistycznego oraz może powodować dalsze zakłócenia operacyjne [38, 43]. W środowiskach cyfrowych efekt ten bywa dodatkowo wzmacniany przez automatyczne mechanizmy reagowania oparte na niepełnych lub opóźnionych danych [26, 3].

Zakłócenia systemowe ujawniają również ograniczenia klasycznych metod planowania produkcji, opartych na założeniach deterministycznych i statycznych. Modele te nie uwzględniają w sposób wystarczający niepewności parametrów wejściowych ani dynamicznych zmian warunków realizacji produkcji, co prowadzi do szybkiej dezaktualizacji planów oraz konieczności ręcznej ingerencji planistów [38, 40]. W konsekwencji proces planowania traci spójność, a decyzje podejmowane są w trybie reaktywnym, zamiast proaktywnym [31, 26].

W przypadku produkcji zaawansowanych komponentów wpływ zakłóceń systemowych na planowanie produkcji jest szczególnie dotkliwy. Wysoka złożoność procesów technologicznych, długie czasy realizacji oraz ograniczona dostępność zasobów krytycznych powodują, że możliwości kompensacji zakłóceń są znacznie ograniczone [20, 21]. Każda zmiana harmonogramu może prowadzić do zaburzenia przepływu produkcji, opóźnień w procesach kontroli jakości oraz zwiększonego ryzyka niespełnienia wymagań operacyjnych [4, 5].

W najnowszych badaniach podkreśla się, że skuteczne planowanie produkcji w warunkach zakłóceń systemowych wymaga odejścia od podejść reaktywnych na rzecz mechanizmów predykcyjnych i adaptacyjnych. Zdolność systemu planistycznego do przewidywania skutków zakłóceń, dynamicznego dostosowywania harmonogramów oraz utrzymania akceptowalnego poziomu stabilności planów staje się kluczowym czynnikiem determinującym odporność systemów wytwarzania [27, 6].

Podsumowując, zakłócenia systemowe prowadzą do istotnej degradacji procesu planowania produkcji, wpływając negatywnie na stabilność harmonogramów, efektywność wykorzystania zasobów oraz poziom kosztów operacyjnych [33, 5]. Ograniczenia klasycznych metod planowania w tym zakresie uzasadniają potrzebę rozwoju adaptacyjnych mechanizmów planowania produkcji, zdolnych do zwiększania odporności systemów wytwarzania w warunkach dynamicznych i niepewnych [3, 23, 31].

1.8. Ograniczenia klasycznych metod planowania produkcji w warunkach zakłóceń systemowych

Klasyczne metody planowania produkcji, pomimo ich szerokiego zastosowania w praktyce przemysłowej, wykazują istotne ograniczenia w warunkach występowania zakłóceń systemowych. Metody te zostały zaprojektowane w oparciu o założenia deterministyczne, zakładające względną stabilność środowiska produkcyjnego, pełną dostępność zasobów oraz wysoką jakość danych wejściowych [42, 33]. W realiach współczesnych systemów wytwarzania, charakteryzujących się wysoką zmiennością i niepewnością, założenia te są coraz częściej niespełnione [24, 33].

Jednym z kluczowych ograniczeń klasycznych podejść planistycznych jest ich reaktywny charakter. Wystąpienie zakłócenia skutkuje koniecznością ponownego wygenerowania planu lub ręcznej modyfikacji harmonogramu, co prowadzi do opóźnień decyzyjnych oraz destabilizacji systemu produkcyjnego [31, 27]. Brak mechanizmów predykcyjnych powoduje, że decyzje planistyczne podejmowane są *ex post*, po wystąpieniu negatywnych skutków zakłócenia, zamiast w sposób proaktywny [6, 27].

Kolejnym istotnym ograniczeniem jest niska odporność klasycznych planów produkcji na zmiany warunków realizacji. Harmonogramy generowane przy użyciu tradycyjnych metod charakteryzują się wysoką wrażliwością na nawet niewielkie odchylenia parametrów wejściowych, takich jak czasy operacji, dostępność zasobów czy terminy dostaw [38, 40]. W efekcie dochodzi do częstych i gwałtownych zmian, prowadzących do zjawiska nerwowości planowania (ang. *plan nervousness*), które negatywnie wpływa na stabilność procesów produkcyjnych oraz obciąża personel planistyczny [43, 33].

Klasyczne metody planowania wykazują również ograniczoną zdolność do uwzględniania złożonych zależności występujących w nowoczesnych systemach wytwarzania. W szczególności dotyczy to systemów produkujących zaawansowane komponenty, gdzie procesy technologiczne są silnie powiązane, a liczba ograniczeń planistycznych jest znaczna [20]. Modele analityczne i heurystyczne stosowane w tradycyjnym planowaniu często upraszczają rzeczywistość produkcyjną, co prowadzi do powstawania planów trudnych do realizacji w warunkach rzeczywistych [21].

Ograniczenia klasycznych podejść są szczególnie widoczne w kontekście integracji planowania produkcji z cyfrowymi systemami wytwarzania. Pomimo wykorzystania zaawansowanych systemów informatycznych, takich jak ERP czy APS, mechanizmy decyzyjne pozostają w dużej mierze statyczne i niezdolne do samodzielnego uczenia się na podstawie danych historycznych oraz bieżących [37, 40]. Brak adaptacyjności powoduje, że systemy te nie są w stanie skutecznie dostosowywać swoich decyzji do zmieniających się warunków produkcyjnych [17,26].

W literaturze ostatnich lat podkreśla się również ograniczoną skalowalność klasycznych metod planowania w warunkach rosnącej złożoności systemów produkcyjnych. Wraz ze wzrostem liczby zasobów, operacji oraz ograniczeń, czas obliczeń oraz trudność znalezienia rozwiązań akceptowalnych z punktu widzenia praktyki przemysłowej znacząco rosną [20, 42]. Problem ten staje się szczególnie istotny w środowiskach wymagających szybkiej reakcji na zakłócenia oraz podejmowania decyzji w czasie zbliżonym do rzeczywistego [4, 31].

Podsumowując, klasyczne metody planowania produkcji nie zapewniają wystarczającej odporności systemów wytwarzania na zakłócenia systemowe, szczególnie w przypadku produkcji zaawansowanych komponentów. Ich deterministyczny, statyczny i reaktywny charakter ogranicza zdolność do skutecznego reagowania na zmienność i niepewność środowiska produkcyjnego [33, 5]. W konsekwencji uzasadnione staje się poszukiwanie nowych podejść planistycznych, opartych na adaptacyjnych mechanizmach decyzyjnych oraz wykorzystaniu narzędzi sztucznej inteligencji, których celem jest zwiększenie odporności planowania produkcji w warunkach zakłóceń systemowych [3, 23].

Integracja cyfrowych bliźniaków z mechanizmami adaptacyjnego podejmowania decyzji sterowanymi przez AI umożliwia systemom produkcyjnym przejście od planowania reaktywnego do proaktywnych i odpornych operacji [17, 31].

2. Przegląd stanu wiedzy w wybranych zagadnieniach

Współczesne systemy produkcyjne i łańcuchy dostaw funkcjonują w środowisku charakteryzującym się wysoką zmiennością, niepewnością oraz rosnącą częstotliwością zakłóceń. Globalizacja, rosnąca złożoność struktur produkcyjnych oraz wydarzenia takie jak pandemia COVID-19 ujawniły istotne ograniczenia tradycyjnych podejść do planowania operacyjnego. W szczególności systemy MRP oraz APS, bazujące na deterministycznych założeniach i statycznych danych wejściowych, wykazują ograniczoną skuteczność w warunkach dynamicznych zmian [37,38,40].

W odpowiedzi na te wyzwania rozwija się koncepcja resilient manufacturing, która zakłada zdolność systemu do absorpcji zakłóceń, adaptacji oraz utrzymania ciągłości operacyjnej [35; 36]. Równolegle rozwój technologii cyfrowych, w szczególności sztucznej inteligencji, cyfrowych bliźniaków oraz systemów cyber-fizycznych, umożliwia przejście do bardziej adaptacyjnych i autonomicznych modeli decyzyjnych [18; 16; 19].

2.1. Przegląd wiedzy - nowoczesna produkcja

Współczesne systemy wytwórcze znajdują się w punkcie zwrotnym, przechodząc od modeli skoncentrowanych wyłącznie na efektywności operacyjnej ku rozwiązaniom definiowanym przez zdolność do adaptacji w warunkach permanentnej niepewności. Przez dziesięciolecia fundamentem planowania produkcji były strategie lean manufacturing oraz zasada just-in-time, które dążyły do eliminacji wszelkich marnotrawstw i minimalizacji zapasów buforowych.[1, 2] Takie podejście, choć wysoce efektywne w stabilnych warunkach ekonomicznych, doprowadziło do powstania systemów niezwykle wrażliwych na najmniejsze nawet wahania w łańcuchach dostaw.[1, 3] Pandemia COVID-19, konflikty geopolityczne, gwałtowne zmiany klimatyczne oraz strukturalne przesunięcia w handlu globalnym ujawniły, że tradycyjne mechanizmy planowania są nieadekwatne do skali i tempa współczesnych zakłóceń systemowych.[4, 5, 6]

W obliczu tych wyzwań narodził się paradygmat Przemysł 5.0, który rozszerza technologiczną orientację Przemysłu 4.0 o wymiary ludzko centryczności, zrównoważonego rozwoju oraz, co najistotniejsze, odporności (ang. resilience).[3, 7, 9] Odporność nie jest już postrzegana jako pasywna cecha systemu, ale jako aktywny, adaptacyjny mechanizm zdolny do antycypacji, absorpcji i regeneracji po wystąpieniu wstrząsu.[10, 11] Kluczową rolę w tym procesie odgrywa sztuczna inteligencja (AI), która staje się „systemem nerwowym" inteligentnej fabryki, integrując dane z czujników IoT, systemów ERP oraz zewnętrznych sygnałów rynkowych w celu generowania autonomicznych decyzji w czasie rzeczywistym.[12, 13, 14]

Ewolucja ta wymusza głębokie zrozumienie mechanizmów, które pozwalają systemom wytwórczym nie tylko „przetrwać" zakłócenia, ale wykorzystać je jako impuls do optymalizacji i nauki. Analiza literatury z lat 2021–2025 wskazuje na gwałtowny wzrost liczby publikacji dotyczących zastosowań AI w budowaniu odporności, co jest bezpośrednią odpowiedzią na kaskadowe awarie globalnych

sieci dostaw.[4] AI umożliwia transformację łańcucha dostaw z modelu zorientowanego na technologię (ang. technology-driven) na model zorientowany na wartość (ang. value-driven), gdzie odporność jest kluczowym składnikiem długoterminowej konkurencyjności.[4]

W literaturze inżynieryjnej i zarządzania operacyjnego kluczowe jest rozróżnienie między pojęciami solidności (ang. robustness) a odporności (ang. resilience), które choć powiązane, opisują odmienne dynamiki systemowe. Solidność wywodzi się z łacińskiego słowa robustus, oznaczającego twardość i wytrzymałość, analogiczną do dębu.[2] System solidny jest zaprojektowany tak, aby opierać się zmianom i utrzymywać stabilność dzięki wrodzonej sile i przygotowanym planom awaryjnym dla przewidzianych scenariuszy.[15, 16] Miarą solidności w planowaniu produkcji jest często poziom obsługi (Service Level) utrzymywany w trakcie zakłócenia.[2]

Z kolei odporność pochodzi od łacińskiego resilire, co oznacza „odskoczyć" lub „odbić się".[2] Odporność to zdolność systemu do adaptacji i szybkiego powrotu do stanu pożądanego, często poprzez zmianę konfiguracji lub struktury sieciowej.[1, 11] Jeśli solidność to mur twierdzy, odporność to trzcina, która ugina się pod naporem wiatru, by po chwili wrócić do pionu.[11, 15] Kluczową metryką odporności jest czas powrotu do sprawności (Time-to-Recovery, TTR).[2, 11] . Opis kluczowych zdolności systemów zostały przedstawione w Tabeli 2-1.

Tabela 2-1 Charakterystyka pojęć zdolności systemu

Pojęcie	Definicja operacyjna	Charakterystyka mechanizmu	Metryka kluczowa
Niezawodność	Praca zgodna z oczekiwaniami w znanych warunkach	Konsystencja i bezawaryjność	Mean Time Between Failures (MTBF)
Solidność	Wykonywanie funkcji bez awarii w szerokim zakresie warunków	Niewrażliwość na wahania parametrów	Service Level (SL)
Odporność	Zdolność do regeneracji po nieoczekiwanym zdarzeniu	Adaptacyjność i zwinność	Time-to-Recovery (TTR)
Antykruchość	Zdolność do stawania się lepszym pod wpływem stresu	Ciągłe uczenie się i ewolucja	Różnica wydajności po kryzysie

Zaawansowane mechanizmy adaptacyjne AI dążą do wzrostu powyższych cech. Systemy te muszą być wystarczająco solidne, aby absorbować drobne fluktuacje bez przerywania pracy, oraz wystarczająco odporne, aby autonomicznie rekonfigurować procesy w obliczu poważnych wstrząsów.[15, 16]

Przejście od systemów solidnych do odpornych wymaga zaakceptowania niepewności co do przyszłości i projektowania rozwiązań zdolnych do zarządzania zdarzeniami o nieznanej formie i skali.[17] Wymaga to również rezygnacji z nadmiernego optymizmu na rzecz Admission of Fallibility – uznania własnej omylności i budowania systemów, które uczą się na błędach.[17]

Zakłócenia systemowe w nowoczesnym przemyśle mają charakter wielowymiarowy i często kaskadowy. Tradycyjne modele ryzyka, skupiające się na zdarzeniach o wysokim prawdopodobieństwie i niskim wpływie, zawodzą w obliczu współczesnych wstrząsów o charakterze strukturalnym.[6, 16] Zakłócenia można sklasyfikować według ich pochodzenia, natury oraz wpływu na proces planowania produkcji.

Na poziomie hali produkcyjnej najczęstszymi zakłóceniami są awarie maszyn, absencja pracowników oraz wahania jakościowe surowców.[18, 19] Tradycyjne podejście opierało się na konserwacji reaktywnej lub zapobiegawczej (według harmonogramu), co często prowadziło do marnotrawstwa zasobów lub nieoczekiwanych przestojów.[18] AI transformuje ten obszar poprzez predykcyjne utrzymanie ruchu (PdM), analizując dane z czujników (wibracje, temperatura, ciśnienie) w celu przewidzenia awarii z wyprzedzeniem [18, 20]

Zewnętrzne wstrząsy obejmują opóźnienia w portach, nagłe zmiany cen energii oraz braki w dostawach komponentów krytycznych, takich jak półprzewodniki.[3, 4] AI wspiera odporność w tym obszarze poprzez zwiększenie widoczności end-to-end (E2E).[4, 12] Systemy te skanują globalne wiadomości, prognozy pogody, raporty finansowe i dane z czujników transportowych, aby identyfikować zagrożenia w czasie rzeczywistym i automatycznie przekierowywać zamówienia do alternatywnych dostawców.[18, 21]

Cyfryzacja produkcji wprowadza nowe ryzyka, w tym ataki ransomware na systemy sterowania oraz błędy w integracji danych między warstwami IT i OT.[22, 23] Szczególnym rodzajem zakłócenia jest tzw. „concept drift” w modelach AI, gdzie zmiany w charakterystyce danych produkcyjnych powodują spadek dokładności prognoz i decyzji algorytmicznych.[7] Odporność cybernetyczna wymaga zatem nie tylko zabezpieczeń technicznych, ale i mechanizmów autoweryfikacji i samo naprawy systemów decyzyjnych.[22]

Taryfy, wojny handlowe i regulacje środowiskowe stanowią „niewidoczne wstrząsy”, które cicho korodują marże i zniekształcają struktury kosztów.[6] Firmy takie jak Siemens wykorzystują cyfrowe bliźniaki do symulacji setek scenariuszy dziennie, aby zrozumieć, jak zmiany polityczne wpłyną na ich sieć dostaw i rentowność poszczególnych produktów.[6].

Rodzaje zakłóceń zostały opisane w Tabeli 2-2

Tabela 2-2 Typy zakłóceń

Typ zakłócenia	Przykład	Mechanizm wpływu	Rola AI w mitygacji
Operacyjne	Awaria wrzeciona CNC	Przestój linii, spadek OEE	Predykcyjne utrzymanie ruchu, dynamiczne przesunięcie zadań
Logistyczne	Blokada Kanału Sueskiego	Brak surowców, wzrost kosztów	Alternatywne formy transportu, dynamiczne zarządzanie zapasami bezpieczeństwa
Jakościowe	Wadliwa partia odlewu	Naprawa, opóźnienie wysyłki	Wczesna detekcja anomalii
Cybernetyczne	Atak na system MES	Utrata kontroli nad produkcją	Systemy detekcji intruzów oparte na anomalii
Rynkowe	Nagły wzrost popytu na EV	Przeciążenie mocy produkcyjnych	Monitorowanie popytu, szybka rekonfiguracja linii (RMS)

Adaptacyjny mechanizm zwiększania odporności planowania produkcji nie jest pojedynczym narzędziem, lecz kompletnym ekosystemem technologicznym i organizacyjnym.

Na podstawie przeprowadzonego przeglądu stanu wiedzy możemy sformułować następujące konkluzje.

Przejście od solidności do odporności wymaga odejścia od statycznych planów awaryjnych na rzecz dynamicznej adaptacji. Systemy muszą być projektowane z myślą o „zarządzaniu nieznanym", co wymusza implementację algorytmów uczenia wzmocnionego zdolnych do podejmowania decyzji w milisekundach w odpowiedzi na nieprzewidziane bodźce.[17, 26, 32]

Skuteczność AI jest bezpośrednio ograniczona jakością i strukturą danych. Inwestycja w Digital Twins i Digital Thread nie jest opcjonalna – jest warunkiem koniecznym dla uzyskania widoczności pozwalającej na antycypację zakłóceń.[3, 6] AI bez kontekstu dostarczanego przez te technologie pozostaje jedynie narzędziem statystycznym, a nie systemem decyzyjnym.

Wieloagentowe systemy (MAS) połączone z uczeniem wzmocnionym (MARL) stanowią optymalną architekturę dla nowoczesnej produkcji. Pozwalają na decentralizację decyzji, co eliminuje pojedyncze punkty awarii () i umożliwia elastyczną rekonfigurację zasobów w czasie rzeczywistym.[26, 28]

Należy podkreślić ze budowa odporności to proces społeczno-techniczny. Technologie takie jak XAI (wyjaśnialna sztuczna inteligencja) oraz podejście human-centric w Przemyśle 5.0 są niezbędne, aby włączyć pracowników w proces transformacji. Bez zaufania i kompetencji kadr, nawet najbardziej zaawansowane systemy AI nie osiągną zakładanej efektywności.[7, 35, 43]

W dobie permanentnej niestabilności, odporność planowania produkcji staje się kluczowym KPI decydującym o powodzeniu na rynku. Organizacje, które jako pierwsze zintegrują adaptacyjne mechanizmy AI z elastycznymi systemami wytwarzania (RMS), nie tylko lepiej zniosą przyszłe kryzysy, ale będą w stanie

przekształcić zakłócenia w okazję do szybszego wzrostu i innowacji.[6, 19, 44] Odporność staje się zatem nowym standardem wydajności w erze Przemysłu 5.0.

W przemyśle wpływ na rynek pracy jest widoczny głównie w zmianie struktury zadań – AI przejmuje monotonne analizy danych i optymalizację harmonogramów, pozwalając pracownikom na skupienie się na kreatywnym rozwiązywaniu problemów i zarządzaniu wyjątkami.[19, 41]. Dodatkowo zastosowania rozwiązań Generatywnej sztucznej inteligencji staje się motorem wzrostu produktywności w obszarach wsparcia. W tym kontekście warto przywołać stan wdrożeń AI w Polsce. Obraz badany w latach 2024/2025 przedstawiono w Tabeli 2-3.

Tabela 2-3 Stan wdrożeń AI w Polsce [57]

Wskaźnik	Stan w Polsce (2024/2025)	Porównanie / Kontekst
Odsetek firm korzystających z AI	5,9% - 16% (zależnie od metody)	Średnia UE jest znacznie wyższa
Planowane wdrożenia AI (wśród nieużywających)	Jedynie 23% planuje	Silny opór i brak wizji strategicznej
Podatność zawodów na AI (Index ILO-NASK)	30,3% miejsc pracy	Wysoki potencjał transformacyjny gospodarki
Brak szkoleń AI ze strony pracodawców	79,7% pracowników	Kluczowe „wąskie gardło” rozwoju
Nastawienie pracowników do AI	53% widzi więcej zagrożeń	Potrzeba komunikacji korzyści (augmentacja vs zastąpienie)

Pomimo barier, wdrożenia AI w polskich firmach, które się na to zdecydowały, zazwyczaj spełniają lub przewyższają oczekiwania, stając się narzędziem budowania przewagi konkurencyjnej i efektywności.[57] Dla polskich systemów wytwarzania szansą jest wykorzystanie funduszy na transformację cyfrową w celu budowania lokalnych ekosystemów Przemysłu 4.0/5.0, które zintegrują AI z krajowymi łańcuchami dostaw.

2.2. Przegląd Literatury

Przegląd obejmuje publikacje opublikowane w latach 2018-2026, w języku angielskim i polskim. Główne pytania badawcze to: 1) jakie są kluczowe nurty i trendy w badaniach z zakresu odporności i niepewności w firmach produkcyjnych wykorzystując narzędzia Data Science; 2) jakie metody i dane są najczęściej stosowane; 3) jakie są identyfikowane luki badawcze.

Wyszukiwanie literatury zostało przeprowadzone (2025-07-15) w następujących bazach: Google Scholar oraz Scopus/Web of Science. Dla każdej

bazy zastosowano precyzyjne zapytania z operatorami logicznymi (AND, OR, NOT) i odpowiednimi synonimami. Pełne zapytania zamieszczone poniżej

Pytanie badawcze 1

("Adaptative " OR "Data-Driven") AND ("RESILIENT" OR "Viability" OR "Decision making under uncertainty") AND ("Manufacturing" OR "PRODUCTION" OR "INDUSTRY")

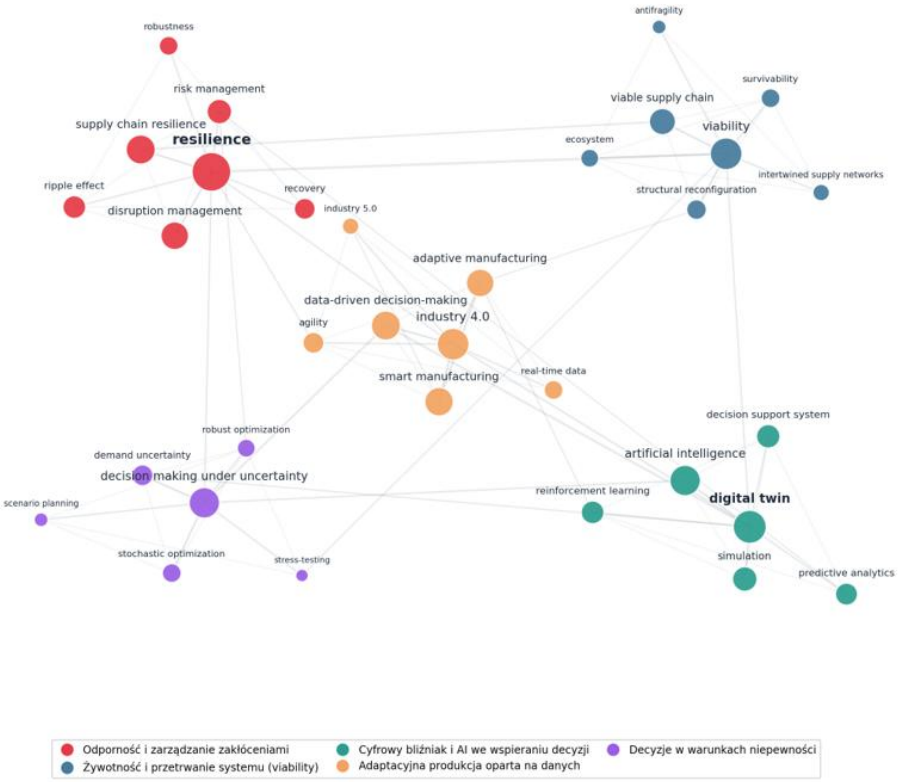
Pytanie badawcze 2

("Data analytics" OR "Data-Driven") AND ("PRODUCTION PLANNING" OR "SCHEDULING")") AND ("Manufacturing" OR "PRODUCTION" OR "INDUSTRY")

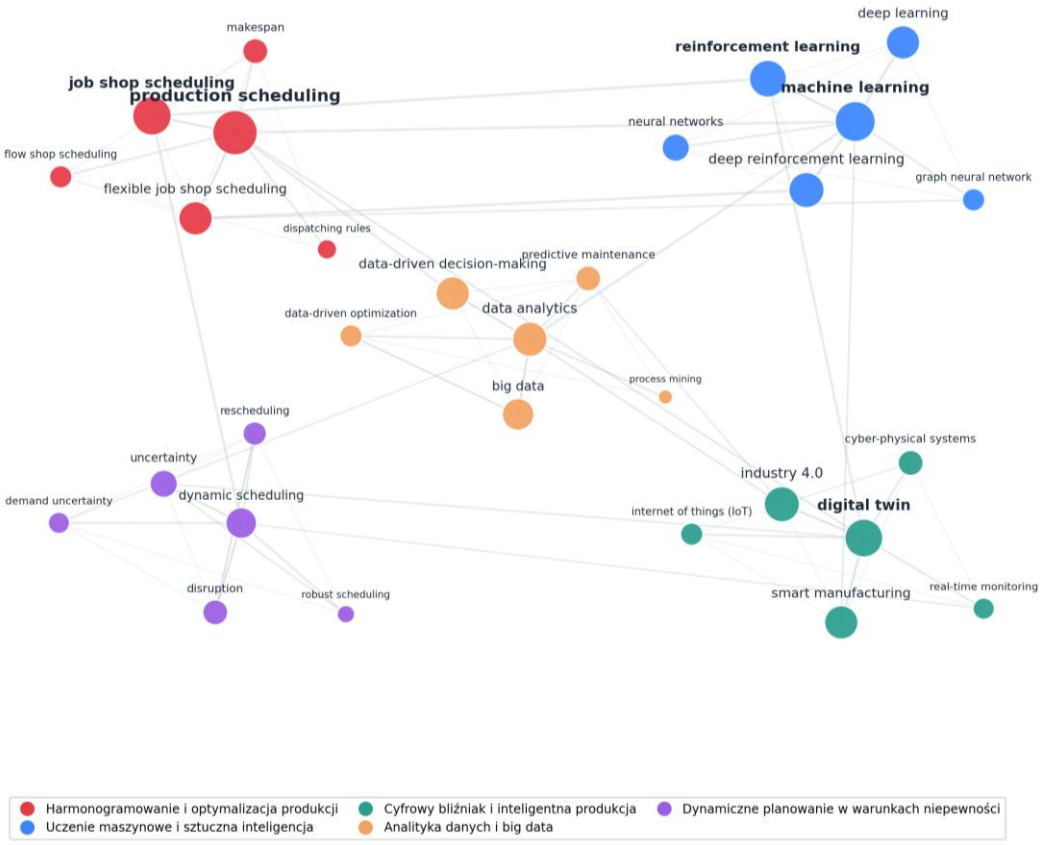
Włączone zostały prace recenzowane naukowo lub istotne preprinty, których przedmiotem są systemy produkcyjne/wytwórcze (manufacturing, production, industry), poruszające tematykę adaptacyjności, odporności, żywotności, decyzji pod niepewnością, analityki danych, planowania produkcji lub harmonogramowania.

Włączone zostały również prace o charakterze przeglądowym (systematic literature review, bibliometric review, survey), ponieważ stanowią one syntezę wcześniejszych badań i pozwalają zrekonstruować strukturę pola badawczego.

Wykluczone natomiast zostały publikacje spoza kontekstu produkcji/przemysłu (np. wyłącznie sektor zdrowia, edukacji, finansów) niezawierające odniesienia do systemów wytwórczych oraz materiały czysto marketingowe/branżowe niepodparte metodologią badawczą. Mapy współwystępowania tematów przedstawiono dla obu pytań badawczych na rysunkach 2-1 i 2-2.



Rysunek 2-1 Mapa współwystępowania terminów dla obszaru: adaptacyjność/dane × odporność/żywotność/decyzje pod niepewnością × produkcja (2018–2026).



Rysunek 2-2 Mapa współwystępowania terminów dla obszaru: analityka danych/data-driven × planowanie produkcji/harmonogramowanie × produkcja (2018–2026).

Podstawy teoretyczne odporności w łańcuchach dostaw zostały ukształtowane przez prace Christophera i Pecka oraz Ponomarova i Holcomba, którzy wskazują na znaczenie elastyczności, widoczności oraz zdolności adaptacyjnych systemów [35, 36]. Tang rozszerza tę koncepcję, koncentrując się na zarządzaniu ryzykiem i strategiach ograniczania podatności systemów na zakłócenia [1].

Istotnym krokiem w rozwoju tej dziedziny było uwzględnienie dynamiki zakłóceń oraz ich propagacji w systemie. Koncepcja ripple effect pokazuje, że zakłócenia rozprzestrzeniają się wzdłuż łańcucha dostaw, wpływając na wiele poziomów systemu jednocześnie [5, 34].

W kontekście pandemii COVID-19 literatura uległa znacznemu rozszerzeniu. Modele symulacyjne wykazały wpływ globalnych zakłóceń na systemy produkcyjne oraz potrzebę dynamicznych mechanizmów decyzyjnych [30]. Wprowadzenie koncepcji cyfrowych bliźniaków łańcuchów dostaw (ang digital supply chain twin) umożliwiło bardziej zaawansowane zarządzanie zakłóceniami [31], natomiast rozwój koncepcji odporności podkreślił znaczenie zdolności systemu do przetrwania w warunkach długotrwałych zakłóceń [32; 33].

Dodatkowo badania wskazują na rosnącą rolę technologii cyfrowych w budowaniu odporności systemów [2, 23, 24].

Transformacja systemów produkcyjnych w kierunku resilience jest silnie powiązana z wykorzystaniem sztucznej inteligencji i analityki danych. Rozwój data science prowadzi do fundamentalnej zmiany w projektowaniu i zarządzaniu

łańcuchami dostaw [10]. Big data analytics odgrywa kluczową rolę w optymalizacji decyzji operacyjnych [11], natomiast metody uczenia maszynowego znajdują zastosowanie w prognozowaniu i planowaniu [9,12].

Kompleksowe ujęcie roli AI w zarządzaniu ryzykiem przedstawiono w przeglądach literatury wskazujących na zastosowania w detekcji zakłóceń, analizie scenariuszy oraz wspieraniu decyzji [3].

Integracja symulacji i optymalizacji umożliwia dynamiczne podejmowanie decyzji w warunkach niepewności [4].

W najnowszych badaniach rozwijane są rozwiązania, w których metody eksploracji danych nie stanowią wyłącznie narzędzia analitycznego, lecz dostarczają informacji bezpośrednio wykorzystywanej podczas wyboru wariantu planu. Fani i współautorzy połączyli eksplorację reguł asocjacyjnych z symulacją procesu produkcyjnego, wykorzystując wzorce zidentyfikowane w danych do rozpoznawania krytycznych uwarunkowań realizacji produkcji oraz oceny alternatywnych wariantów planistycznych [45]. Innym przykładem podejścia hybrydowego jest model ML, w którym sieć neuronowa została zintegrowana z programowaniem matematycznym na potrzeby planowania odbudowy produkcji w warunkach gwałtownych zmian popytu [52]. Prace te potwierdzają zasadność łączenia warstwy analitycznej lub predykcyjnej z metodami symulacyjnymi i optymalizacyjnymi, tak aby wyniki analizy danych mogły stanowić podstawę konkretnych decyzji planistycznych. Wsparciem dla tych procesów są technologie big data oraz systemy cyber-fizyczne [13].

Transformacja w kierunku inteligentnych systemów produkcyjnych została szeroko opisana w kontekście Przemysłu 4.0 [18] oraz smart manufacturing [16]. Rozwój koncepcji Przemysłu 5.0 podkreśla znaczenie odporności systemów oraz integracji technologii z człowiekiem [19].

Jednocześnie rosnąca złożoność systemów produkcyjnych wymaga nowych podejść do ich projektowania i zarządzania [20].

Współczesne podejścia wskazują na konieczność przejścia od statycznych systemów planistycznych do adaptacyjnych systemów decyzyjnych. Koncepcja rekonfigurowanych systemów produkcyjnych umożliwia dynamiczne dostosowanie struktury produkcji [21], natomiast rozwinięcie tej idei w kontekście łańcucha dostaw prowadzi do powstania rekonfigurowanych łańcuchów dostaw [22].

Integracja danych, AI oraz cyfrowych bliźniaków umożliwia dynamiczne dostosowywanie decyzji operacyjnych, takich jak harmonogramowanie czy alokacja zasobów [27]. Podejście to wpisuje się w koncepcję funkcjonowania systemów w warunkach niepewności i ograniczonej informacji [28].

W latach 2019-2021 badania koncentrowały się na rozwoju koncepcji **odporności systemów produkcyjnych** oraz analizie zakłóceń wynikających z globalnych kryzysów, takich jak pandemia COVID-19, konflikty handlowe czy wahania cen surowców. Definicje resilience ewoluowały od prostych modeli elastyczności w kierunku złożonych, wielowymiarowych ujęć obejmujących prewencję zakłóceń, ich szybkie wykrywanie oraz zdolność do odbudowy funkcji systemu produkcyjnego [30, 33, 35].

Odrębny nurt badań dotyczy predykcji pozostałego czasu realizacji zleceń produkcyjnych. Botelho i współautorzy zaproponowali rozwiązanie łączące eksplorację procesów, modele uczenia maszynowego oraz optymalizację liniową. Model wykorzystuje rzeczywisty przebieg procesu zapisany w dziennikach zdarzeń i integruje predykcje generowane przez system przejść oraz

modele regresyjne, umożliwiając dokładniejsze określenie pozostałego czasu realizacji trwającego zlecenia [8]. Podejście to jest szczególnie istotne z perspektywy planowania produkcji, ponieważ pozwala na wcześniejsze wykrywanie odchyleń pomiędzy planowanym a przewidywanym terminem zakończenia zlecenia.

Istotnym problemem pozostaje jednak utrzymanie jakości predykcji w warunkach zmieniającej się charakterystyki produkcji. Senoner i współautorzy [46] wykazali, że w produkcji wyrobów zindywidualizowanych zmiany specyfikacji kolejnych zamówień mogą prowadzić do przesunięcia rozkładu danych i pogorszenia trafności modeli predykcyjnych. Zaproponowane przez autorów podejście wykorzystujące uczenie adwersarialne zwiększa odporność predykcji czasów przepływu na tego rodzaju zmiany [46]. Problem ten ma szczególne znaczenie w produkcji jednostkowej i małoseryjnej, w której kolejne zlecenia mogą różnić się strukturą produktu, marszrutą oraz wymaganiami technologicznymi.

Główne kierunki badań nad odpornością (ang. resilience) obejmują:

• Rozwój modeli obejmujących prewencję, ocenę oraz wzmacnianie odporności systemów produkcyjnych (np. podejście Prevention–Assessment–Enhancement), wskazujących na konieczność zarządzania resilience w sposób systemowy [2, 6].

• Zastosowanie metod ilościowych do oceny odporności, obejmujących modele optymalizacyjne, analizę sieci zależności oraz podejścia oparte na minimalizacji strat wynikających z zakłóceń [5, 4].

• Wykorzystanie sztucznej inteligencji oraz technologii Przemysłu 4.0 jako kluczowych czynników wspierających budowę odporności systemów produkcyjnych [16, 25, 18].

Literatura wskazuje, że podejścia hybrydowe, łączące modele uczenia maszynowego z klasycznymi metodami optymalizacji, stają się standardem w rozwiązywaniu problemów planowania produkcji. Podejścia te umożliwiają osiągnięcie kompromisu pomiędzy wysoką trafnością predykcji a wykonalnością i stabilnością rozwiązań optymalizacyjnych [3,4, 11].

Przegląd literatury pozwala wyróżnić kluczowe obszary zastosowań AI w planowaniu produkcji:

• Harmonogramowanie zadań (ang. scheduling) — obejmujące klasyczne problemy, takie jak job-shop, flow-shop czy parallel machine scheduling, gdzie AI wspiera zarówno statyczne, jak i dynamiczne podejmowanie decyzji [4].

• Prognozowanie popytu i planowanie zapasów — metody ML poprawiają dokładność prognoz krótkoterminowych, umożliwiając częstsze dostosowanie planów produkcyjnych [9,12].

• Estymacja czasu ukończenia operacji i ETA — modele ML przewyższają tradycyjne podejścia statystyczne w warunkach wysokiej zmienności i złożoności procesów [8,10,46].

• Predykcja awarii i wykrywanie anomalii — rozwiązania predykcyjne ograniczają ryzyko przestojów i wpływają pośrednio na stabilność planów produkcyjnych [13].

• Wsparcie decyzji operacyjnych— nowsze badania podkreślają specyfikę małych i średnich przedsiębiorstw, w tym bariery adopcji AI oraz potrzebę dostosowania rozwiązań do ograniczonych zasobów [23; 24].

Zastosowanie AI w planowaniu produkcji prowadzi do zwiększenia efektywności operacyjnej, redukcji kosztów, lepszego wykorzystania zasobów

oraz poprawy terminowości dostaw. Dodatkowo umożliwia szybszą adaptację systemów do zakłóceń, takich jak awarie czy zmiany zamówień [3,11].
Pomimo potencjału, wdrożenia AI napotykają szereg ograniczeń, w tym:

- problemy z jakością i integracją danych (MES, ERP, IoT),
- ograniczoną replikowalność badań wynikającą z wykorzystania prywatnych zbiorów danych,
- trudności implementacyjne w warunkach przemysłowych,
- wyzwania związane ze skalowalnością rozwiązań,
- konieczność zapewnienia interpretowalności modeli (XAI) [3, 13].

Badania empiryczne wykorzystują zróżnicowane zestawy metryk, obejmujące:

- Metryki prognozowania: MAE, RMSE, MAPE [12].
- Metryki planistyczne: makespan, średni czas oczekiwania, poziom terminowości dostaw [4].
- Metryki ekonomiczne: koszty zapasów, koszty opóźnień oraz kary kontraktowe [5].

Dodatkowo, w kontekście resilience, coraz większe znaczenie ma odporność planu na zakłócenia, stabilność harmonogramu oraz czas powrotu do równowagi systemu [30, 33].

W nowszych badaniach wymiar czasowy odporności został rozszerzony o wskaźnik Time-to-Adapt (TTA), definiowany jako czas pomiędzy rozpoczęciem zakłócenia a wdrożeniem pierwszego działania wspierającego utrzymanie ciągłości produkcji [48]. TTA należy odróżnić od czasu pełnego odtworzenia sprawności systemu, ponieważ opisuje szybkość uruchomienia adaptacji, a nie moment zakończenia procesu odbudowy. Rozróżnienie to pozwala niezależnie ocenić sprawność procesu decyzyjnego oraz skuteczność działań podejmowanych po wystąpieniu zakłócenia.

2.3. Trendy badawcze i luki poznawcze

Na podstawie przeprowadzonych przeglądów systematycznych oraz analizy literatury można wyróżnić kilka dominujących kierunków rozwoju badań dotyczących planowania produkcji w warunkach zmienności i zakłóceń.

Pierwszym wyraźnym kierunkiem jest rozwój **podejść opartych na danych (*data-driven manufacturing and planning*)**, wykorzystujących coraz większą dostępność danych operacyjnych pochodzących z systemów ERP, MES, IoT oraz innych systemów wspierających realizację produkcji. Dane te umożliwiają dokładniejsze odwzorowanie bieżącego stanu systemu produkcyjnego oraz odejście od planowania bazującego wyłącznie na parametrach normatywnych i historycznych [18, 13, 16].

Drugim istotnym trendem jest rosnące wykorzystanie metod uczenia maszynowego do predykcji przyszłego stanu procesu produkcyjnego. Modele ML stosowane są między innymi do prognozowania czasów realizacji, opóźnień, zapotrzebowania, dostępności zasobów oraz ryzyka wystąpienia zakłóceń [3, 10, 11,8]. Rozwój tego obszaru powoduje przejście od klasycznego monitorowania bieżącego stanu procesu do podejścia antycypacyjnego, umożliwiającego wcześniejsze rozpoznawanie potencjalnych odchyleń od planu.

Kolejnym kierunkiem badań jest rozwój dynamicznych i adaptacyjnych metod harmonogramowania, w których decyzje są aktualizowane w odpowiedzi na zmiany stanu systemu produkcyjnego. Systematyczny przegląd badań dotyczących wykorzystania głębokiego uczenia ze wzmocnieniem w

dynamicznym harmonogramowaniu wskazuje na jego potencjał w zwiększaniu odporności systemów produkcyjnych oraz reagowaniu na zakłócenia w czasie rzeczywistym. Jednocześnie jako nadal nierozwiązane wskazywane są problemy optymalizacji wielokryterialnej, współpracy wielu agentów oraz ograniczona liczba wdrożeń zweryfikowanych w rzeczywistych warunkach przemysłowych [49].

Szersze ujęcie przedstawiają Urgo i współautorzy, według których przyszłościowe planowanie i sterowanie produkcją powinno integrować modele niepewności, odporne kryteria decyzyjne, dane opisujące bieżący stan systemu, cyfrowe bliźniaki, sztuczną inteligencję oraz sformalizowaną wiedzę ekspercką [53]. Oznacza to odejście od traktowania harmonogramowania jako jednorazowego problemu optymalizacyjnego na rzecz ciągłego procesu aktualizacji stanu, oceny ryzyka i dostosowywania decyzji.

Hu i współautorzy zaproponowali architekturę, w której cyfrowy bliźniak służy do odwzorowania zakłóceń, model rozumowania generuje możliwe reguły decyzyjne, a mechanizm machine learning wspiera ich selekcję i doskonalenie [64]. Praca ta ilustruje kierunek rozwoju w stronę adaptacyjnych, transparentnych i współpracujących z człowiekiem systemów harmonogramowania.

Kolejnym kierunkiem jest rozwój dynamicznych, reaktywnych i adaptacyjnych metod harmonogramowania, w których plan produkcji jest modyfikowany w odpowiedzi na zmiany zachodzące w systemie. Coraz częściej stosowane są w tym celu rozwiązania hybrydowe łączące metody optymalizacyjne, heurystyczne i algorytmy sztucznej inteligencji. W literaturze obserwuje się również wzrost zainteresowania uczenia ze wzmocnieniem (ang reinforcement learning) jako metodą wspierającą sekwencyjne podejmowanie decyzji w dynamicznych środowiskach produkcyjnych [3,4,11].

Rozwijającym się kierunkiem jest także integracja funkcji predykcyjnych i decyzyjnych[8]. Informacja o przewidywanym stanie systemu może być wykorzystywana nie tylko do sygnalizowania zagrożenia, lecz również do inicjowania działań korygujących i adaptacyjnych. Podejście to jest szczególnie istotne z perspektywy odporności systemów produkcyjnych, ponieważ umożliwia podjęcie działania przed pełnym ujawnieniem się skutków zakłócenia.

Jednocześnie koncepcje Przemysł 4.0, cyber-fizycznych systemów produkcyjnych oraz cyfrowych bliźniaków tworzą technologiczne warunki do integracji monitorowania, predykcji, symulacji i wspomagania decyzji w ramach jednego środowiska informacyjnego [17, 25,26].

Współczesne badania wskazują również na stopniowe przechodzenie od analityki opisowej i predykcyjnej do analityki preskryptywnej, której zadaniem jest nie tylko określenie prawdopodobnego przyszłego stanu systemu, lecz także wskazanie możliwego działania. Systematyczny przegląd przeprowadzony przez Smytha i współautorów potwierdza rosnące znaczenie integracji sztucznej inteligencji z analityką preskryptywną w budowaniu odporności łańcuchów dostaw [50].

Kierunek ten jest rozwijany również w koncepcji inteligentnego cyfrowego bliźniaka. Ivanov definiuje go jako system człowiek–AI, który łączy cyfrowe odwzorowanie systemu, przetwarzanie danych, metody analityczne, reguły decyzyjne oraz tworzenie nowej wiedzy na potrzeby testowania odporności na zakłócenia [47]. Zbliżone podejście przedstawiają Li i współautorzy, proponując zorientowane na dane zarządzanie odpornością end-to-end, wykorzystujące głębokie uczenie, analizę przeżycia oraz wyjaśnialną sztuczną inteligencję [51].

Prace te potwierdzają rozwój zintegrowanych środowisk łączących dane, predykcję, ocenę ryzyka oraz wspomaganie decyzji. Ich głównym poziomem analizy pozostaje jednak najczęściej łańcuch dostaw lub jego cyfrowa reprezentacja. Ograniczona pozostaje natomiast empiryczna weryfikacja sposobu, w jaki predykcja stanu pojedynczych zleceń i operacji może uruchamiać wybór działania adaptacyjnego oraz ograniczać skutki zakłócenia na poziomie planu produkcji.

Luki:

1. Pomimo intensywnego rozwoju metod predykcyjnych oraz adaptacyjnych w literaturze widoczne pozostaje rozdzielenie funkcji predykcji od funkcji podejmowania decyzji**.** Znaczna część badań koncentruje się na zwiększaniu dokładności prognozowania wybranego parametru procesu, np. czasu realizacji lub ryzyka opóźnienia, nie określając jednocześnie, w jaki sposób informacja ta powinna zostać wykorzystana do uruchomienia i wyboru działania adaptacyjnego.
2. Drugą istotną luką jest dominacja reaktywnego podejścia do przeplanowania**.** W wielu rozwiązaniach adaptacja rozpoczyna się dopiero po wystąpieniu i identyfikacji zakłócenia. Ograniczona pozostaje liczba podejść wykorzystujących predykcję przyszłego stanu systemu do wcześniejszego określenia wzrostu ryzyka oraz antycypacyjnego uruchomienia mechanizmu adaptacyjnego.
3. Kolejnym problemem jest ograniczone uwzględnianie propagacji skutków lokalnych zakłóceń w złożonych strukturach produkcyjnych**.** W systemach obejmujących wielopoziomowe struktury materiałowe, wzajemnie zależne zlecenia oraz współdzielone zasoby lokalne odchylenie może wpływać na kolejne operacje, zlecenia i finalny termin realizacji wyrobu. Ocena znaczenia zakłócenia wymaga zatem uwzględnienia nie tylko jego lokalnych skutków, lecz również wpływu na realizację całego planu.
4. Niewystarczająco rozwiniętym obszarem pozostaje również ocena skuteczności adaptacji z perspektywy odporności planowania**.** W literaturze często analizowane są pojedyncze miary efektywności, takie jak czas realizacji harmonogramu (ang. makespan), opóźnienie lub wykorzystanie zasobów, natomiast rzadziej oceniany jest kompromis pomiędzy ograniczeniem skutków zakłócenia a destabilizacją istniejącego planu, liczbą przeplanowań oraz czasem odtworzenia wymaganej zdolności realizacyjnej.
5. Istotnym ograniczeniem badań pozostaje ponadto stosunkowo niewielka liczba weryfikacji prowadzonych w oparciu o rzeczywiste, wielowymiarowe dane przemysłowe**.** Wiele proponowanych rozwiązań jest ocenianych na danych syntetycznych, uproszczonych modelach symulacyjnych lub ograniczonych przypadkach referencyjnych, co utrudnia ocenę ich przydatności w rzeczywistych, złożonych środowiskach produkcyjnych [10, 12, 23].

Przykłady wykorzystania rzeczywistych danych przemysłowych można odnaleźć w badaniach dotyczących predykcji czasów przepływu w produkcji zindywidualizowanej oraz prognozowania pozostałego czasu realizacji zleceń [8, 46]. Rozwiązania te koncentrują się jednak przede wszystkim na poprawie jakości określonego zadania predykcyjnego. Nie obejmują pełnego powiązania prognozy z oceną znaczenia zakłócenia, momentem uruchomienia adaptacji

oraz wyborem działania uwzględniającego wpływ na stabilność całego planu produkcji.

2.4. Implikacje dla pracy doktorskiej

Na podstawie przeprowadzonego przeglądu literatury oraz zidentyfikowanych trendów i luk poznawczych można sformułować kluczowe założenia dotyczące kierunku badań własnych. Analiza stanu wiedzy wskazuje, że rozwój metod predykcyjnych powinien być rozpatrywany nie jako cel sam w sobie, lecz jako element szerszego mechanizmu wspomagającego adaptację planowania produkcji w warunkach zmienności i zakłóceń.

1. Integracja predykcji z mechanizmem adaptacyjnym — Istotną implikacją przeglądu literatury jest potrzeba połączenia funkcji predykcyjnej z mechanizmem podejmowania decyzji. Modele uczenia maszynowego umożliwiają prognozowanie przyszłego stanu procesu oraz identyfikację ryzyka wystąpienia odchyleń, jednak sama informacja predykcyjna nie prowadzi bezpośrednio do zwiększenia odporności planowania. Modele ML pełnią w takim ujęciu funkcję predykcyjną, natomiast odrębny mechanizm decyzyjny odpowiada za interpretację uzyskanych wyników oraz inicjowanie działań adaptacyjnych. Pozwala to na przejście od modelu wyłącznie reaktywnego do podejścia antycypacyjnego, w którym adaptacja może zostać uruchomiona przed pełnym ujawnieniem się skutków zakłócenia [3, 4, 11, 45, 50, 52].
2. Wykorzystanie rzeczywistych danych opisujących stan systemu produkcyjnego — Drugą istotną implikacją jest konieczność wykorzystania danych odzwierciedlających rzeczywisty przebieg procesów produkcyjnych. Literatura wskazuje na rosnące znaczenie integracji danych pochodzących z systemów ERP, MES, IIoT oraz innych źródeł operacyjnych jako podstawy budowy modeli predykcyjnych i systemów wspomagania decyzji [8,10,13, 46, 51].

W badaniach własnych oznacza to konieczność:

- identyfikacji i charakterystyki źródeł danych,
- integracji informacji dotyczących zleceń, operacji, materiałów i zasobów,
- opracowania procedur czyszczenia i transformacji danych,
- odwzorowania zależności pomiędzy elementami procesu produkcyjnego,
- zapewnienia anonimizacji danych przemysłowych,
- zapewnienia powtarzalności procedury przygotowania danych i prowadzenia eksperymentów.

Szczególnego znaczenia nabiera możliwość odwzorowania nie tylko lokalnego stanu pojedynczej operacji lub zlecenia, lecz również zależności wynikających ze struktury produktu i powiązań pomiędzy kolejnymi etapami realizacji.

3. Uwzględnienie różnych klas zakłóceń i ich intensywności

   Analiza literatury wskazuje, że skuteczność mechanizmów adaptacyjnych powinna być oceniana w warunkach różnych typów i poziomów zakłóceń. Z tego względu badania własne powinny obejmować scenariusze reprezentujące odmienne źródła destabilizacji procesu produkcyjnego.

   Dla każdego rodzaju zakłócenia zasadne jest uwzględnienie różnych poziomów jego intensywności. Pozwala to ocenić nie tylko samą skuteczność mechanizmu, lecz również określić, w jakich warunkach zastosowanie adaptacji przynosi największą wartość. Wielowymiarowa

ocena odporności planowania Literatura wskazuje, że ocena skuteczności systemów planowania w warunkach zakłóceń nie powinna być ograniczona wyłącznie do jakości predykcji ani do pojedynczych miar efektywności harmonogramu. W przypadku mechanizmu adaptacyjnego konieczne jest uwzględnienie zarówno zdolności do ograniczania skutków zakłócenia, jak i kosztów oraz zakresu zmian wprowadzanych do istniejącego planu [4, 5,48].

4. Walidacja w warunkach produkcyjnych— Znacząca część badań ma charakter symulacyjny, co ogranicza ich zastosowalność praktyczną. W związku z tym literatura podkreśla konieczność walidacji rozwiązań w rzeczywistych warunkach operacyjnych.

Przeprowadzony przegląd literatury prowadzi zatem do przyjęcia koncepcji badań opartej na integracji danych produkcyjnych, modeli predykcyjnych oraz mechanizmu adaptacyjnego. Kluczowym założeniem pracy jest wykorzystanie predykcji nie jedynie do opisu przyszłego stanu systemu, lecz jako informacji inicjującej proces oceny ryzyka i podejmowania działań adaptacyjnych.

2.5. Wnioski z przeglądu literatury i uzasadnienie dla badań własnych

Przeprowadzony przegląd literatury wskazuje na istotną ewolucję podejścia do planowania produkcji w warunkach zmienności i zakłóceń. Klasyczne metody planowania i harmonogramowania są coraz częściej uzupełniane rozwiązaniami wykorzystującymi dane operacyjne, metody uczenia maszynowego oraz dynamiczne mechanizmy wspomagania decyzji. Rozwój technologii Przemysłu 4.0 dodatkowo zwiększa możliwości bieżącego odwzorowania stanu systemu produkcyjnego oraz przewidywania jego przyszłego zachowania.

W literaturze szeroko opisywane jest wykorzystanie metod uczenia maszynowego między innymi do prognozowania zapotrzebowania, przewidywania czasów realizacji zleceń, identyfikacji ryzyka opóźnienia oraz wykrywania anomalii. Jednocześnie rozwijane są reaktywne i dynamiczne metody harmonogramowania umożliwiające zmianę planu w odpowiedzi na zakłócenia. Analiza obu nurtów wskazuje jednak, że są one często rozwijane niezależnie: predykcja koncentruje się na określeniu przyszłego stanu systemu, natomiast adaptacja uruchamiana jest przede wszystkim w odpowiedzi na zakłócenie już zaobserwowane. [16, 17, 31].

Z perspektywy odporności planowania produkcji stanowi to istotne ograniczenie. Sama zdolność do dokładniejszego przewidywania terminu zakończenia zlecenia lub prawdopodobieństwa wystąpienia opóźnienia nie zwiększa odporności systemu, jeżeli informacja ta nie prowadzi do odpowiednio wczesnej reakcji. Analogicznie, możliwość dynamicznego przeplanowania procesu po wystąpieniu zakłócenia nie wykorzystuje potencjalnej przewagi wynikającej z wcześniejszego rozpoznania zagrożenia.

Przeprowadzona analiza wskazuje zatem na potrzebę silniejszego powiązania warstwy predykcyjnej z warstwą decyzyjną i adaptacyjną. Informacja o przewidywanym przyszłym stanie procesu może stanowić podstawę oceny ryzyka realizacji planu, identyfikacji potrzeby ingerencji oraz wcześniejszego uruchomienia odpowiedniego działania adaptacyjnego. Oznacza to przejście od podejścia koncentrującego się na reakcji po wystąpieniu zakłócenia do podejścia antycypacyjnego, wykorzystującego predykcję do ograniczenia jego przyszłych skutków.

Problem ten jest szczególnie istotny w złożonych systemach produkcyjnych, w których występują wielopoziomowe struktury materiałowe, zależności pomiędzy zleceniami, współdzielone zasoby oraz znaczna zmienność rzeczywistych czasów realizacji. W takich warunkach lokalne odchylenie dotyczące pojedynczej operacji, zasobu lub materiału może propagować się poprzez kolejne elementy procesu i ostatecznie wpływać na termin realizacji wyrobu końcowego. Ocena znaczenia zakłócenia wymaga zatem uwzględnienia jego wpływu na szerszy przebieg realizacji produkcji, a nie wyłącznie na lokalny element procesu.

Przegląd literatury wskazuje również, że ocena proponowanych rozwiązań często koncentruje się na pojedynczych kryteriach, takich jak dokładność predykcji, czas realizacji harmonogramu (ang. Makespan) lub poziom opóźnień. Z perspektywy odporności planowania niezbędne jest jednak szersze podejście, uwzględniające zarówno zdolność ograniczania skutków zakłócenia i odtwarzania wymaganej sprawności procesu, jak również konsekwencje samej adaptacji, w szczególności zakres zmian w planie oraz jego stabilność.

Istotnym problemem pozostaje ponadto ograniczona liczba badań prowadzonych w warunkach odpowiadających złożoności przemysłowych systemów produkcyjnych. Wiele koncepcji weryfikowanych jest z wykorzystaniem danych syntetycznych, uproszczonych modeli referencyjnych lub pojedynczych scenariuszy zakłóceń. Uzasadnia to prowadzenie badań wykorzystujących pełne dane operacyjne i odwzorowujących zależności występujące pomiędzy elementami rzeczywistego procesu produkcyjnego.

Na podstawie przeprowadzonego przeglądu można zatem wskazać główny obszar wymagający dalszych badań, którym jest integracja informacji predykcyjnej z mechanizmem adaptacyjnym planowania produkcji w sposób umożliwiający wcześniejsze rozpoznanie zagrożenia, ocenę jego znaczenia oraz podjęcie działania ograniczającego skutki zakłócenia.

W tym ujęciu zasadniczym problemem nie jest wyłącznie zwiększenie dokładności prognozowania ani opracowanie kolejnego algorytmu harmonogramowania, lecz określenie, w jaki sposób wykorzystać wiedzę o przewidywanym przyszłym stanie systemu do zwiększenia odporności procesu planowania produkcji.

Powyższe wnioski stanowią uzasadnienie podjęcia badań własnych ukierunkowanych na opracowanie i eksperymentalną weryfikację predykcyjno-adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji, integrującego funkcje predykcji, oceny ryzyka oraz adaptacji. Jego zadaniem jest wykorzystanie informacji o przewidywanym przebiegu realizacji produkcji do wcześniejszego rozpoznawania potrzeby adaptacji oraz ograniczania negatywnego wpływu zakłóceń przy jednoczesnym zachowaniu możliwie wysokiej stabilności planu.

3. Uzasadnienie celowości badań

3.1. Charakterystyka problemu badawczego

Funkcjonowanie współczesnych systemów produkcyjnych nieodłącznie wiąże się z wysokim poziomem złożoności, zmienności oraz niepewności. Uwarunkowania te wynikają nie tylko z fluktuacji otoczenia zewnętrznego, lecz także z dynamiki samych procesów wewnętrznych [20, 24]. Wyzwania te ulegają szczególnemu znaczeniu w środowiskach wytwórczych komponentów lotniczych, które charakteryzują się wielopoziomową strukturą wyrobów, rozbudowanymi marszrutami technologicznymi oraz koniecznością współdzielenia zasobów. Co więcej, w przypadku produkcji małoseryjnej specyfika ciągle zmieniających się zleceń nierzadko prowadzi do przesunięć w rozkładach danych empirycznych. Zjawisko to bezpośrednio rzutuje na spadek skuteczności klasycznych modeli wspomagających planowanie [46]. W tak niestabilnym środowisku utrzymanie aktualności, wykonalności i stabilności harmonogramów staje się wysoce skomplikowanym problemem decyzyjnym [53].

Tradycyjne systemy i metody wspierające sterowanie produkcją (takie jak MRP, ERP czy APS) opierają się z reguły na założeniach deterministycznych – uwzględniają zapotrzebowanie, normatywne czasy realizacji, czy teoretyczne zdolności wytwórcze. Praktyka przemysłowa dowodzi jednak, że rzeczywisty przebieg procesów często i odczuwalnie odbiega od pierwotnych ram planistycznych. Lokalne zakłócenia, takie jak nieoczekiwane wydłużenie czasu operacji, awaria maszyny, opóźnienia w dostawach lub wady jakościowe, inicjują proces stopniowej degradacji harmonogramu, w skrajnych przypadkach całkowicie pozbawiając go wykonalności [37, 38, 40]. W odpowiedzi na te ograniczenia, współczesne kierunki badań naukowych w obszarze planowania produkcji wyraźnie wskazują potrzebę zmiany: integracji danych strumieniowych o stanie systemu z modelami niepewności, odpornymi regułami decyzyjnymi, koncepcją cyfrowego bliźniaka oraz algorytmami sztucznej inteligencji [53].

Stopień komplikacji tego zagadnienia drastycznie wzrasta w systemach o gęstej sieci współzależności technologicznych i operacyjnych. Nawet relatywnie niewielkie, lokalne odchylenie na poziomie pojedynczego stanowiska wykazuje tendencję do kaskadowego wpływania na kolejne etapy wytwarzania. Ze względu na relacje wynikające ze struktury wyrobu, takie pierwotne zakłócenie może ostatecznie zdeterminować opóźnienie finalnego produktu. Mamy tu zatem do czynienia ze zjawiskiem propagacji zakłóceń, którego rzeczywistej wagi i skutków nie sposób rzetelnie ocenić wyłącznie przez pryzmat miejsca jego powstania [5, 31]. Rosnąca popularność koncepcji inteligentnych cyfrowych bliźniaków oraz holistycznego podejścia do budowy odporności (ang. *end-to-end resilience*) jednoznacznie dowodzi, jak krytyczne dla współczesnych przedsiębiorstw staje się wierne odwzorowanie tych powiązań i przepływów informacyjnych [47, 51].

Należy jednak wyraźnie podkreślić, że optymalną odpowiedzią na rejestrowane odchylenia nie może być automatyczne, każdorazowe przeplanowanie całego systemu. Zbyt wysoka częstotliwość zmian harmonogramu generuje zjawisko tzw. nerwowości planu (ang. *planning nervousness*) – nadmiernej wrażliwości i podatności rozkładu na drastyczne rekonfiguracje pod wpływem zaledwie marginalnych zmian parametrów wejściowych [43]. W ujęciu praktycznym prowadzi to do chaosu organizacyjnego na hali produkcyjnej,

nieustannych rotacji priorytetów oraz drastycznego obniżenia przewidywalności systemu.

Kwestia budowy odpornego planowania ujawnia w tym świetle swoją wielokryterialną naturę. Wymaga ona ciągłego bilansowania między zadaniem minimalizacji opóźnień a koniecznością utrzymania stabilności planu i konieczności kosztowego wprowadzanych korekt. Nie bez znaczenia pozostaje tu również wymiar temporalny – mierzony m.in. wskaźnikiem *Time-to-Adapt*, definiującym interwał między wystąpieniem zakłócenia a wdrożeniem adekwatnego działania zaradczego [48]. Oznacza to, że ocenie powinna podlegać nie tylko ostateczna skuteczność adaptacji, ale również zdolność do błyskawicznej detekcji anomalii. Dynamiczne harmonogramowanie oferuje tu obiecujące narzędzia, jednak jego implementacja wymaga konkretnego zdefiniowania kryteriów odporności i stabilności [49].

Naturalnym środowiskiem do przezwyciężania zarysowanych trudności staje się paradygmat Przemysłu 4.0. Niespotykana dotąd dokładność i dostępność danych operacyjnych otwierają zupełnie nowe perspektywy badawcze [17, 18, 25]. Analiza informacji z systemów wspierających realizację produkcji pozwala na coś więcej, niż tylko pasywne odzwierciedlanie bieżącego stanu – stwarza fundamenty pod zaawansowaną predykcję zachowania systemu. Metody uczenia maszynowego z powodzeniem eksploruje się w kontekście przewidywania ryzyk opóźnień czy szacowania pozostałego czasu realizacji (ang. *Remaining Lead Time*) zleceń w toku [3, 8, 11].

Warto jednak zaznaczyć, że sama zdolność do generowania trafnych predykcji nie stanowi rozwiązania problemu braku odporności planowania. Wyizolowana informacja o prawdopodobnym opóźnieniu zlecenia ma znikomą użyteczność decyzyjną, dopóki nie zostanie zintegrowana z oceną wpływu tej anomalii na globalny harmonogram oraz nie zainicjuje działań korygujących. Obserwowany w literaturze rozwój koncepcji hybrydowych – łączących symulację z eksploracją reguł [45], sieci neuronowe z optymalizacją MILP [52] czy metody AI z analityką preskryptywną [50] – potwierdza słuszność integrowania świata danych ze światem decyzji. Rozwiązania te koncentrują się jednak zazwyczaj na problemach wycinkowych, takich jak wybór makrowariantu planu czy budowa odporności na poziomie globalnego łańcucha dostaw. Podobny kierunek wyznaczają inteligentne cyfrowe bliźniaki, łączone z systemami wielo-agentowymi [47, 54]. Wciąż pozostawiają one jednak istotną lukę badawczą: brakuje ustrukturyzowanych metod translacji przewidywanych odchyleń konkretnych zleceń na selektywne, celowane mechanizmy adaptacyjne w ramach wielopoziomowej struktury produkcji.

W świetle powyższych rozważań, zasadniczy problem badawczy sprowadza się do odpowiedzi na pytanie: w jaki sposób efektywnie wykorzystać wiedzę o przewidywanym, przyszłym stanie realizacji produkcji, aby móc systemowo:

- z wyprzedzeniem antycypować wzrost ryzyka utraty wykonalności planu,
- kwantyfikować kaskadowy wpływ przewidywanych odchyleń na powiązane zlecenia oraz terminowość wyrobu gotowego,
- obiektywnie weryfikować racjonalność ingerencji w obowiązujący plan,
- identyfikować i selekcjonować optymalne, wykonalne działania adaptacyjne,
- mitygować skutki zakłóceń przy rygorystycznym powstrzymywaniu zjawiska destabilizacji (nerwowości) planu.

Skuteczne rozwiązanie tak zdefiniowanego problemu wymusza fundamentalną zmianę perspektywy. Konieczne staje się odejście od klasycznej sekwencji reaktywnej – w której interwencja następuje *post factum* – na rzecz zintegrowanego podejścia predykcyjno-adaptacyjnego. Model docelowy musi tworzyć spójną pętlę decyzyjną, sprzęgającą analizę danych operacyjnych i predykcję z precyzyjną ewaluacją wpływu wprowadzanych zmian, gwarantując tym samym równowagę między elastycznością a pożądaną stabilnością środowiska produkcyjnego. Taką potrzebę można zapisać w postaci schematu jak niżej.

zakłócenie → zaobserwowane odchylenie → reakcja



dane → predykcja → ocena ryzyka → identyfikacja potrzeby adaptacji → działanie adaptacyjne.

3.2. Luka badawcza

Pogłębiona analiza literatury pozwoliła wyodrębnić trzy wiodące nurty badawcze. Pierwszy z nich koncentruje się na implementacji uczenia maszynowego oraz eksploracji procesów (ang. *process mining*) do celów predykcji czasów cyklu, potencjalnych opóźnień i przyszłych stanów zleceń produkcyjnych [8, 46]. Drugi nurt obejmuje zagadnienia dynamicznego harmonogramowania, nierzadko w ujęciu hybrydowym, integrującym modele oparte na danych z narzędziami symulacyjnymi i optymalizacyjnymi [45, 49, 52]. Trzeci obszar badawczy ogniskuje się wokół aplikacji cyfrowych bliźniaków, analityki preskryptywnej oraz wyjaśnianej sztucznej inteligencji (XAI) w szeroko pojętym zarządzaniu odpornością systemów i łańcuchów dostaw [47, 50, 51, 53, 54].

Mimo dynamicznego postępu w wyżej wymienionych dziedzinach, w analizowanym zbiorze publikacji nie zidentyfikowano dotąd kompleksowo zweryfikowanego podejścia, które w sposób spójny integrowałoby predykcję przyszłego przebiegu produkcji z oceną ryzyka, analizą kaskadowej propagacji zakłóceń, a w konsekwencji – z uruchomieniem mechanizmów adaptacyjnych i wyborem optymalnego, wykonalnego scenariusza działań na poziomie złożonych struktur wyrobów. Dostępne rozwiązania mają w dużej mierze charakter fragmentaryczny – obsługują pojedyncze ogniwa tego łańcucha, nie tworząc kompletnej, domkniętej sekwencji decyzyjnej, która mogłaby podlegać holistycznej walidacji z perspektywy odporności i stabilności planu.

Zidentyfikowana luka badawcza obejmuje w szczególności pięć kluczowych wymiarów:

- **Niedostateczna integracja predykcji z procesem decyzyjnym.** O ile współczesne modele predykcyjne z powodzeniem prognozują pozostały czas realizacji oraz ryzyko wystąpienia opóźnień [8, 46], o tyle ich wyniki rzadko bywają bezpośrednio i automatycznie przekładane na ewaluację konieczności interwencji oraz wybór konkretnego działania adaptacyjnego. Z drugiej strony, systemy bazujące na symulacji, optymalizacji i analityce preskryptywnej skupiają się przeważnie na

selekcji wariantu działania dla uprzednio zdefiniowanego, wyizolowanego i statycznego problemu decyzyjnego [45, 50, 52].

- **Dominacja paradygmatu reaktywnego nad antycypacyjnym.** W większości proponowanych podejść proces rekonfiguracji planu jest inicjowany dopiero w momencie faktycznego wystąpienia lub sformalizowania zakłócenia. Wykorzystanie predykcji stanu zlecenia do proaktywnego, wyprzedzającego rozpoznania potrzeby adaptacji pozostaje zjawiskiem marginalnym. Ma to krytyczne znaczenie w kontekście wskaźnika *Time-to-Adapt*, ponieważ przesunięcie momentu interwencji na wcześniejszy etap warunkuje możliwość powstrzymania dalszej propagacji skutków zakłócenia w systemie [48].
- **Marginalizacja zjawiska propagacji lokalnych odchyleń.** Choć dyskurs dotyczący inteligentnych cyfrowych bliźniaków i odporności *end-to-end* silnie akcentuje wymóg całościowego modelowania systemów [47, 51], mechanizmy rzetelnej kwantyfikacji wpływu opóźnienia pojedynczej operacji na wyższe poziomy wielopoziomowej struktury produktu (i w efekcie na ostateczny termin dostawy wyrobu końcowego) pozostają niewystarczająco rozpoznane.
- **Brak wielokryterialnej oceny kompromisu pomiędzy skutecznością adaptacji a stabilnością planu.** Badania z zakresu dynamicznego harmonogramowania faworyzują klasyczne metryki, takie jak czas realizacji harmonogramu (ang makespan), terminowość czy stopień wykorzystania zasobów [49]. Z perspektywy budowy odpornego planowania konieczna jest jednak zrównoważona ewaluacja, uwzględniająca nie tylko redukcję opóźnień, ale również zakres ingerencji w plan pierwotny, intensywność wysiłku adaptacyjnego oraz czas niezbędny do odtworzenia pierwotnych zdolności realizacyjnych [48, 53].
- **Deficyt walidacji empirycznej w warunkach rzeczywistej złożoności produkcyjnej.** Mimo iż część nowatorskich projektów bazuje na historycznych danych z hal produkcyjnych [8, 46], ich zakres ogranicza się często do izolowanego zadania predykcyjnego. Inne koncepcje weryfikowane są na poziomie makro (łańcuch dostaw) [47, 50, 51] bądź z użyciem specyficznych scenariuszy odbudowy systemów [52]. Wyraźnie brakuje rygorystycznej weryfikacji rozwiązań predykcyjno-adaptacyjnych zasilanych pełnym spektrum rzeczywistych danych operacyjnych (opisujących zlecenia, materiały, zasoby) w środowisku wielopoziomowej struktury wyrobu.

W świetle powyższej diagnozy, główną lukę badawczą zdefiniowano jako brak należycie zweryfikowanego, zintegrowanego modelu predykcyjno-adaptacyjnego wspierającego planowanie produkcji. Modelu, który aktywnie wykorzystywałby prognozy przyszłego stanu zleceń do antycypacji ryzyk, precyzyjnego mapowania ich propagacji na wyrób finalny oraz selektywnego wyzwalania i doboru działań korygujących – przy jednoczesnej ewaluacji skuteczności tych działań oraz ich wpływu na stabilność harmonogramu.

Postulowane wypełnienie tej luki determinuje konieczność opracowania i eksperymentalnej weryfikacji oryginalnego rozwiązania, wpisanego w następujący ciąg metodyczny:

odwzorowanie stanu procesu → predykcja przyszłego przebiegu → estymacja ryzyka i propagacji wpływu zakłóceń → identyfikacja potrzeby

adaptacji → selekcja wykonalnego działania → ocena wpływu na odporność i stabilność planu.

3.3. Cele pracy

3.3.1. Cel główny

W odpowiedzi na nakreślony problem badawczy celem głównym jest opracowanie i eksperymentalna weryfikacja predykcyjno-adaptacyjnego mechanizmu wspomagania planowania produkcji komponentów silników lotniczych, wykorzystującego informację o przewidywanym przebiegu realizacji procesu do wcześniejszej identyfikacji ryzyka i uruchamiania działań adaptacyjnych zwiększających odporność planowania na zakłócenia.

Realizacja celu głównego wymaga integracji danych opisujących stan procesu produkcyjnego, modeli predykcyjnych, mechanizmu oceny ryzyka oraz logiki identyfikacji i wyboru działań adaptacyjnych. Istotnym elementem badań jest również określenie, czy wykorzystanie informacji predykcyjnej umożliwia skuteczniejsze ograniczenie skutków zakłóceń niż podejście reaktywne, przy jednoczesnym zachowaniu akceptowalnej stabilności planu produkcyjnego.

Tak sformułowany cel wynika z kierunków rozwoju wskazywanych w najnowszej literaturze: doskonalenia predykcji przebiegu zleceń w warunkach zmieniającej się charakterystyki produkcji, łączenia metod opartych na danych z symulacją i optymalizacją, rozwoju analityki preskryptywnej oraz uwzględniania czasowego i systemowego wymiaru adaptacji. Przedmiotem badań nie jest jednak opracowanie kolejnego odrębnego modelu predykcyjnego lub algorytmu harmonogramowania, lecz określenie i weryfikacja sposobu wykorzystania informacji predykcyjnej w procesie podejmowania decyzji adaptacyjnych.

Głównym oczekiwanym rezultatem naukowym niniejszej rozprawy jest opracowanie oraz empiryczna weryfikacja autorskiej koncepcji, która integruje odwzorowanie bieżącego stanu systemu produkcyjnego, kwantyfikację ryzyka, wczesną identyfikację potrzeby adaptacji oraz selekcję wykonalnego działania korygującego.

Zasadniczy walor oryginalności proponowanego podejścia nie sprowadza się zatem do prostej implementacji wyizolowanego modelu uczenia maszynowego, ani do konstrukcji kolejnego wariantu algorytmu harmonogramowania. Istota nowości naukowej i wkładu badawczego tkwi w udanej operacjonalizacji oraz kompleksowej walidacji pełnego, domkniętego łańcucha decyzyjnego:

predykcja przyszłego stanu → ewaluacja ryzyka i propagacji jego skutków → wyzwolenie mechanizmów adaptacyjnych → selekcja optymalnego działania → wielokryterialna ocena odporności i stabilności zmodyfikowanego planu.

Wiarygodność i utylitarność opracowanego modelu zostaną zweryfikowane w oparciu o rzeczywiste dane operacyjne pochodzące z procesu produkcji zaawansowanych komponentów silników lotniczych. Tak zdefiniowane środowisko testowe pozwala na rygorystyczne przebadanie proponowanej koncepcji w warunkach gęstej sieci zależności technologicznych, nierozerwalnie związanych ze skomplikowaną, wielopoziomową strukturą wyrobu.

Uzyskane wyniki pozwolą określić, w jakich warunkach wykorzystanie informacji predykcyjnej zapewnia przewagę względem adaptacji reaktywnej oraz

w jaki sposób moment i zakres ingerencji wpływają na ograniczenie skutków zakłócenia, czas odtworzenia wymaganej zdolności realizacyjnej i stabilność planu produkcji. Porównanie zaproponowanego modelu z klasycznym podejściem pokazano w tabeli 3-1

Tabela 3-1 Porównanie proponowanego modelu do znanych systemów

KLASYCZNE PODEJŚCIE REAKTYWNE	PROPONOWANY MECHANIZM
OCENA STANU AKTUALNEGO	OCENA STANU AKTUALNEGO I PRZEWIDYWANEGO
REAKCJA PO IDENTYFIKACJI ODCHYLENIA	MOŻLIWOŚĆ WCZEŚNIEJSZEJ IDENTYFIKACJI RYZYKA
ADAPTACJA INICJOWANA ZDARZENIEM	ADAPTACJA INICJOWANA POZIOMEM RYZYKA
OCENA LOKALNEGO ODCHYLENIA	OCENA WPŁYWU NA REALIZACJĘ PLANU
KONCENTRACJA NA EFEKTYWNOŚCI	EFEKTYWNOŚĆ + ODPORNOŚĆ + STABILNOŚĆ PLANU

Efektem aplikacyjnym będzie prototyp mechanizmu wspomagania decyzji planistycznych, wykorzystujący rzeczywiste dane produkcyjne do wcześniejszej identyfikacji ryzyka oraz wspierania wyboru działań adaptacyjnych.

Wypełnienie luki badawczej przyczyni się do rozwoju wiedzy, umożliwiając firmom nie tylko przetrwanie, ale i przewagę konkurencyjną w niestabilnym środowisku.

3.3.2. Cele szczegółowe

Dla realizacji celu głównego wyznaczono następujące cele szczegółowe:

1. **Identyfikacja uwarunkowań odporności planowania produkcji w warunkach zmienności i zakłóceń.**

   Cel obejmuje:

- analizę metod planowania produkcji i mechanizmów adaptacyjnych,
- identyfikację głównych rodzajów zakłóceń wpływających na realizację planu,
- określenie cech odporności planowania, w szczególności zdolności do absorpcji skutków zakłócenia, adaptacji oraz odtworzenia wymaganej zdolności realizacyjnej.

2. **Opracowanie modelu badanego systemu produkcyjnego i sposobu odwzorowania zakłóceń.**

   Cel obejmuje:

- charakterystykę procesu, zleceń, operacji, zasobów oraz zależności wynikających ze struktury produktu,
- określenie źródeł i sposobu integracji danych produkcyjnych,

- formalizację zakłóceń dotyczących czasu realizacji operacji, dostępności zasobów oraz materiałów.

3. **Opracowanie modeli predykcyjnych wspierających ocenę przyszłego stanu realizacji produkcji**

Cel obejmuje:

- przygotowanie i transformację danych,
- dobór zmiennych wejściowych,
- budowę modeli predykcji rozpoczęcia i zakończenia realizacji zleceń oraz opóźnienia,
- walidację jakości i interpretację uzyskanych modeli.

4. **Opracowanie predykcyjno-adaptacyjnego mechanizmu wspomagania planowania produkcji.**

Cel obejmuje :

- predykcję
- ocenę ryzyka
- identyfikację potrzeby adaptacji
- wybór działania adaptacyjnego

5. **Eksperymentalną ocenę skuteczności mechanizmu w warunkach różnych zakłóceń.**

Badania obejmują:

- różne rodzaje zakłóceń systemowych,
- różne poziomy ich intensywności,
- porównanie strategii:
  - braku adaptacji,
  - adaptacji reaktywnej,
  - adaptacji wykorzystującej informację predykcyjną.

Celem eksperymentów jest określenie wpływu momentu i sposobu uruchomienia adaptacji na zdolność ograniczenia skutków zakłócenia.

6. **Ocenę wpływu proponowanego mechanizmu na odporność planowania produkcji oraz określenie jego możliwości zastosowania praktycznego.**

Ocena obejmie :

- poziom opóźnień,
- stabilność planu,
- liczbę i zakres zmian planu,
- czas reakcji i odtworzenia,
- koszt lub intensywność adaptacji.

4. Metodyka badań i koncepcja mechanizmu adaptacyjnego

4.1. Przedmiot i zakres badań

Przedmiotem badań w niniejszej rozprawie są procesy operacyjnego planowania produkcji komponentów silników lotniczych w złożonych systemach wytwarzania, ze szczególnym uwzględnieniem produkcji jednostkowej, małoseryjnej oraz nisko-wolumenowej typu high mix – low volume. Charakterystyczną cechą takich systemów są wielopoziomowe struktury wyrobów (BOM), rozbudowane marszruty technologiczne, współdzielone zasoby oraz dużym zróżnicowaniem operacji i czasów operacyjnych.

Szczególnym zagadnieniem podejmowanym w badaniach jest odporność planowania produkcji na zakłócenia oraz możliwość jej podniesienia poprzez wykorzystanie informacji predykcyjnej i cyfrowych narzędzi wspomagania decyzji. Zakłócenia w środowisku produkcyjnym mogą dotyczyć przebiegu samych operacji, dostępności zasobów maszynowych lub ciągłości dostaw materiałowych. Z uwagi na ścisłe powiązania pomiędzy operacjami, zleceniami a strukturą wyrobu, skutki lokalnych odchyleń mają tendencję do propagowania się w całym systemie, co bezpośrednio zagraża terminowej realizacji zamówień końcowych.

Zakres badań obejmuje poziom operacyjnego planowania i realizacji produkcji. Analizie podlegają zależności pomiędzy planowanym i rzeczywistym przebiegiem procesu oraz wpływ pojawiających się odchyleń na możliwość terminowej realizacji zleceń.

Szczególna uwaga w pracy została skierowana na:

- zmienność czasów realizacji i dotrzymywania harmonogramu operacji,
- dynamiczną dostępność materiałów i zasobów,
- wpływ struktury wyrobu na podatność systemu na kumulację opóźnień.

W pracy przyjęto założenie, że zwiększenie odporności planowania wymaga nie tylko identyfikacji zakłócenia po jego wystąpieniu, lecz również wykorzystania informacji o przewidywanym przyszłym stanie systemu. Z tego względu badania koncentrują się na opracowaniu predykcyjno-adaptacyjnego mechanizmu wspomagania planowania produkcji, integrującego:

dane operacyjne → predykcję → ocenę ryzyka
→ identyfikację potrzeby adaptacji → działanie adaptacyjne.

W niniejszej pracy przyjęto, że badany system produkcyjny operuje w warunkach ograniczonej dostępności zasobów, a rzeczywiste czasy realizacji i oczekiwania podlegają naturalnej zmienności. Zakłócenia mogą pojawiać się na każdym etapie procesu, oddziałując zarówno lokalnie (na pojedyncze operacje), jak i kaskadowo (na powiązane zlecenia). Proces planowania traktowany jest jako elastyczny, co dopuszcza modyfikację decyzji harmonogramowych w trakcie ich realizacji.

Badania mają charakter empiryczny i aplikacyjny. Opierają się na rzeczywistych danych operacyjnych pozyskanych z cyfrowych systemów informatycznych przedsiębiorstwa produkcyjnego. Dane te służą do cyfrowego odwzorowania stanu procesu, budowy i walidacji modeli predykcyjnych (z

wykorzystaniem uczenia maszynowego) oraz eksperymentalnej weryfikacji zaproponowanego mechanizmu adaptacyjnego.

Zakres metod badawczych obejmuje analizę literatury, analizę rzeczywistego procesu produkcyjnego, analizę i przygotowanie danych, budowę oraz walidację modeli uczenia maszynowego, konstrukcję mechanizmu adaptacyjnego oraz eksperymentalne porównanie alternatywnych strategii postępowania w warunkach zakłóceń.

Logika badań obejmuje kolejno:

1. identyfikację problemu oraz luki badawczej,
2. odwzorowanie struktury systemu produkcyjnego oraz natury zakłóceń,
3. integrację i przygotowanie danych operacyjnych,
4. budowę i walidację modeli predykcyjnych,
5. opracowanie mechanizmu oceny ryzyka i adaptacji planu,
6. przygotowanie scenariuszy eksperymentalnych,
7. symulacyjne porównanie dwóch strategii zarządzania planem: pasywnej (bez adaptacji) oraz predykcyjno-adaptacyjnej,
8. ocenę wpływu mechanizmu na ogólną odporność planowania produkcji.

Badania obejmują trzy podstawowe klasy zakłóceń reprezentujące odmienne źródła destabilizacji procesu: zakłócenie przepływu materiału/zlecenia, niezgodność jakościową oraz opóźnienie lub niedostępność materiału. Dla każdego rodzaju zakłócenia analizowane są różne poziomy jego intensywności.

Efektywność zaproponowanego rozwiązania oceniana jest dwutorowo: pod kątem jakości predykcyjnej samych modeli oraz praktycznej skuteczności mechanizmu adaptacyjnego. Weryfikacji podlegają kluczowe parametry procesu: terminowość zleceń, wielkość opóźnień, stabilność harmonogramu, zakres niezbędnych modyfikacji, liczba podjętych interwencji oraz czas powrotu systemu do pełnej zdolności realizacyjnej.

Należy podkreślić, że celem pracy nie jest budowa od podstaw kompletnego systemu klasy APS (Advanced Planning and Scheduling) ani globalna re-optymalizacja całego harmonogramu. Proponowane rozwiązanie stanowi cyfrową warstwę wspomagania decyzji. Jej zadaniem jest identyfikacja potrzeby interwencji na podstawie aktualnego i przewidywanego stanu procesu oraz dobór działań minimalizujących skutki zakłóceń.

Tak zdefiniowany zakres prac wpisuje się w nurt badań nad odpornością systemów produkcyjnych (resilience) oraz wykorzystaniem analityki predykcyjnej w inżynierii produkcji. Przedmiotem weryfikacji jest główne pytanie badawcze: czy antycypowanie zakłóceń i wdrażanie działań predykcyjno-adaptacyjnych pozwala skuteczniej dostarczać wyroby zaplanowane w planie produkcji niż tradycyjne podejście reaktywne, przy jednoczesnym zachowaniu akceptowalnej stabilności tego planu.

4.2. Model badanego systemu produkcyjnego

Modelowany system produkcyjny odzwierciedla specyfikę zakładu wytwarzającego zaawansowane komponenty w przemyśle lotniczym. Środowisko to charakteryzuje się rozbudowanymi marszrutami technologicznymi, wieloetapowością procesów, współdzieleniem zasobów oraz dużą zmiennością warunków realizacji. Sieć powiązań między operacjami, dostępnością materiałów a parametrami planistycznymi jest w tym układzie niezwykle rozbudowana. W efekcie, nawet drobne, lokalne zakłócenie – na poziomie pojedynczego stanowiska, opóźnionej dostawy czy zmiany priorytetu – ma tendencję do kaskadowej propagacji wzdłuż struktury wyrobu (drzewa BOM). Zjawisko to bezpośrednio wpływa na terminowość zleceń, poziom produkcji w toku (WIP) oraz ogólną stabilność harmonogramu operacyjnego.

Przyjęty model cyfrowy został skonstruowany z perspektywy planowania i sterowania przepływem zleceń. Jego struktura opiera się na trzech fundamentalnych elementach składowych:

- Zasoby produkcyjne: obejmują nie tylko park maszynowy, stanowiska robocze i operatorów, ale również kluczową infrastrukturę wspierającą (narzędzia, oprzyrządowanie, aparaturę kontrolno-pomiarową oraz zasoby kontroli jakości).
- Zlecenia produkcyjne: reprezentują skwantyfikowane elementy w procesie wytwarzania konkretnych indeksów materiałowych (wyrobów gotowych lub półfabrykatów).
- Operacje technologiczne: definiują fizyczne etapy transformacji wyrobu, powiązane ze sobą ścisłymi relacjami następstwa.

W proponowanym ujęciu każde zlecenie zamodelowano jako uporządkowaną sekwencję operacji. Jest ono ściśle sparametryzowane poprzez czasy realizacji, konieczne zasoby oraz rygorystyczne ograniczenia technologiczne i kolejnościowe. Ograniczenia te wynikają bezpośrednio z technologii wytwarzania, limitów wydajnościowych, norm jakościowych oraz parametrów systemów planowania zapotrzebowania materiałowego (MRP).

Tym samym, zlecenie produkcyjne nie jest w modelu traktowane jako wyizolowany obiekt planistyczny. Stanowi ono dynamiczny łańcuch współzależnych zdarzeń, który wymusza precyzyjną, wielowymiarową synchronizację – przepływu materiałów, alokacji zasobów maszynowych i ludzkich oraz rygorystycznych okien czasowych.

Podstawowe elementy modelu stanowią:

- zlecenia produkcyjne,
- operacje technologiczne,
- zasoby produkcyjne,
- materiały i komponenty,
- relacje wynikające z marszrut technologicznych,
- relacje wynikające ze struktury BOM.

System produkcyjny sformalizowano jako graf procesu produkcyjnego. Podstawowymi węzłami grafu są zlecenia/operacje, natomiast zasoby, materiały i inne właściwości są ich atrybutami lub dodatkowymi relacjami. Takie ujęcie umożliwia analizę przepływu zleceń, identyfikację kumulacji pracy w toku, ocenę obciążenia zasobów oraz lokalizację potencjalnych wąskich gardeł. Graf procesu

stanowi również podstawę dalszego modelowania zakłóceń i oceny odporności systemu planowania produkcji.

Dla potrzeb formalizacji system produkcyjny można przedstawić jako zbiór:

$$S = \{J, O, R, M, E\} \tag{4.1}$$

gdzie:

J -*oznacza zbiór zleceń produkcyjnych,*

O – *zbiór operacji technologicznych,*

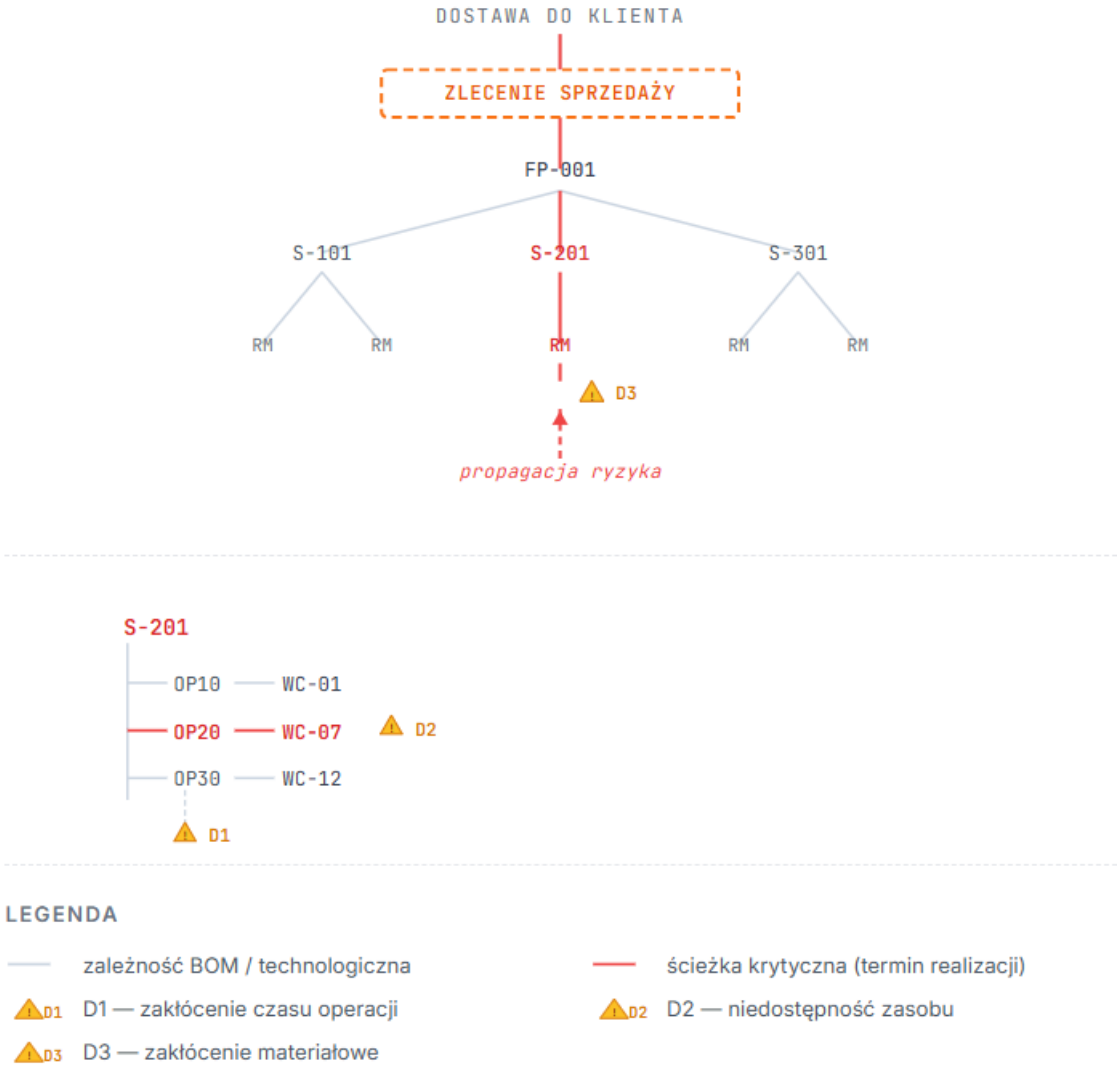
R – *zbiór zasobów produkcyjnych,*

M – *zbiór materiałów i komponentów,*

E - *reprezentuje zbiór relacji pomiędzy elementami systemu.*

Relacje E obejmują przede wszystkim zależności następstwa technologicznego pomiędzy operacjami oraz zależności materiałowe wynikające ze struktury BOM. Zasoby są przypisywane do operacji zgodnie z wymaganiami technologicznymi, natomiast dostępność materiałów i komponentów stanowi jeden z warunków możliwości realizacji procesu.

Tak zdefiniowany system może być przedstawiony w postaci grafu zależności produkcyjnych, umożliwiającego odwzorowanie relacji pomiędzy poszczególnymi elementami procesu/materiałami oraz analizę propagacji skutków zakłóceń. Graf stanowi podstawę identyfikacji elementów wpływających na termin realizacji zlecenia nadrzędnego oraz oceny konsekwencji odchyleń występujących na poszczególnych etapach procesu przedstawiono na rysunku 4.1.



Rysunek 4-1 Grafowa reprezentacja badanego systemu produkcyjnego z uwzględnieniem zależności BOM, operacji, zasobów oraz propagacji skutków zakłóceń. Źródło: opracowanie własne.

W modelu przyjęto trzy podstawowe źródła zakłóceń wpływających na realizację planu:
$D1 - zaburzenie\ przepływu\ materiału\ /wydłużenie\ czasu\ realizacji\ operacji,$
$D2 - niezgodność\ jakościowa$
$D3 - opóźnienie\ lub\ niedostępność\ materiału.$

Zakłócenia te wpływają bezpośrednio na wybrane elementy systemu, a poprzez złożoną sieć powiązań propagują się na kolejne operacje i zlecenia. Z perspektywy prowadzonych badań kluczowe staje się zatem nie tylko identyfikowanie lokalnych odchyleń od planu, ale przede wszystkim kwantyfikacja ich potencjalnego wpływu na terminową realizację wyrobu końcowego.

Tak zdefiniowany model systemu produkcyjnego stanowi fundament dla dalszego modelowania zakłóceń, budowy algorytmów predykcyjnych oraz implementacji mechanizmów adaptacyjnych. Pozwala on na ścisłą integrację

informacji o bieżącym stanie hali produkcyjnej z prognozowanym przebiegiem zleceń, umożliwiając tym samym obiektywną ocenę konieczności podjęcia działań korygujących w czasie rzeczywistym.

Przyjęta w pracy formalizacja matematyczna bazuje na klasycznym ujęciu problemów harmonogramowania typu job shop, w którym każde zlecenie produkcyjne definiowane jest jako uporządkowany zbiór operacji technologicznych, wymagających alokacji określonych zasobów i czasu trwania. Jednakże, w odróżnieniu od uproszczonych modeli analitycznych, badany system został rozszerzony o zależności materiałowe wynikające z wielopoziomowej struktury produktu (BOM – Bill of Materials) oraz o zmienność rzeczywistego środowiska produkcyjnego.

W efekcie, oprócz standardowych rygorów technologicznych, architektura modelu uwzględnia hierarchiczne powiązania między zleceniami. Zlecenie na wytworzenie komponentu lub podzespołu stanowi logiczny i fizyczny poprzednik dla procesu realizowanego na wyższym poziomie struktury wyrobu. W konsekwencji, termin ukończenia zlecenia nadrzędnego jest warunkowany nie tylko płynnością jego własnych operacji, ale w równym stopniu terminową dostępnością niezbędnych półfabrykatów.

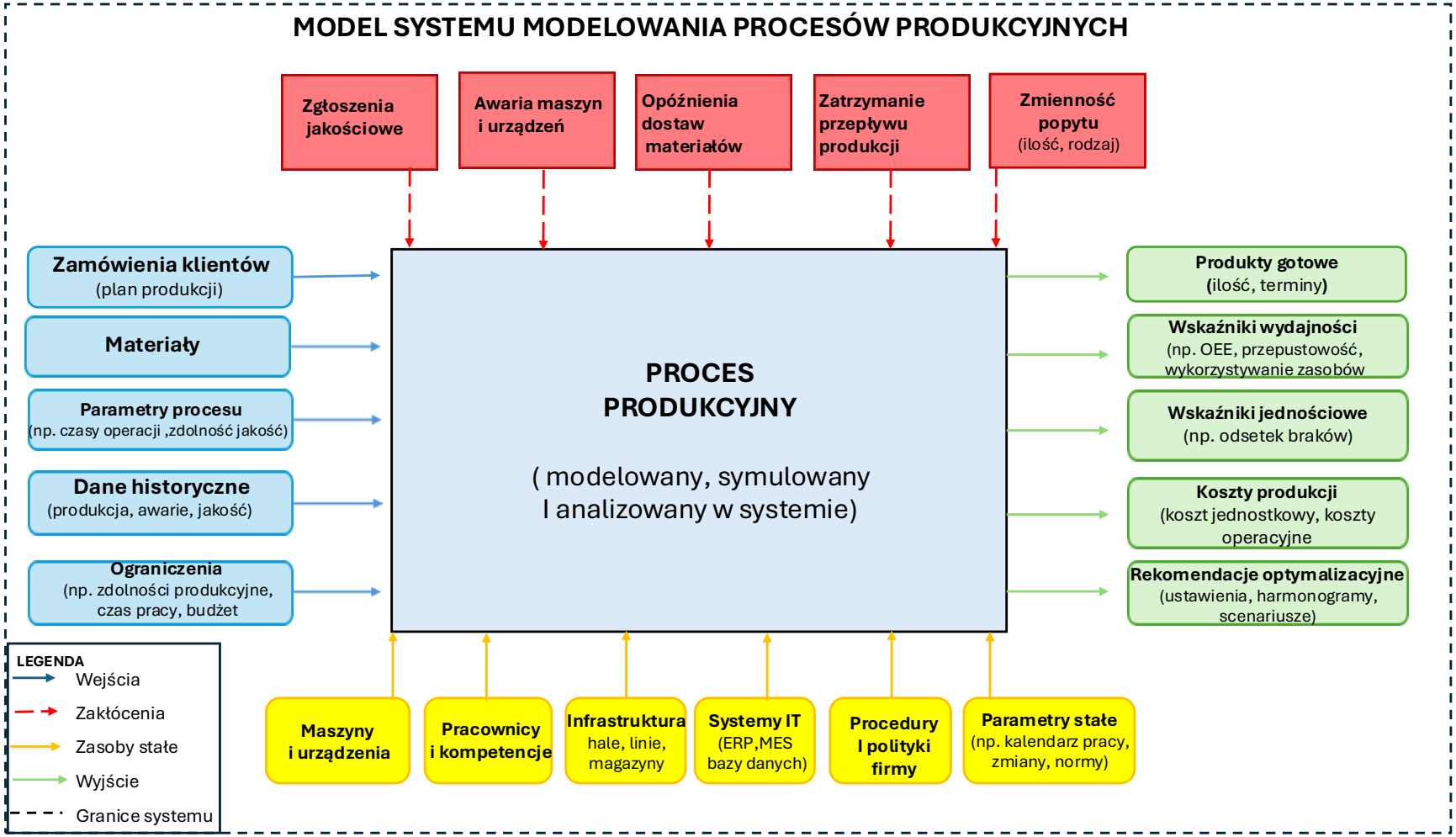
Model implementuje również ograniczenia pojemnościowe zasobów produkcyjnych. W danym oknie czasowym maszyna lub gniazdo robocze może zostać przypisane do skończonej liczby operacji, a zajętość zasobu bezpośrednio determinuje możliwe czasy rozpoczęcia kolejnych zadań. Generuje to wielowymiarową przestrzeń zależności – nie tylko technologicznych i materiałowych, ale także wynikających z rywalizacji współbieżnych zleceń o wspólne zasoby, co ma szczególne znaczenie w przypadku występowania tzw. wąskich gardeł.

Ze względu na tak gęstą sieć interakcji, lokalne odchylenie ma tendencję do propagacji wzdłuż łańcucha operacji i kolejnych poziomów struktury BOM. Co istotne, opóźnienie pojedynczego zadania nie implikuje automatycznie opóźnienia finalnego zlecenia, o ile system dysponuje odpowiednim buforem czasowym. Z drugiej strony, nawet marginalne odchylenie na elemencie determinującym główny przepływ (np. na ścieżce krytycznej) może drastycznie zaburzyć harmonogram końcowy.

Z tego względu, w dalszej części rozprawy system produkcyjny reprezentowany jest nie jako zbiór odizolowanych zleceń, lecz jako złożona sieć współzależnych obiektów. Zastosowana reprezentacja grafowa umożliwia precyzyjne i wielowymiarowe odwzorowanie:

- relacji technologicznych pomiędzy poszczególnymi operacjami,
- zależności materiałowych wynikających ze struktury BOM,
- hierarchicznych powiązań między zleceniami,
- alokacji zasobów do realizowanych zadań technologicznych,
- wielokierunkowej propagacji odchyleń w kierunku zlecenia i wyrobu końcowego.

Model systemu wraz z zasobami i wejściami stałymi opisano na Rysunku 4-2



Rysunek 4-2 Model Systemu Modelowania Procesów produkcyjnych

Zaproponowany model strukturalny stanowi teoretyczną i aplikacyjną bazę do dalszej formalizacji zakłóceń oraz ewaluacji ich wpływu na stabilność planu produkcji. Szczegółowa typologia zakłóceń, metodyka ich reprezentacji w cyfrowym modelu oraz przyjęte poziomy intensywności zostały poddane wnikliwej analizie w kolejnym podrozdziale.

4.3. Model zakłóceń systemowych

Na potrzeby niniejszej pracy zakłócenia systemowe zdefiniowano jako zdarzenia losowe lub częściowo przewidywalne, które bezpośrednio rzutują na dostępność zasobów i materiałów, parametry technologiczne operacji czy wreszcie – na priorytety zleceń. W odróżnieniu od incydentalnych, lokalnych odchyleń, tego typu zaburzenia wywołują w złożonych strukturach produkcyjnych efekt kaskadowy. Skutkuje to lawinowym narastaniem opóźnień, niekontrolowanym przyrostem produkcji w toku (WIP), a ostatecznie – utratą terminowości i drastycznym obniżeniem odporności całego systemu.

W opracowanym modelu wyodrębniono trzy kluczowe wektory zakłóceń, odpowiadających głównym źródłom destabilizacji na hali produkcyjnej:

1. **Zaburzenia przepływu/procesu** – bezpośrednio uderzają w zdolności wytwórcze, generując kolejki i wymuszając natychmiastowe przeplanowanie operacji przypisanych do danego zasobu. Przyczyny mogą mieć miejsce w awariach maszyn, niedostępności zasobów , priorytetach itp.
2. **Niezgodności jakościowe** -zatrzymania produkcji z uwagi na konieczność oceny i korekty niezbędnych cech jakościowych.
3. **Niedostępność materiału** – opóźnienia i braki materiałowe, które paraliżują możliwość rozpoczęcia lub kontynuowania prac, co jest szczególnie dotkliwe przy komponentach unikalnych, pozbawionych prostych zamienników. Przyczyną mogą być zaburzenia w łańcuchu dostaw lub zmianach popytu/przyspieszeniach

Każde zdarzenie zakłócające sparametryzowano za pomocą trzech zmiennych:

- momentu wystąpienia w horyzoncie planistycznym
- wpływu na finalne dostawy
- intensywności

Taki mechanizm pozwala cyfrowo modelować zarówno punktowe, krótkotrwałe incydenty, jak i systemowe, długofalowe problemy.

Aby rzetelnie ocenić odporność badanego układu, przygotowano trzy scenariusze eksperymentalne o rosnącej skali trudności: od scenariusza niskiego (warunki stabilne z rzadkimi odchyleniami), przez średni (typowe środowisko przemysłowe), aż po wariant wysoki, reprezentujący skrajną niestabilność, wysokie ryzyko opóźnień i krytyczny wzrost poziomu WIP.

Z perspektywy inżynierii operacyjnej kluczowy nie jest sam fakt wystąpienia awarii czy opóźnienia, ale zdolność systemu do jego absorpcji i szybkiego powrotu do równowagi. W niniejszej pracy odporność (*resilience*) rozumiana jest zatem jako zdolność systemu do dynamicznej, autonomicznej adaptacji planu i parametrów sterujących w odpowiedzi na zmieniające się warunki.

Szczególną uwagę w badaniach poświęcono planowaniu materiałowemu. Najpoważniejszym przejawem zakłóceń w tym obszarze jest zjawisko braku komponentów (ang. *shortage*), występujące, gdy realne zapotrzebowanie

przewyższa dostępny zapas w horyzoncie krytycznym dla utrzymania harmonogramu.

Źródła tych braków są wielorakie: od opóźnień i ograniczeń wydajnościowych po stronie dostawcy (*supplier/capacity shortage*), przez globalne niedobory surowców na rynkach (*market shortage*), aż po błędy wewnętrzne – takie jak rozbieżności w inwentaryzacji czy nagłe blokady jakościowe (*internal shortage*). W produkcji zaawansowanych wyrobów (*high mix – low volume*) problem ten przybiera na sile ze względu na długie czasy dostaw (*lead Times LT*), wąskie grono kwalifikowanych dostawców i restrykcyjne normy jakości.

Tradycyjne zarządzanie ryzykiem braków opiera się na reaktywnym monitorowaniu alertów w systemach klasy ERP/MRP. W warunkach wysokiej zmienności rynkowej jest to jednak podejście dalece niewystarczające – czas na podjęcie działań zaradczych bywa z reguły zbyt krótki.

Dlatego w proponowanym rozwiązaniu przyjęto zmianę paradygmatu: braki materiałowe traktowane są nie jako nieunikniony problem operacyjny, lecz jako sygnał ryzyka, który można z wyprzedzeniem prognozować**.** Wykorzystanie danych historycznych o terminowości dostaw, zmienności popytu i zależnościach w strukturze BOM stanowi fundament do budowy algorytmów predykcyjnych. Ich zadaniem jest identyfikacja pozycji materiałowych zagrożonych niedoborem na długo przed tym, nim system MRP wygeneruje oficjalny alert, co otwiera drogę do w pełni proaktywnego zarządzania produkcją.

Rodzaj możliwego działania adaptacyjnego zależy od charakteru zidentyfikowanego zakłócenia oraz aktualnych ograniczeń systemu produkcyjnego. Z tego względu przed etapem oceny wariantów tworzony jest zbiór działań dopuszczalnych (ang. *feasible actions*).

4.4. Mechanizmy odporności planowania produkcji

Zakłócenia obserwowane na poziomie hali produkcyjnej nie powstają w próżni – są zazwyczaj ściśle sprzężone z makroekonomicznymi zjawiskami w globalnych łańcuchach dostaw. Do najważniejszych wektorów ryzyka napływających z otoczenia rynkowego należą:

- Zmienność popytu i podaży. W sytuacjach szokowych (np. pandemie, nagłe kryzysy podażowe) tradycyjne metody prognozowania bazujące wyłącznie na szeregach czasowych i danych historycznych zawodzą. Powstający w sieciach dostaw tzw. efekt byczego bicza (ang. bullwhip effect) potęguje wahania zapotrzebowania na każdym kolejnym szczeblu sieci. Wymusza to odejście od sztywnych algorytmów na rzecz analizy scenariuszowej i dynamicznej kalibracji planów w oparciu o bieżące strumienie danych.

- Kruchość łańcuchów dostaw. Powszechne podejście do optymalizacji kosztowej – takie jak minimalizacja zapasów (just-in-time) czy opieranie się na jednym kluczowym dostawcy (single-sourcing) – doskonale sprawdzają się w warunkach stabilnych, jednak tworzą w systemie pojedyncze punkty awarii (single points of failure). W produkcji zaawansowanej problem ten dodatkowo potęguje wąskie grono

kwalifikowanych dostawców oraz długotrwałe cykle certyfikacji alternatywnych źródeł.

- Ograniczona widoczność przepływów (end-to-end visibility). Organizacje często dowiadują się o problemie dopiero w momencie, gdy opóźnienie staje się widoczne w ich wewnętrznym systemie ERP. Brak transparentności co do statusu materiałów u poddostawców uniemożliwia wczesną detekcję zagrożeń, zanim te zdążą kaskadowo wpłynąć na kolejne poziomy struktury BOM.

- Pozycja w portfolio dostawcy. W realiach ograniczonej podaży dostawcy nierzadko stosują własną priorytetyzację, faworyzując klientów o statusie strategicznym. Z perspektywy planowania oznacza to, że formalnie potwierdzony termin dostawy (ang. PO confirmation) nie zawsze obiektywnie odzwierciedla ryzyko opóźnienia. Odporny model planowania musi zatem ważyć dane deklaratywne z historyczną rzetelnością i wiarygodnością danego partnera.

- Szoki geopolityczne i surowcowe. Zjawiska takie jak niedobory krytycznych komponentów (np. półprzewodników), restrykcje eksportowe czy konflikty handlowe drastycznie i z dnia na dzień zmieniają dostępność materiałów. Klasyczne systemy MRP, opierające się na statycznych parametrach planistycznych – takich jak sztywny czas dostawy (Lead Time) czy stały zapas bezpieczeństwa (ang. Safety Stock) – są niezdolne do zaabsorbowania tak dużej i nagłej zmienności.

W świetle powyższych wyzwań współczesny model planowania produkcji musi ewoluować w stronę rozwiązań w pełni adaptacyjnych. Możliwości systemów powinny wykraczać poza pasywne rejestrowanie zakłóceń – Ich rolą jest predykcja ryzyka oraz proaktywne rekomendowanie działań zaradczych. To przestrzeń, w której fundamentalną rolę odgrywają techniki sztucznej inteligencji (AI). Algorytmy analityki predykcyjnej pozwalają na eksplorację danych operacyjnych w poszukiwaniu ukrytych wzorców, klasyfikację ryzyk oraz wyprzedzające modelowanie opóźnień, stanowiąc cyfrową tarczę dla stabilności procesu.

Zwieńczeniem tego podejścia jest mierzalna odporność (resilience) systemu planistycznego, rozumiana jako zdolność do utrzymania celów biznesowych pomimo naporu zakłóceń. W ujęciu inżynierskim proces ten dekomponuje się na trzy sekwencyjne mechanizmy:

- Absorpcję – zdolność systemu do przyjęcia uderzenia bez utraty stabilności (np. dzięki inteligentnie rozmieszczonym buforom materiałowym lub czasowym).
- Adaptację – elastyczną rekonfigurację harmonogramu, priorytetów i zasobów w odpowiedzi na nową sytuację.
- Odbudowę (recovery) – sprawny powrót operacji do nominalnej wydajności.

Zatem pojęcie resilience ma charakter nadrzędny – jest miarą zintegrowanej skuteczności wszystkich trzech powyższych mechanizmów sprzęgniętych z cyfrowym silnikiem analitycznym. Główne cechy mechanizmów przedstawiono w tabeli 4-1.

Tabela 4-1 Mechanizmy odporności

Mechanizm	Główne pytanie	Charakter reakcji	Przykład w planowaniu produkcji
Absorpcja	Czy plan może przyjąć zakłócenie bez istotnej zmiany?	Utrzymanie planu	Wykorzystanie bufora czasowego
Adaptacja	Jak należy zmienić plan po przekroczeniu jego zdolności absorpcyjnej?	Dostosowanie planu	Zmiana priorytetu zlecenia
Odbudowa	Jak przywrócić stabilny poziom realizacji po zakłóceniu?	Odbudowa sprawności	Redukcja opóźnień i zaległości
Resilience	Czy system potrafi skutecznie przejść przez cały cykl zakłócenia?	Zdolność kompleksowa	Absorpcja, adaptacja, odbudowa i uczenie się

Absorpcja to zdolność systemu do przyjęcia uderzenia i skompensowania skutków zakłócenia bez konieczności ingerencji w strukturę harmonogramu. W tej fazie plan zachowuje swoją pierwotną stabilność, a negatywne skutki zdarzenia (np. chwilowy przestój czy niewielkie opóźnienie dostawy) są tłumione przez naturalne lub sztucznie wygenerowane rezerwy.

Pojemność absorpcyjna wynika z:

- buforów czasowych pomiędzy operacjami,
- ukrytych rezerw zdolności produkcyjnych,
- dostępności alternatywnych zasobów,
- zapasów bezpieczeństwa,
- elastyczności marszruty technologicznej -alternatywy,
- nadwyżki czasu pomiędzy przewidywanym a wymaganym terminem zakończenia zlecenia (Safety time ST).

Kluczową funkcją absorpcji jest ochrona systemu przed zjawiskiem tzw. nerwowości planowania (system nervousness). Dzięki niej zapobiega się uruchamianiu algorytmów optymalizacyjnych i chaotycznym zmianom priorytetów w odpowiedzi na każdy, nawet marginalny szum informacyjny z hali produkcyjnej. Zbyt szybkie przechodzenie do adaptacji prowadziłoby do zwiększenia nerwowości planowania i częstego zmieniania priorytetów produkcyjnych.

Adaptacja oznacza celową zmianę planu w odpowiedzi na zakłócenie, którego skutki przekroczyły zdolność absorpcyjną systemu. Interwencja następuje w momencie, gdy system predykcyjny zasygnalizuje, że bierne

utrzymywanie status quo grozi naruszeniem terminów końcowych lub propagacją opóźnień na kolejne zlecenia w drzewie BOM. W zaproponowanym modelu warstwa predykcyjna stanowi cyfrowy wyzwalacz dla działań adaptacyjnych. Algorytmy na bieżąco analizują m.in. prognozowane opóźnienia (Start/End Delay), dostępność buforów oraz dynamikę narastania odchyleń. Na tej podstawie system może podjąć szereg działań korygujących, takich jak: zmiana priorytetów i kolejności operacji, przydział alternatywnego parku maszynowego, modyfikacja wielkości partii czy aktualizacja terminów uruchomienia zleceń.

Co istotne, adaptacja nie oznacza globalnego przeplanowania całego zakładu. Działa selektywnie – dotyczy wyłącznie tych węzłów sieci, gdzie wartość dodana z interwencji przewyższa koszt dezorganizacji. Prawidłowo zaprojektowany mechanizm adaptacyjny stale poszukuje kompromisu: minimalizuje opóźnienia, ale jednocześnie chroni stabilność operacji w tzw. zamrożonym horyzoncie planistycznym (ang. frozen horizon).

Odbudowa sprawności/ recovery oznacza zdolność systemu do powrotu do wymaganego poziomu realizacji produkcji po wystąpieniu zakłócenia i wdrożeniu działań adaptacyjnych. Celem *recovery* jest płynne wyprowadzenie systemu do nowego, stabilnego stanu, w którym produkcja ponownie przebiega w sposób kontrolowany.

Faza ta obejmuje m.in. sukcesywną redukcję zaległości produkcyjnych (backlogu), przywracanie pełnej dostępności zasobów i stabilizację nowych priorytetów. O ile adaptacja odnosi się do wyboru *sposobu* reakcji, o tyle *recovery* mierzy *skuteczność i czas* powrotu kluczowych wskaźników (np. terminowości) do akceptowalnego pasma.

W świetle powyższych rozważań, resilience nie jest kolejną, wyizolowaną fazą poprodukcyjną. To nadrzędna właściwość całego systemu informacyjno-decyzyjnego. Rozumie się ją jako zintegrowaną zdolność systemu do:

1. wczesnego prognozowania zagrożeń,
2. absorbowania początkowych wstrząsów,
3. selektywnej adaptacji planu,
4. skutecznej odbudowy sprawności
5. uczenia się na wynikach podjętych decyzji.

Należy wyraźnie zaznaczyć, że w systemach o wysokiej zmienności (high mix – low volume) i ograniczonych zasobach całkowite wyeliminowanie skutków zakłóceń jest fizycznie i matematycznie niemożliwe. System wysoce odporny nie jest więc systemem bez opóźnień. Jest to system, który potrafi zminimalizować początkowe uderzenie, uniknąć nadmiernej liczby zmian w harmonogramie i skutecznie zagasić propagację błędu, zanim doprowadzi on do paraliżu procesu wytwórczego.

Relację pomiędzy mechanizmami można przedstawić następująco:

Resilience = Absorpcja + Adaptacja + Recovery + Uczenie się

Powyższy wzór reprezentuje zapis konceptualny pokazujący, że odporność jest wynikiem współdziałania kilku zdolności systemu.

Powiązanie powyższych elementów z mechanizmami przedstawiono w tabeli 4-2.

Tabela 4-2 Powiazanie z mechanizmem

Element odporności	Realizacja w opracowanym rozwiązaniu
Przewidywanie	modele ML
Absorpcja	wykorzystanie buforów i tolerancji odchylenia
Adaptacja	wybór zleceń oraz zmiana ich priorytetów
Recovery	monitoring zmniejszania opóźnienia po interwencji
Uczenie się	aktualizacja modeli i ocena skuteczności decyzji
Resilience	ograniczenie skutków zakłóceń przy zachowaniu stabilności planu

W ramach opracowanego modelu, odporność planowania produkcji zdefiniowano nie jako statyczną właściwość, lecz jako dynamiczną zdolność systemu do samoregulacji. Zgodnie z tą logiką, cykl odpowiedzi na zakłócenie ma charakter kaskadowy. W pierwszej fazie uderzenie jest automatycznie kompensowane w granicach zaprojektowanych buforów czasowych i materiałowych. Dopiero w momencie, gdy incydent wyczerpie naturalną pojemność absorpcyjną układu, system uruchamia procedurę adaptacji harmonogramu. Zwieńczeniem całego procesu jest faza odbudowy (recovery), stanowiąca weryfikację skuteczności podjętych interwencji. Jej nadrzędnym celem jest sprawne przywrócenie akceptowalnych wskaźników realizacji (takich jak terminowość zleceń) przy jednoczesnym poszukiwaniu optymalnego kompromisu – zdefiniowanego jako maksymalny efekt naprawczy osiągnięty przy absolutnie minimalnej liczbie zmian planistycznych.

4.5. Koncepcja predykcyjno-adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji

Opracowany cyfrowy model zakłóceń stanowi fundament do budowy adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji. Jego głównym zadaniem jest wierne odwzorowanie kluczowych źródeł niestabilności, zmapowanie wektorów ich wpływu na halę produkcyjną oraz stworzenie środowiska testowego do ewaluacji działań korygujących. Taka architektura pozwala na rzetelne symulowanie zachowania układu w warunkach niskiego, średniego i wysokiego nasilenia zakłóceń, co docelowo służy eksperymentalnej weryfikacji celu badań: czy i w jakim stopniu implementacja algorytmów sztucznej inteligencji podnosi terminowość, stabilność i ogólną odporność planowania.

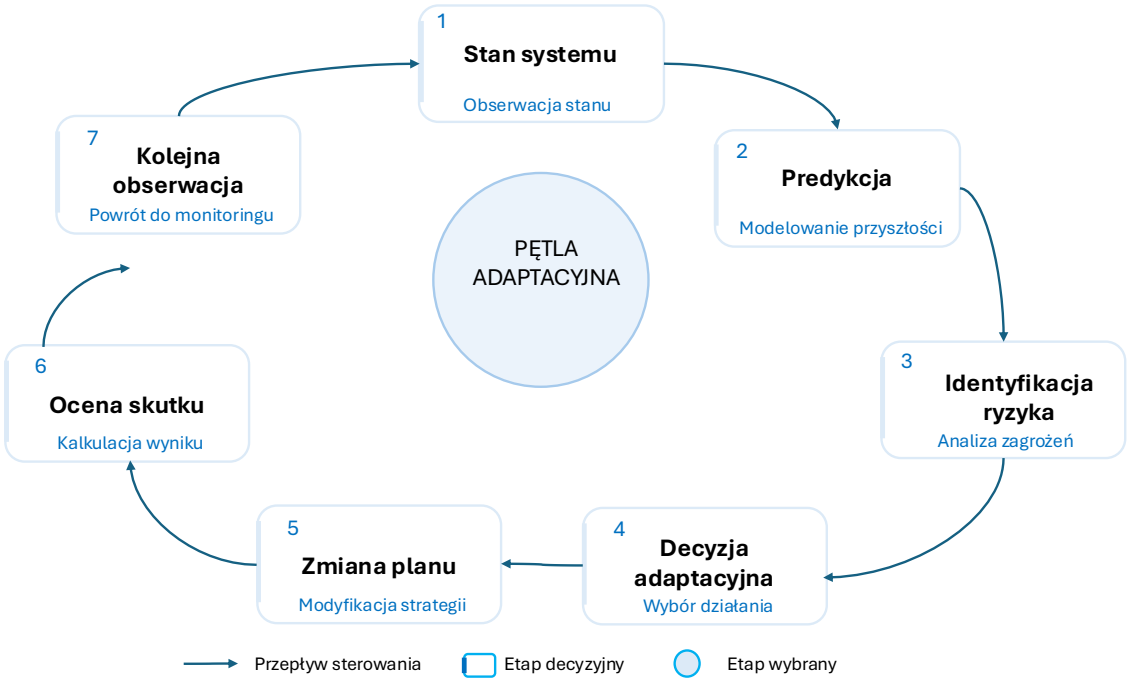
W zaproponowanym podejściu zakłócenia nie są już traktowane jako losowe anomalie, lecz jako stały element współczesnego środowiska produkcyjnego. Współczesne koncepcje Przemysłu 4.0 oraz odpornego wytwarzania (resilient manufacturing) jednoznacznie pokazują, że sama optymalizacja kosztowa to za mało. System produkcyjny trzeba projektować tak, aby zachowywał zdolność do działania w warunkach ciągłej niepewności. W praktyce oznacza to odejście od

statycznych planów na rzecz dynamicznych modeli, które łączą predykcję z autonomiczną adaptacją.

Tak zbudowany model pozwala precyzyjnie przetestować, jak poszczególne zaburzenia wpływają na kluczowe wskaźniki efektywności (KPI). Analizie poddajemy przede wszystkim terminowość realizacji zleceń (OTD), fluktuacje produkcji w toku (WIP), ryzyko braku materiałów (shortage), wykorzystanie zasobów oraz bezpośredni czas reakcji systemu na awarię lub przestój. Parametry te stanowią obiektywną bazę referencyjną do porównania pasywnych scenariuszy bazowych z wariantami wspieranymi przez cyfrowe mechanizmy kognitywne.

W efekcie zbudowany model zakłóceń ma podwójny charakter. Z jednej strony funkcjonuje jako narzędzie diagnostyczne, precyzyjnie wskazujące najbardziej wrażliwe i podatne na kaskadowe opóźnienia węzły systemu (tzw. wąskie gardła i ścieżki krytyczne). Z drugiej strony – stanowi środowisko projektowe dla warstwy adaptacyjnej, której celem jest aktywne wspieranie planistów w rekonfiguracji priorytetów, przestrajaniu parametrów MRP oraz optymalnej alokacji zasobów ratunkowych.

Integracja modelu systemu produkcyjnego z opisanym modelem zakłóceń otwiera drogę do właściwej konstrukcji mechanizmu adaptacyjnego. Mechanizm ten, zasilany bieżącymi i historycznymi strumieniami danych operacyjnych, będzie w stanie autonomicznie identyfikować ryzyka, prognozować ich propagację w strukturze zleceń oraz generować proaktywne rekomendacje decyzyjne. Założenia projektowe tej warstwy – ze szczególnym naciskiem na architekturę modeli uczenia maszynowego wykorzystywanych do predykcji opóźnień i klasyfikacji działań naprawczych – stanowią przedmiot kolejnych rozdziałów niniejszej rozprawy. Koncepcja modelu przedstawiona została na rysunku 4-3.



Rysunek 4-3 Cykl zarządzania adaptacyjnego – z rozwinięciem mechanizmu predykcji i decyzji Źródło: Opracowanie własne

Zaproponowany model stanowi adaptacyjny mechanizm wspomagania planowania produkcji w warunkach zakłóceń systemowych. Jego nadrzędnym celem jest budowa odporności procesu planistycznego poprzez synergię danych operacyjnych czasu rzeczywistego, predykcyjnych modeli uczenia maszynowego (ML), wielokryterialnych mechanizmów decyzyjnych oraz warstwy wykonawczej, realizującej sprzężenie zwrotne z fizycznym systemem produkcyjnym.

W odróżnieniu od klasycznego podejścia, w którym plan jest generowany cyklicznie i korygowany retrospektywnie – w odpowiedzi na zaobserwowane już odchylenia – opracowany mechanizm zakłada ciągłe monitorowanie stanu systemu, predykcję potencjalnych zagrożeń oraz dynamiczną rekonfigurację decyzji planistycznych. Stanowi to paradygmatyczne przejście od modelu reaktywnego do predykcyjno-adaptacyjnego. W ujęciu tym system proaktywnie identyfikuje ryzyko zakłóceń i kwantyfikuje ich wpływ na realizację głównego harmonogramu produkcji, zanim przełożą się one na rzeczywiste straty operacyjne.

Z perspektywy inżynierii systemów i zarządzania produkcją, fundamentalnym celem opracowanego mechanizmu jest minimalizacja wpływu zakłóceń na realizację zleceń, ze szczególnym uwzględnieniem ograniczenia propagacji efektu domina (ang. ripple effect) oraz mitygacji tzw. nerwowości. Parametr ten ma krytyczne znaczenie w wysoce złożonych środowiskach wytwórczych, w których każda nieplanowana modyfikacja priorytetów lub sekwencji operacji generuje kaskadowe obciążenia dla zasobów współdzielonych, gospodarki materiałowej i terminowości całego łańcucha dostaw.

W związku z powyższym, zdefiniowany model logiczno-matematyczny odchodzi od jednowymiarowej optymalizacji wydajnościowej. Zamiast poszukiwania rozwiązań minimalizujących wyłącznie czas cyklu (ang. makespan) czy koszty bezpośrednie, system dąży do osiągnięcia akceptowalnego kompromisu pomiędzy terminowością, obciążeniem zasobów a stabilnością harmonogramu. Oznacza to, że preferowane rozwiązanie planistyczne wykazuje najwyższą zdolność do absorpcji zakłóceń, gwarantując systemowi elastyczność i niezawodność operacyjną w warunkach niepewności.

Pod względem strukturalnym architektura proponowanego rozwiązania została podzielona na cztery wzajemnie zintegrowane warstwy. Taki podział zapewnia modułowość systemu, kategoryzuje jego funkcje oraz precyzyjnie definiuje przepływ informacji w procesie adaptacyjnego planowania:

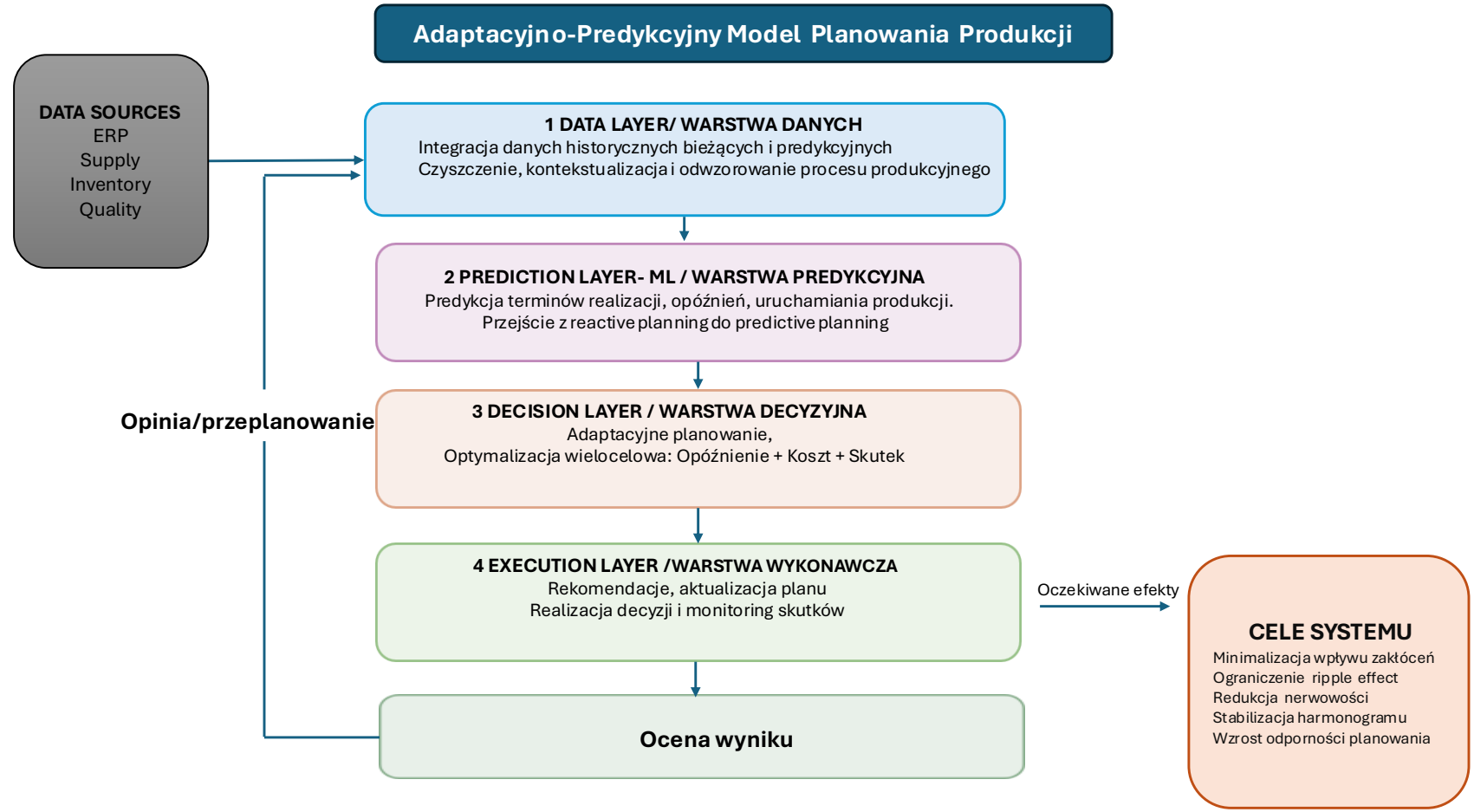
Warstwa Danych (ang. Data Layer) – stanowi cyfrowe odwzorowanie aktualnego stanu systemu produkcyjnego, zasilane strumieniami danych z poziomu hali (np. z systemów MES/IoT).

Warstwa Predykcyjna (ang. Predictive Layer) – wykorzystuje algorytmy uczenia maszynowego do analizy trendów, prognozowania przyszłych stanów systemu oraz wczesnej detekcji odchyleń.

Warstwa Decyzyjna (ang. Decision Layer) – odpowiada za ewaluację scenariuszy i wybór optymalnego wariantu reakcji planistycznej na zidentyfikowane ryzyka.

Warstwa Wykonawcza (ang. Execution Layer) – zamyka pętlę sterowania poprzez aktualizację harmonogramu i bezpośrednie przekazanie wytycznych do systemów realizacyjnych.

Architektura ta została przedstawiona na rysunku 4-4



Rysunek 4-4 Architektura predykcyjno -adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji; Źródło: Opracowanie własne

4.5.1. Warstwa danych

Fundamentem opracowanego mechanizmu jest Warstwa Danych (*Data Layer*). W nowoczesnych zakładach produkcyjnych strumienie informacji rzadko stanowią spójną całość – z reguły są rozproszone pomiędzy wieloma izolowanymi systemami dziedzinowymi. Dlatego głównym zadaniem tej warstwy nie jest wyłącznie gromadzenie surowych danych, lecz ich aktywna integracja, oczyszczanie oraz kontekstualizacja. W modelu predykcyjno-adaptacyjnym obowiązuje zasada rygorystycznej zależności: jakość i aktualność danych wejściowych bezpośrednio determinuje skuteczność późniejszych decyzji planistycznych.

Aby zbudować wiarygodny obraz systemu wytwórczego, Warstwa Danych agreguje i synchronizuje informacje z trzech kluczowych perspektyw:

- **Perspektywa transakcyjno-planistyczna -** dostarcza ramy organizacyjnej, obejmującej m.in. zlecenia produkcyjne i zakupowe, struktury wyrobów (BOM), marszruty technologiczne, bieżące stany zapasów oraz parametry MRP.
- **Perspektywa operacyjno-wykonawcza -** stanowi źródło wiedzy o przebiegu procesów. To stąd pochodzą dane czasu rzeczywistego o statusie operacji, poziomie produkcji w toku (WIP), czasach cyklu, a także o wszelkich odchyleniach, takich jak awarie czy przestoje.
- **Perspektywa łańcucha dostaw (*Supply Chain*) -** dostarcza informacji o otoczeniu zewnętrznym, w tym o rzeczywistych i planowanych czasach dostaw, dostępności surowców, niezawodności dostawców oraz ryzyku powstania wąskich gardeł materiałowych.

Największym wyzwaniem technologicznym realizowanym w obrębie tej warstwy jest jednak właściwe powiązanie pozyskanych informacji z semantycznym modelem procesu. Surowe dane o zleceniach, maszynach i opóźnieniach muszą zostać wplecione w spójną strukturę analityczną. W praktyce oznacza to budowę swoistego cyfrowego cienia (ang. *Digital Shadow*) systemu produkcyjnego, w którym dane historyczne, informacje z bieżącego monitoringu oraz prognozy predykcyjne przenikają się w jednym środowisku. Zapewnia to logiczną ciągłość i gwarantuje, że model analityczny w żadnym momencie nie odrywa się od fizycznych realiów hali produkcyjnej.

.

4.5.2. Warstwa predykcyjna

Drugim filarem architektury jest Warstwa Predykcyjna (ang. *Prediction Layer*), której działanie opiera się na zaawansowanych metodach uczenia maszynowego (ML). Jej fundamentalnym zadaniem jest transformacja ustrukturyzowanych danych – pozyskanych z niższej warstwy – w użyteczną wiedzę prognostyczną, warunkującą skuteczne podejmowanie decyzji planistycznych. Warstwa ta odpowiada za estymację przyszłych stanów systemu, wczesną identyfikację ryzyka zakłóceń oraz kwantyfikację ich potencjalnego wpływu na harmonogram główny.

W ramach tej warstwy implementowany jest zbiór wyspecjalizowanych modeli, które można sklasyfikować w dwóch głównych obszarach:

- **Perspektywa łańcucha dostaw i logistyki:** obejmuje modele predykcji opóźnień w dostawach oraz dynamicznej oceny ryzyka braków materiałowych (ang. *shortage*).
- **Perspektywa procesów wytwórczych:** integruje modele predykcji rzeczywistego czasu trwania zlecenia (ang. *lead time*), predykcji przestojów w związku z awariami i kwestiami jakościowymi.

Największa wartość poznawcza i aplikacyjna tej warstwy nie wynika jednak z samej detekcji izolowanych zdarzeń. Jej krytyczną funkcją jest zdolność do modelowania propagacji zakłóceń. Oznacza to, że system pozwala przewidzieć, w jaki sposób pojedyncza anomalia wpłynie na operacje następcze, zlecenia powiązane w strukturach BOM oraz – ostatecznie – na globalny wskaźnik terminowości całego zakładu.

W ujęciu formalnym, mechanizm działania warstwy predykcyjnej można zdefiniować jako funkcję uczenia maszynowego, która na podstawie zbioru zmiennych opisujących bieżący stan systemu aproksymuje jego zaktualizowany stan w kolejnym okresie planistycznym:

$$D_{t+1} = f_{ML}(X_t) \tag{4.2}$$

gdzie:

X_t *oznacza wektor danych wejściowych opisujących aktualny stan systemu, obejmujący między innymi popyt, stany zapasów, status zasobów, aktualne zlecenia, zakłócenia, dostępność materiałów, czasy operacji oraz dane historyczne.*

D_{t+1}*reprezentuje przewidywany stan systemu lub przewidywany poziom ryzyka w kolejnym okresie, na przykład ryzyko opóźnienia, ryzyko braków materiałowych, oczekiwany czas realizacji lub przewidywaną dostępność zasobu.*

Z perspektywy architektury całego rozwiązania, Warstwa Predykcyjna stanowi kluczowy mechanizm umożliwiający transformację paradygmatu zarządzania: z klasycznego planowania reaktywnego na planowanie w pełni proaktywne. W tradycyjnym ujęciu pętla sterowania uruchamiana jest dopiero post factum – system reaguje na problem w momencie, w którym zakłócenie już się zmaterializowało, widniejąc jako fizyczne odchylenie w danych operacyjnych lub generując komunikaty wyjątków w systemie MRP.

Proponowany mechanizm całkowicie odwraca tę logikę. Wykorzystując zaawansowane modele analityczne, system zyskuje zdolność do antycypacji ryzyka jeszcze we wczesnej fazie jego formowania. Zapewnia to algorytmom decyzyjnym oraz planistom bezcenne okno czasowe na działanie. Dzięki temu możliwe jest wdrożenie odpowiednich działań mitygujących na długo przed tym, zanim zidentyfikowane zagrożenie propaguje w systemie i przełoży się na rzeczywiste przestoje czy opóźnienia w realizacji produkcji.

Zidentyfikowane w ten sposób anomalie podlegają zautomatyzowanej predykcji. Wykorzystując uczenie maszynowe, system ocenia, czy zarejestrowane odchylenie stanowi jedynie niegroźny szum informacyjny, czy też niesie ryzyko kaskadowej propagacji – na przykład poprzez przekształcenie lokalnego opóźnienia dostawy w krytyczny brak materiałowy. Świadomość tych konsekwencji naturalnie uruchamia etap decyzyjny, w którym przeprowadzana jest wielokryterialna ewaluacja wariantów reakcji.

4.5.3. Mechanizm decyzyjny i dobór działań adaptacyjnych

Bezpośrednim następstwem zrealizowanych w warstwie predykcyjnej procesów identyfikacji zakłóceń oraz ilościowej oceny ryzyka jest przejście do fazy oceny i eliminacji ryzyka. Za jej realizację odpowiada trzeci filar proponowanej architektury: Warstwa Decyzyjna (ang. Decision Layer). Stanowi ona operacyjne centrum mechanizmu adaptacyjnego, którego głównym zadaniem jest transformacja analitycznej wiedzy prognostycznej w zbiór zoptymalizowanych dyrektyw sterujących. To w tej przestrzeni zachodzi dynamiczne przeliczanie planu, adaptacyjne harmonogramowanie (ang. adaptive scheduling), ewaluacja wielowariantowych scenariuszy decyzyjnych (ang. what-if analysis) oraz docelowa optymalizacja wielokryterialna.

System w sposób zautomatyzowany przeszukuje dopuszczalną przestrzeń rozwiązań, aby wygenerować wariant reakcji najlepiej dostosowany do bieżących warunków brzegowych oraz globalnych celów organizacji. Do typowego zbioru akcji naprawczych inicjowanych przez warstwę decyzyjną należą:

- dynamiczna modyfikacja priorytetów zleceń i sekwencji operacji technologicznych,
- realokacja zadań na alternatywne zasoby,
- aktywacja procedur przyspieszonego uzupełniania zapasów (ang. expediting) w łańcuchu dostaw,
- parametryczna korekta parametrów systemu MRP,
- uruchomienie predefiniowanych eskalacji i scenariuszy awaryjnych.

Z perspektywy teorii sterowania produkcją, fundamentalnym problemem rozwiązywanym w ramach omawianej warstwy jest osiągnięcie optymalnego kompromisu (trade-off) pomiędzy lokalną efektywnością reakcji a globalną stabilnością harmonogramu. System uwzględnia fakt, że nadmierna wrażliwość i częste przeliczanie planu w odpowiedzi na mikro zakłócenia prowadzą do zjawiska tzw. nerwowości systemu. Efekt ten drastycznie obniża niezawodność procesów na hali produkcyjnej i generuje kaskadowe koszty logistyczne.

W związku z tym mechanizm podejmowania decyzji sformalizowano jako problem optymalizacyjny, w którym dąży się do minimalizacji negatywnych skutków zakłócenia przy jednoczesnym ponoszeniu konsekwencji odchylenia od planu bazowego. Zredukowaną postać funkcji celu dla warstwy decyzyjnej można przykładowo zdefiniować następująco:

$$min\, Z = \alpha \cdot Delay + \beta \cdot Cost + \gamma \cdot Instability \tag{4.3}$$

gdzie:
$Delay$- *oznacza poziom opóźnień w realizacji zleceń,*
$Cost$-*reprezentuje koszty związane z przyjętym wariantem planistycznym*,
$Instability$ – *oznacza poziom niestabilności lub nerwowości planu.*

α, β, γ -określają względną wagę poszczególnych kryteriów decyzyjnych i mogą być dostosowywane w zależności od priorytetów organizacji, typu produkcji, krytyczności zleceń lub poziomu zakłóceń.

Tak sformułowana funkcja celu dowodzi, że proponowany mechanizm wykracza poza klasyczną, jednowymiarową minimalizację opóźnień. Równorzędnym kryterium staje się optymalizacja kosztów oraz ochrona stabilności harmonogramu, co stanowi fundament koncepcji resilient manufacturing.

System inicjuje adaptację wyłącznie w sytuacji, gdy potencjalna korzyść z jej wdrożenia wyraźnie przewyższa koszt i ryzyko reorganizacji pracy.

Aby mechanizm funkcjonował w sposób przewidywalny, zdefiniowano precyzyjne reguły uruchamiające proces decyzyjny. Adaptacja jest inicjowana, gdy estymowane ryzyko przekracza próg akceptowalny -np. termin zakończenia zlecenia przekracza jego termin wymagalności, prognozowane opóźnienie wykracza poza przyjęty próg tolerancji lub gdy dostępne bufory czasowe ulegają wyczerpaniu. Jednocześnie, aby przeciwdziałać zjawisku nadmiernej nerwowości systemu, wprowadzono ograniczenia stabilizujące, takie jak minimalny czas obowiązywania nadanego priorytetu czy limit dozwolonych jednoczesnych interwencji.

Gdy system zidentyfikuje potrzebę reakcji, uruchamiana jest logika decyzyjna. W pierwszej kolejności algorytm lokalizuje zlecenia zagrożone, ocenia skalę przewidywanych odchyleń i hierarchizuje je pod kątem krytyczności dla całego procesu. Uwzględniane są tu m.in. dostępne bufory, obciążenie zasobów oraz ryzyko kaskadowej propagacji opóźnień na kolejne etapy produkcji. W efekcie system precyzyjnie wyodrębnia te zlecenia, które wymagają bezwzględnej interwencji.

Dla tak wyselekcjonowanej puli generowane są alternatywne scenariusze realizacji. Przestrzeń rozwiązań obejmuje zarówno utrzymanie aktualnego planu, jak i aktywne modyfikacje: zmianę priorytetów, przetasowanie kolejności operacji, realokację zadań na zasoby alternatywne lub doraźne zwiększenie dostępnych zdolności produkcyjnych. Następnie każdy wariant poddawany jest ewaluacji pod względem przewidywanego wpływu na terminowość, koszty wdrożenia oraz ogólną stabilność systemu.

Zwieńczeniem tego procesu jest optymalizacja wielokryterialna, która wyłania scenariusz najlepiej spełniający przyjęte cele przy jednoczesnym poszanowaniu ograniczonych zasobów. Wypracowane w ten sposób parametry (w tym zaktualizowane priorytety zleceń) są następnie przekazywane do warstwy wykonawczej. Należy przy tym podkreślić, że dobór właściwego działania adaptacyjnego zależy ściśle od fizycznego charakteru zakłócenia – awaria maszyny narzuca inne ograniczenia niż opóźnienie dostawy surowca. Z tego względu, przed przystąpieniem do oceny, system filtruje możliwe rozwiązania, budując zbiór działań dopuszczalnych (feasible actions). Macierz powiązań pomiędzy przyjętymi klasami zakłóceń a przypisanymi do nich wariantami działań zestawiono w Tabeli 4-3.

Tabela 4-3 Macierz wykonalności działań adaptacyjnych w zależności od rodzaju zakłócenia

Działanie adaptacyjne	Zakłócenie procesu	Brak materiału	Problem jakościowy
A0 – brak działania / absorpcja	W	W	W
A1 – zmiana priorytetu zlecenia	W	U	U
A2 – szersza zmiana kolejności realizacji	W	W	W
A3 – wcześniejsze zwolnienie kolejnego zlecenia do realizacji	W	U	W
A4 – przyspieszenie dostawy / realokacja materiału	N	W	U
A5 – częściowe przeplanowanie	W	N	U

Gdzie

W – wykonalne, U – warunkowo wykonalne, N – niewykonalne.

Działania oznaczone jako warunkowo wykonalne wymagają spełnienia dodatkowych warunków, np. dostępności alternatywnego zasobu, materiału, marszruty technologicznej lub możliwości realokacji.

4.5.4. Warstwa wykonawcza

Architekturę proponowanego rozwiązania domyka Warstwa Wykonawcza (ang. Execution Layer). Jej nadrzędnym zadaniem nie jest jedynie pasywne dystrybuowanie informacji, lecz pełna operacjonalizacja wypracowanych decyzji i ich bezpośredni transfer do systemów realizacyjnych. To właśnie w tym miejscu harmonogram produkcji ostatecznie traci swój tradycyjny, statyczny charakter. Staje się elastyczną strukturą, która jest nieustannie konfrontowana z fizycznym przebiegiem procesów wytwórczych.

Informacje o faktycznym wykonaniu zaleceń wracają do warstwy danych, zasilając modele predykcyjne zaktualizowanymi wzorcami zachowań systemu. Tworzy to zamkniętą pętlę uczenia się (ang. continuous learning loop), dzięki której mechanizm z każdą iteracją podnosi precyzję swoich prognoz.

Globalne funkcjonowanie opracowanego mechanizmu opiera się na ciągłym cyklu, w którym płynnie przenika się pięć kluczowych etapów. Proces ten rozpoczyna się od monitorowania, czyli akwizycji danych. Na tej podstawie system przechodzi do aktywnej detekcji odchyleń od planu bazowego. Zamiast ograniczać się do rejestrowania już zaistniałych problemów, algorytmy ukierunkowane są na wychwytywanie wczesnych sygnałów ostrzegawczych (ang. early warnings), zwiastujących na przykład formowanie się wąskich gardeł.

Cały cykl domyka fizyczna adaptacja harmonogramu. Co szczególnie istotne z perspektywy wdrożeń przemysłowych, proces ten zachowuje elastyczność i nie musi być w pełni zautomatyzowany. Doskonale wpisuje się tu paradygmat Human-in-the-Loop, w którym algorytm zdejmuje z człowieka ciężar wielowymiarowej analizy, dostarczając zoptymalizowane rekomendacje, jednak ostateczna autoryzacja kluczowych interwencji pozostaje w gestii eksperta-planisty. Działając w takim trybie, zaproponowany mechanizm skutecznie absorbuje bieżące zakłócenia, chroniąc system przed zjawiskiem nerwowości i drastycznie ograniczając wpływ anomalii na terminowość realizacji zleceń.

4.5.5. Ocena wyników

Zwieńczeniem całego cyklu adaptacyjnego jest ocena wyników. To właśnie ta warstwa transformuje sekwencyjny proces planistyczny w dynamiczny, samoregulujący się mechanizm. Jej zasadniczym celem jest empiryczna weryfikacja skuteczności: zderzenie teoretycznego założenia podjętej decyzji z faktyczną reakcją fizycznego systemu wytwórczego. Pozwala to systemowi w sposób ciągły diagnozować, czy wdrożona interwencja przyniosła zakładany rezultat, czy też konieczne jest jej utrzymanie, zmodyfikowanie lub całkowite wygaszenie. Bezpośrednio po zaaplikowaniu działania adaptacyjnego, system przechodzi w tryb ścisłego monitorowania powykonawczego. Ocena operacyjna skupia się wówczas na ewaluacji krytycznych wektorów stanu, do których należą przede wszystkim:

- rzeczywisty postęp realizacji zakłóconego zlecenia
- fluktuacje przewidywanego terminu jego zakończenia
- dynamika zmian w dostępnych buforach czasowych oraz poziomie estymowanego opóźnienia
- ewolucja samego zakłócenia (np. status naprawy awarii lub postęp dostawy),
- weryfikacja faktycznego obciążenia zasobów w stosunku do założonego modelu,
- kaskadowy wpływ podjętej interwencji na zlecenia powiązane i ogólną stabilność (nerwowość) planu.

Nadrzędnym mierzalnym kryterium pozostaje jednak bezpośrednia różnica między oczekiwanym a zrealizowanym efektem. Skuteczność wybranego działania adaptacyjnego dla konkretnego zlecenia można zdefiniować ilościowo jako deltę przewidywanego opóźnienia, zmierzoną w kolejnych iteracjach oceny stanu systemu.

Logikę tego samodoskonalącego się mechanizmu doskonale podsumowuje nierozerwalny cykl:

$$obserwacja \rightarrow predykcja \rightarrow decyzja \rightarrow wykonanie \rightarrow ocena\ efektu \rightarrow aktualizacja\ stanu.$$

Taka architektura gwarantuje, że funkcjonowanie systemu nie kończy się na jednorazowym wygenerowaniu rekomendacji. Wyniki wcześniejszych interwencji bez przerwy transformują się w dane wejściowe dla kolejnych cykli, umożliwiając systematyczną odbudowę wydajności produkcyjnej oraz ciągłą ewolucję mechanizmów reagowania.

4.6. Metody zastosowane w budowie mechanizmu

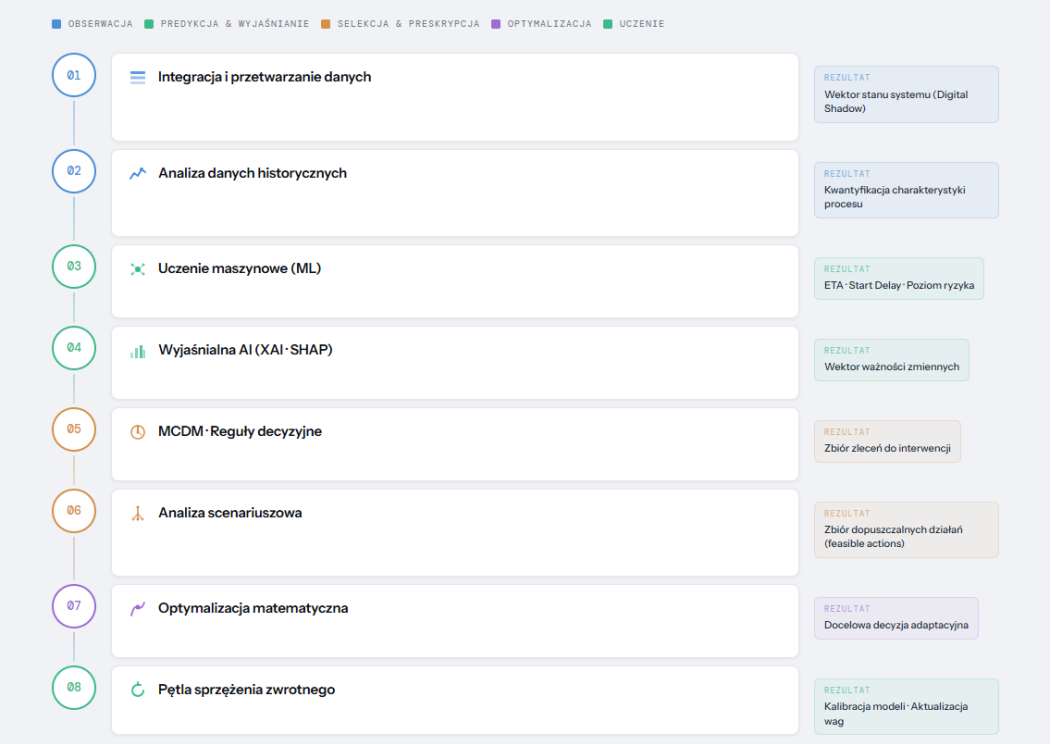
Architekturę proponowanego mechanizmu adaptacyjnego oparto na hybrydowym połączeniu zaawansowanej analizy danych produkcyjnych, algorytmów uczenia maszynowego (ML), wielokryterialnego wspomagania decyzji, modelowania scenariuszowego oraz optymalizacji matematycznej. Zastosowanie tak wielowymiarowego podejścia jest bezpośrednią odpowiedzią na nieliniową złożoność współczesnych systemów wytwórczych. Same modele predykcyjne umożliwiają wczesną detekcję anomalii, jednak z inżynieryjnego punktu widzenia nie dostarczają odpowiedzi na pytanie, jak dany problem rozwiązać. Z kolei klasyczne algorytmy optymalizacyjne wymagają precyzyjnych danych wejściowych o zaktualizowanym stanie procesu i przewidywanych zagrożeniach.

Zastosowane w modelu metody pełnią zatem funkcje ściśle komplementarne, tworząc spójny ekosystem analityczny zebrany w tabeli 4-4.

Tabela 4-4 Kompleksowy opis zastosowanych metod

Grupa metod	Zastosowanie w mechanizmie	Podstawowy rezultat
Integracja i przetwarzanie danych	Cyfrowe odwzorowanie bieżącego stanu produkcji.	Wektor stanu systemu (*Digital Shadow*).
Analiza danych historycznych	Identyfikacja ukrytych zależności, wzorców zmienności i propagacji zakłóceń.	Kwantyfikacja charakterystyki procesu.
Uczenie maszynowe (ML)	Przewidywanie terminów realizacji oraz estymacja prawdopodobieństwa opóźnień.	Zmienne predykcyjne: ETA, *Start zlecenia*, poziom ryzyka.
Wyjaśniana Sztuczna Inteligencja (XAI)	Rozpoznanie czynników wiodących, generujących dane zakłócenie.	Wektor ważności zmiennych, merytoryczne uzasadnienie prognozy.
Analiza wielokryterialna i reguły (MCDM)	Rozpoznanie wyczerpania buforów oraz priorytetyzacja zleceń zagrożonych.	Wyselekcjonowany zbiór zleceń wymagających bezwzględnej interwencji.
Analiza scenariuszowa	Wyznaczenie przestrzeni dopuszczalnych wariantów reakcji dla zidentyfikowanej anomalii.	Zbiór technologicznie wykonalnych działań adaptacyjnych (*feasible actions*).
Optymalizacja matematyczna	Wielokryterialny wybór najkorzystniejszego wariantu reakcji w warunkach ograniczeń.	Docelowa decyzja adaptacyjna (zmiana priorytetu, realokacja).

Zastosowane fazy oraz rezultaty przedstawiono na rysunku 4-5.



Rysunek 4-5 Zastosowane fazy i metody. Źródło Opracowanie własne.

Fundamentem całego algorytmu jest faza integracji, oczyszczania oraz transformacji danych źródłowych pozyskiwanych z systemów dziedzinowych przedsiębiorstwa. Surowe strumienie informacji – obejmujące m.in. statusy zleceń, operacje technologiczne, struktury wielopoziomowe (BOM) czy dostępność zasobów – zostają zagregowane w jednolitą reprezentację cyfrową.

Stan każdego zlecenia jest odwzorowywany punktowo w chwili t_0 co pozwala na dynamiczną analizę wariancji w czasie. Na tym etapie realizowany jest również proces inżynierii cech (feature engineering), obejmujący kodowanie zmiennych jakościowych, imputację braków danych oraz konstrukcję syntetycznych wskaźników operacyjnych (np. rezydualny czas realizacji, aktualna konsumpcja bufora czy współczynnik ekspozycji na zakłócenie).

Do prognozowania przyszłych realizacji zleceń wykorzystano nadzorowane modele uczenia maszynowego (ang. Supervised Learning). System operuje dwutorowo: algorytmy regresyjne estymują precyzyjny termin zakończenia operacji oraz wielkość przesunięcia czasowego, podczas gdy modele klasyfikacyjne określają prawdopodobieństwo kategorycznego niedotrzymania terminu wymagalności. W strukturze algorytmów celowo uwzględniono zdolność do mapowania nieliniowych zależności oraz interakcji pomiędzy zmiennymi w warunkach dużej fluktuacji czasów cyklu. Modele trenowano z zachowaniem rygorystycznego, chronologicznego podziału na zbiory uczące, walidacyjne i testowe. Taka metodyka idealnie symuluje rzeczywiste środowisko produkcyjne, w którym system dokonuje predykcji dla nieobserwowanych wcześniej zdarzeń w przesuwnym oknie czasowym (rolling horizon).

Aby uniknąć zjawiska "czarnej skrzynki" (black-box problem), krytycznego z perspektywy zaufania inżynierów do systemów klasy Przemysł 4.0, zaimplementowano metody Wyjaśnianej Sztucznej Inteligencji (XAI), ze szczególnym uwzględnieniem analizy wartości Shapleya (SHAP). Wyjaśnialność

pełni w tym mechanizmie strategiczną funkcję decyzyjną. Pozwala systemowi algorytmicznie rozróżnić, czy wysokie prawdopodobieństwo opóźnienia wynika z braku materiału, nieoczekiwanego przeciążenia zasobu maszyny, czy może z propagacji błędu jakościowego na wcześniejszym etapie. Ta granulacja wiedzy jest niezbędna, aby w kolejnym kroku poprawnie odfiltrować działania adaptacyjne, które nie rozwiążą fundamentalnej przyczyny problemu.

Zdefiniowany w pracy zestaw reguł decyzyjnych służy jako system wczesnego ostrzegania – precyzyjnie rozpoznaje moment, w którym naturalna zdolność planu do absorpcji odchyleń ulega wyczerpaniu. Uruchomienie procedury adaptacyjnej warunkowane jest przekroczeniem określonych progów dla prognozowanego opóźnienia czy konsumpcji bufora. Zlecenia sklasyfikowane jako zagrożone poddawane są ewaluacji wielokryterialnej. Algorytm waży m.in. skalę przesunięcia czasowego, pozycję zlecenia na ścieżce krytycznej, kaskadowy wpływ na podrzędne poziomy BOM oraz biznesową istotność zamówienia dla klienta docelowego. Wynikiem tego etapu jest odfiltrowana, spriorytetyzowana lista zleceń wymagających natychmiastowej reakcji i naprawy.

Rozpoznanie problemu otwiera fazę analityki preskryptywnej. Dla każdego zagrożonego zlecenia mechanizm generuje przestrzeń dopuszczalnych wariantów reakcji. Do analizy zawsze włączany jest referencyjny scenariusz bazowy, wobec którego oceniane są działania aktywne: re-sekwencjonowanie operacji, forsowanie priorytetów dyspozytorskich czy realokacja obciążenia na zasoby alternatywne. Następnie scenariusze poddawane są ewaluacji poprzez model optymalizacyjny. Funkcja celu poszukuje ekstremum minimalizującego łącznie: przewidywane opóźnienia, koszty operacyjne wdrożenia zmiany oraz skumulowaną nerwowość planu. Kluczowym założeniem opracowanej metodyki jest to, że optymalizator nie przelicza całego harmonogramu fabryki od podstaw (co zdestabilizowałoby produkcję), lecz dokonuje chirurgicznej, zlokalizowanej adaptacji wyłącznie w zagrożonym wycinku przesuwanego horyzontu planistycznego.

Finalnym elementem architektury jest weryfikacja empiryczna. Skuteczność podjętej decyzji optymalizacyjnej wyznaczana jest na podstawie delty pomiędzy stanem systemu sprzed i po interwencji (redukcja zaległych zleceń, czas odbudowy sprawności, wskaźniki terminowości). Poprzez pętlę sprzężenia zwrotnego, zagregowane wyniki stają się nowym wsadem do cyklu analitycznego, umożliwiając okresową, kontrolowaną kalibrację wag decyzyjnych oraz parametrów modeli predykcyjnych.

Podsumowując, integracja powyższych metod pozwala przekształcić klasyczny system zarządzania produkcją w spójny mechanizm cyber-fizyczny. Przeprowadza on organizację od prostej obserwacji stanu, poprzez specyficzną predykcję skutków i wielokryterialny wybór wariantu mitygującego, aż po kwantyfikację faktycznej skuteczności. Eliminuje to ograniczenia systemów czysto raportowych i reaktywnych na rzecz dojrzałej architektury predykcyjno-decyzyjnej.

4.7. Metryki oceny odporności planowania produkcji

Z perspektywy inżynierii systemów i koncepcji Przemysłu 4.0, kompleksowa ewaluacja procesu planowania produkcji wykracza poza klasyczną optymalizację wydajnościową. Wymaga ona wielowymiarowej analizy zachowania systemu w warunkach propagacji zakłóceń. W niniejszej dysertacji odporność (resilience) zdefiniowano operacyjnie jako zdolność systemu do ograniczenia początkowej

degradacji wyników, szybkiej inicjacji adekwatnej reakcji mitygującej oraz przywrócenia akceptowalnego poziomu realizacji zleceń przy jednoczesnej minimalizacji zmian w planie bazowym.

Aby skutecznie skwantyfikować tak zdefiniowaną odporność, dobór wskaźników efektywności (KPI) podporządkowano czterem kluczowym fazom reagowania na zakłócenie: terminowości, absorpcji, adaptacji oraz odbudowie sprawności (recovery). Architekturę proponowanych miar zestawiono w Tabeli 4-5.

Tabela 4-5 Architektura proponowanych miar

Obszar oceny	Podstawowe metryki	Znaczenie w modelu cyber-fizycznym
Terminowość	Opóźnienie, Łączne opóźnienie na poziomie FP, OTD, opóźnienie ważone (TWT)	Ocena zdolności do dotrzymania terminów wymagalności zleceń kluczowych.
Absorpcja	Udział zakłóceń stłumionych, początkowy spadek sprawności	Kwantyfikacja pojemności buforów i elastyczności planu bazowego.
Adaptacja	Względna redukcja opóźnienia, liczba interwencji, koszt adaptacji	Ocena skuteczności algorytmów decyzyjnych i analityki preskryptywnej.
Stabilność	Zakres modyfikacji	Ocena wpływu działań naprawczych na przewidywalność całego łańcucha dostaw.
Odbudowa (*Recovery*)	Czas odbudowy (T_{rec}), utrata sprawności (RL)	Ocena dynamiki powrotu systemu do optymalnego punktu pracy.

Opóźnienie zlecenia jest podstawową miarą jakości planu, wyznaczane jako:

$$T_i = \max(0, C_i - d_i) \tag{4.4}$$

Gdzie:
C_i *–oznacza termin zakończenia zlecenia,*
d_i*– termin wymagany*

Z perspektywy biznesowej i logistycznej opóźnienia te rzadko mają charakter równoważny. Dlatego do ewaluacji globalnej wprowadzono całkowite opóźnienie ważone TWT, oceniane z uwzględnieniem znaczenia poszczególnych zleceń:

$$TWT = \sum_i w_i T_i \tag{4.5}$$

gdzie:
w_i – *to waga odzwierciedlająca strategiczne znaczenie danego zlecenia.*

Zastosowanie wag umożliwia algorytmom uwzględnienia ryzyka propagacji – wyżej oceniane są opóźnienia krytycznych półfabrykatów rzutujących na kolejne poziomy struktury BOM oraz zamówienia dla kluczowych klientów docelowych. Całościowy obraz sprawności dopełnia wskaźnik terminowości dostaw (OTD):

$$OTD = \frac{\sum_i I\,(C_i \leq d_i)}{n} \cdot 100\% \tag{4.6}$$

gdzie indykator I przyjmuje wartość 1 w przypadku terminowej realizacji zlecenia, oraz 0 w przeciwnym razie, a n określa całkowitą wielkość analizowanego portfela zleceń.

Pojemność absorpcyjna determinuje, jaka część anomalii systemowych może zostać bezpiecznie wytłumiona przez naturalne bufory (czasowe, pojemnościowe lub materiałowe) wbudowane w plan, bez konieczności inicjowania aktywnej interwencji algorytmu i bez generowania opóźnień. Jest to kluczowy wyznacznik odporności planu bazowego. Miara ta koreluje z wielkością początkowego pogorszenia wyników (np. nagłym spadkiem wskaźnika OTD) bezpośrednio w momencie uderzenia zakłócenia.

Wymierna wartość zaproponowanego systemu rekomendacyjnego oceniana jest poprzez zestawienie dwóch scenariuszy: propagacji zakłócenia bez ingerencji systemu oraz scenariusza z wdrożonym mechanizmem adaptacyjnym

Skuteczność adaptacji określa względna redukcja ważonego opóźnienia w stosunku do scenariusza bez zastosowania mechanizmu:

$$AE = \frac{TWT_D - TWT_A}{TWT_D} \tag{4.7}$$

Gdzie:
TWT_D- *oznacza wynik dla zakłócenia bez adaptacji,*
TWT_A– *wynik po zastosowaniu działania adaptacyjnego.*

Stabilność planu oceniana jest na podstawie liczby i zakresu zmian priorytetów, kolejności operacji oraz terminów realizacji. Uzupełnienie stanowi koszt działań adaptacyjnych, pozwalający określić, czy poprawa terminowości nie została osiągnięta kosztem nadmiernych zmian organizacyjnych lub dodatkowego wykorzystania zasobów.

Klasyczne ujęcie odporności systemu może wykorzystywać skumulowaną utratę sprawności (*Resilience Loss*), definiowaną jako pole pomiędzy normatywnym a rzeczywistym poziomem sprawności systemu w okresie od wystąpienia zakłócenia do zakończenia procesu odtworzenia. Zastosowanie takiej miary wymaga jednak ciągłej obserwacji poziomu sprawności systemu w czasie.

W przeprowadzonych badaniach nie wyznaczano ciągłej funkcji sprawności (P(t)). Z tego względu efekt zakłócenia oceniano za pomocą dwóch komplementarnych mierników: (FP_delay), reprezentującego głębokość negatywnego wpływu zakłócenia na termin realizacji wyrobu końcowego, oraz (Recovery), określającego czas potrzebny do odtworzenia akceptowalnego stanu realizacji. Łączna analiza obu wskaźników pozwala odwzorować dwa podstawowe wymiary utraty odporności: skalę skutku oraz czas jego utrzymywania się.

Ocena zostanie przeprowadzona przez porównanie planu bazowego, planu z zakłóceniem bez adaptacji oraz planu z zakłóceniem i zastosowaniem mechanizmu. Pozwoli to określić, czy mechanizm ogranicza skutki zakłóceń i skraca czas odbudowy przy zachowaniu akceptowalnej stabilności planu.

4.8. Projekt eksperymentów badawczych

Nadrzędnym celem zaprojektowanego środowiska eksperymentalnego jest empiryczna walidacja opracowanego mechanizmu adaptacyjnego. Weryfikacji podlega zdolność systemu do mitygacji negatywnych skutków zakłóceń w zestawieniu z pasywną realizacją planu (scenariusz bez interwencji). Z punktu widzenia inżynierii systemów i koncepcji resilient manufacturing, krytycznym warunkiem sukcesu jest wykazanie, że diametralna poprawa terminowości zleceń nie jest obarczona nieakceptowalnym wzrostem kosztów operacyjnych oraz destabilizacją całego harmonogramu.

Badania oparto na rzeczywistych danych oraz zidentyfikowanych zdarzeniach zakłócających. Zakłócenia nie są generowane od podstaw. Identyfikacja zakłóceń odbywa się na podstawie bieżącego stanu systemu oraz predykcji ich wpływu na dalszy przebieg realizacji produkcji. Na tej podstawie możemy określić moment wystąpienia zdarzenia, jego rodzaj oraz obszar oddziaływania. Następnie, dla tego samego stanu początkowego, porównywane są alternatywne warianty reakcji.

Eksperyment ma zatem charakter retrospektywnego eksperymentu scenariuszowego. Pozwala odtworzyć sytuację decyzyjną i odpowiedzieć na pytanie, jaki wynik zostałby uzyskany przy braku adaptacji oraz po zastosowaniu mechanizmu.

Podstawowym kwantem analizy jest zdefiniowana **jednostka eksperymentalna** (pojedynczy przypadek badawczy), która agreguje:

- docelowy wyrób gotowy lub zlecenie dostawy dla klienta końcowego,
- wielopoziomową strukturę powiązań materiałowych (BOM) wraz z portfelem zleceń zależnych,
- cyfrowe odwzorowanie stanu produkcji w krytycznym momencie t_0,
- sygnaturę zidentyfikowanego zakłócenia oraz wymagany termin wymagalności,
- horyzont obserwacji, rozpięty między chwilą detekcji a całkowitą odbudową sprawności systemu.

Moment t_0 definiuje się jako punkt zwrotny, w którym mechanizm analityczny po raz pierwszy dysponuje informacją wystarczającą do rozpoznania zagrożenia i wyzwolenia logiki decyzyjnej. Aby zagwarantować realizm symulacji, w eksperymencie wykorzystywane są wyłącznie te dane, które były fizycznie

dostępne w systemie w momencie t_0. Do badań kwalifikowane są wyłącznie przypadki posiadające kompletną integralność informacyjną.

Mechanizm realizowany w kolejności :

Bieżące dane→identyfikacja istniejącego zakłócenia/odchylenia→predykcja jego przyszłego wpływu

Przypadki badawcze strukturyzowane są przez wielowymiarowy wektor czynników, które determinują przebieg i wynik symulacji. Ich typologię zestawiono w Tabeli 4-6.

Tabela 4-6 Czynniki modelu

Czynnik modelu	Przestrzeń wariantów badawczych
Rodzaj zakłócenia	Zaburzenie przepływu materiału /wydłużenie czasu realizacji operacji, brak materiałowy, niezgodność jakościowa.
Intensywność zakłócenia	Niska, średnia, wysoka.
Dostępny bufor czasowy	Duży (zapas bezpieczny), ograniczony, wyczerpany.
Krytyczność zlecenia	Zlecenie leżące na ścieżce krytycznej wyrobu gotowego vs. niekrytyczne.
Wariant działania	Brak interwencji (A_0) oraz skończony zbiór działań dopuszczalnych.
Strategia decyzyjna	Pasywna realizacja planu vs. sterowanie mechanizmem adaptacyjnym.

Intensywność zakłócenia określana jest na podstawie czasu trwania, skali wygenerowanej zaległości oraz estymowanego opóźnienia, natomiast jego istotność czasowa zależy od bufora pozostałego do terminu dostawy. Aby uniezależnić metodykę od specyfiki pojedynczego procesu, granice poziomów intensywności (niska, średnia, wysoka) wyznaczane są dynamicznie na podstawie rozkładu statystycznego danych historycznych.

Dla każdego przypadku analizowane są dwa scenariusze:

- $\boldsymbol{M_0}$ (Plan referencyjny): pasywna realizacja planu po wystąpieniu zakłócenia.
- $\boldsymbol{M_A}$ (Zakłócenie z adaptacją): realizacja po zastosowaniu działania wskazanego przez mechanizm

Scenariusz M_0 pozwala określić skalę pogorszenia wywołanego zakłóceniem. Porównanie M_A stanowi natomiast podstawę oceny skuteczności mechanizmu adaptacyjnego. Jeżeli dostępne dane umożliwiają odtworzenie rzeczywistej

reakcji planisty, może ona zostać wykorzystana jako dodatkowy scenariusz porównawczy.

Dla każdej jednostki eksperymentalnej realizowane są następujące etapy:

1. odtworzenie stanu systemu w momencie t_0,
2. wygenerowanie predykcji startu i zakończenia zlecenia ETA oraz poziomu ryzyka,
3. identyfikacja rodzaju i intensywności zakłócenia,
4. określenie zbioru wykonalnych działań,
5. wyznaczenie wyniku scenariusza bez adaptacji,
6. wybór działania przez mechanizm adaptacyjny,
7. wyznaczenie wyniku scenariusza z adaptacją,
8. porównanie terminowości, stabilności, kosztu i czasu odbudowy,
9. zapis wyników i aktualizacja stanu w kolejnym cyklu.

Każdy eksperyment otrzymuje jednoznaczny $experyment_id$, umożliwiający powiązanie przypadku, rodzaju zakłócenia, jego intensywności, poziomu bufora, zastosowanego działania oraz uzyskanych wyników.

Ewaluacja końcowa opiera się na porównaniu różnic w zachowaniu systemu przed i po wdrożeniu mechanizmu, z wykorzystaniem metryk zdefiniowanych w punkcie 4.7, w szczególności:

- zmiana ważonego opóźnienia,
- skuteczność adaptacji,
- liczba i zakres zmian planu,
- koszt interwencji,

Wyniki przedstawiane są łącznie oraz w podziale na rodzaj i intensywność zakłócenia, wielkość bufora oraz typ zastosowanego działania. Porównania scenariuszy prowadzone są w układzie parowanym, ponieważ każdy wariant dotyczy tego samego stanu początkowego.

Eksperyment nie wymaga tworzenia pełnej kombinacji wszystkich zakłóceń i działań. Analizie podlegają wyłącznie rzeczywiste przypadki oraz wykonalne dla nich reakcje. Ogranicza to liczbę eksperymentów i pozwala skoncentrować badanie na scenariuszach mających praktyczne znaczenie dla badanego systemu produkcyjnego.

4.9. Metoda analizy i porównania wyników

Analizę wyników eksperymentalnych przeprowadzono dwutorowo. Pierwszy etap skupia się na weryfikacji czysto algorytmicznej (jakość modeli predykcyjnych), natomiast drugi ocenia faktyczny wpływ mechanizmu na odporność całego systemu produkcyjnego. Taki podział jest fundamentalny z punktu widzenia inżynierii systemów – nawet wysoce precyzyjny model prognozujący nie przyniesie wartości biznesowej, jeśli wygenerowane na jego podstawie decyzje adaptacyjne nie poprawią finalnej stabilności i terminowości harmonogramu.

Weryfikacja warstwy predykcyjnej obejmuje modele regresyjne (prognozujące m.in. docelowy czas zakończenia i wielkości opóźnień)

Modele regresyjne, wykorzystywane do prognozowania terminu zakończenia i skali opóźnienia, oceniane są za pomocą:

- średniego błędu bezwzględnego, pierwiastka błędu średniokwadratowego
- mediany błędu bezwzględnego,
- współczynnika R^2,

- udziału prognoz mieszczących się w przyjętym przedziale tolerancji, np. ±3 dni.

Aby zapobiec zjawisku wycieku danych (*data leakage*), ocena skuteczności prowadzona jest zawsze na zbiorze testowym odseparowanym chronologicznie. Udowadnia to zdolność modeli do poprawnego wnioskowania w nowych, niezbadanych wcześniej warunkach rynkowych.

Zasadnicza ocena skuteczności proponowanego mechanizmu opiera się na bezpośrednim porównaniu wariantów: scenariusza M_0 (pasywna realizacja planu po wystąpieniu zakłócenia) oraz scenariusza M_A (realizacja sterowana decyzjami systemu adaptacyjnego).

Dla każdego badanego przypadku eksperymentalnego obliczana jest wartość dodana z podjętej interwencji (ΔS), zdefiniowana jako:

$$\Delta S_e = S_{e,MA} - S_{e,M0} \tag{4.8}$$

Gdzie:

$S_{e,M0}$,$S_{e,MA}$ *oznaczają wartość analizowanej metryki dla tego samego zdarzenia, odpowiednio przed i po zastosowaniu mechanizmu.*

W zależności od charakteru wskaźnika, pożądany kierunek optymalizacji jest różny. Dla opóźnienia, kosztu i czasu odbudowy wartość ujemna oznacza poprawę, natomiast dla OTD – poprawę oznacza wartość dodatnia. Porównanie prowadzone jest przede wszystkim dla ważonego opóźnienia, terminowości OTD, czasu odbudowy, stabilności planu oraz kosztu interwencji. Wyniki analizowane są łącznie oraz w podziale na:

- rodzaj zakłócenia,
- jego intensywność,
- wielkość dostępnego bufora,
- krytyczność zlecenia,
- rodzaj działania adaptacyjnego.

Ocena mechanizmu nie opiera się na pojedynczej metryce. Redukcja opóźnienia może bowiem wymagać dodatkowych zasobów, zwiększyć koszt interwencji albo prowadzić do większej liczby zmian planu.

Głównym kryterium oceny jest redukcja ważonego opóźnienia. OTD i czas odbudowy stanowią metryki uzupełniające, natomiast koszt adaptacji i poziom nerwowości planu pełnią funkcję ograniczeń oceny. Cel pracy zostaje uznany za zrealizowany, jeżeli poprawa metryki głównej jest statystycznie i praktycznie istotna oraz nie została osiągnięta kosztem nadmiernego pogorszenia stabilności planu.

Wyniki zostaną przedstawione za pomocą:

- wykresów rozkładu (m.in. wykresy pudełkowe) ilustrujących gęstość i zmienność metryk,
- wykresów liniowych obrazujących miarę odbudowy sprawności systemu,
- map cieplnych (heatmaps), które intuicyjnie mapują skuteczność konkretnych działań adaptacyjnych względem poszczególnych klas zakłóceń,
- wykresów rozrzutu (scatter plots), precyzyjnie obrazujących kompromisy

Tak określona metoda umożliwia ocenę nie tylko tego, czy mechanizm poprawia wyniki średnio, lecz także dla jakich zakłóceń i warunków jego zastosowanie przynosi największe korzyści.

4.10. Ograniczenia metodyki badań

Każdy model inżynierski stanowi pewne uproszczenie rzeczywistości. Przyjęta w niniejszej rozprawie metodyka badań posiada ograniczenia wynikające z przyjętego zakresu empirycznego, jakości dostępnych danych, niezbędnych uproszczeń strukturalnych oraz scenariuszowego charakteru ewaluacji. Ograniczenia te nie deprecjonują uzyskanych wyników, lecz precyzyjnie wyznaczają ramy ich interpretacji oraz obszar apikalności.

Do najważniejszych warunków brzegowych i ograniczeń przeprowadzonych badań należą:

- **Profil środowiska produkcyjnego:** Opracowany mechanizm został skalibrowany i zweryfikowany na danych pochodzących z bardzo specyficznego środowiska – produkcji jednostkowej i małoseryjnej (*high mix – low volume*). Środowisko to cechuje się gęstą siecią zależności w drzewach BOM oraz zmiennością czasów operacyjnych. Z tego względu proponowane algorytmy nie mogą być bezkrytycznie przenoszone na grunt produkcji masowej lub procesowej (ciągłej), gdzie optymalizacja opiera się na zupełnie innych paradygmatach planistycznych.
- **Jakość danych i „szara strefa" decyzyjna:** Modele uczenia maszynowego są w pełni zależne od cyfrowego reprezentacji procesu. W praktyce dane rejestrowane w systemach klasy ERP/MES bywają niekompletne, obarczone opóźnieniem ewidencyjnym lub błędami ludzkimi. Ponadto część kluczowych decyzji operacyjnych (np. ustalenia między planistą a mistrzem zmiany) zapada poza systemem informatycznym. Ten brak pełnej obserwowalności utrudnia modelowi jednoznaczne powiązanie przyczyny ze skutkiem i ocenę historycznych interwencji.
- **Abstrakcja cyfrowego modelu:** Opracowany model stanowi uproszczonego „cyfrowego bliźniaka" procesu. Uwzględnia on makro-ograniczenia kluczowe dla terminowości zleceń (dostępność maszyn, materiałów, rygory marszrut), ale celowo pomija mikro-ograniczenia. Złożone detale, takie jak lokalizacja konkretnego narzędzia, specyficzne uprawnienia poszczególnych operatorów czy podejmowane *ad hoc* reguły priorytetyzacji na danym gnieździe, zostały pominięte, aby zachować obliczeniową wydajność systemu.
- **Kontrfaktyczny charakter ewaluacji:** Ocena skuteczności mechanizmu adaptacyjnego opiera się na analizie scenariuszowej. Oznacza to, że testujemy środowisko w trybie „co by było, gdyby system podjął inną decyzję" (tzw. analiza kontrfaktyczna). Choć pozwala to obiektywnie oszacować potencjał algorytmów, nie oddaje w pełni dynamiki wdrożenia na żywym organizmie produkcyjnym.
- **Reprezentatywność zakłóceń:** Badaniem objęto wyłącznie te zakłócenia, które pozostawiły mierzalny ślad w bazach danych. W konsekwencji system predykcyjny świetnie radzi sobie ze zjawiskami powtarzalnymi, natomiast wykazuje niższą pewność wnioskowania dla zdarzeń skrajnie rzadkich (tzw. czarnych łabędzi) lub o niespotykanej

dotąd intensywności, dla których brakuje odpowiedniego wolumenu danych treningowych.

- **Wpływ czynnika ludzkiego i czas wdrożenia decyzji:** W modelu teoretycznym symulacja zakłada, że rekomendowana adaptacja (np. zmiana marszruty) zostaje wdrożona natychmiast i bez kosztowo. W rzeczywistości skuteczność algorytmu zależy od czasu reakcji planisty, oporu organizacyjnego, zgody na przezbrojenie oraz ewentualnego wystąpienia kolejnych, nakładających się zakłóceń w trakcie wdrażania zmiany.
- **Zjawisko dezaktualizacji modeli (data drift):** Skuteczność algorytmów uczenia maszynowego jest ściśle powiązana z charakterystyką danych historycznych. Istotne zmiany asortymentu, technologii lub procedur raportowania mogą z czasem obniżać precyzję prognoz, co wymaga stosowania procedur ciągłego monitorowania i okresowej re-kalibracji modeli.

Podsumowując powyższe ograniczenia jasno definiują opracowany mechanizm jako warstwę wspomagania decyzji, sprawdzoną w określonych warunkach badawczych. Otrzymane wyniki z dużym prawdopodobieństwem dowodzą skuteczności podejścia predykcyjno-adaptacyjnego w badanych klasach zakłóceń. Jednakże ostatecznym testem weryfikującym pełną użyteczność operacyjną zaproponowanego rozwiązania byłoby pilotażowe wdrożenie typu *Proof of Concept* w rzeczywistym, bieżącym cyklu zarządzania produkcją.

5. Implementacja predykcyjno - adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji

Celem rozdziału jest eksperymentalna weryfikacja opracowanego adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji oraz ocena jego wpływu na odporność procesu planowania w warunkach zakłóceń o różnym poziomie intensywności. Badania przeprowadzono z wykorzystaniem rzeczywistych danych produkcyjnych oraz scenariuszy odzwierciedlających typowe i krytyczne zakłócenia występujące w środowisku przemysłowym.

5.1. Charakterystyka środowiska badawczego

5.1.1. Charakterystyka badanego procesu

Badania empiryczne przeprowadzono w środowisku produkcji dyskretnej o wysokim stopniu złożoności technologicznej i organizacyjnej, reprezentującym specyfikę przemysłu lotniczego. Analizowany system obejmuje wytwarzanie komponentów silników lotniczych o znacznej wartości jednostkowej, realizowanych w warunkach produkcji jednostkowej oraz nisko-seryjnej (High-Mix, Low-Volume). W przeciwieństwie do zautomatyzowanych systemów masowych, w których dominują powtarzalne operacje i stabilne strumienie przepływów, rozpatrywany proces charakteryzuje się dużą zmiennością przebiegu technologicznego oraz wysokim stopniem indywidualizacji każdego zlecenia.

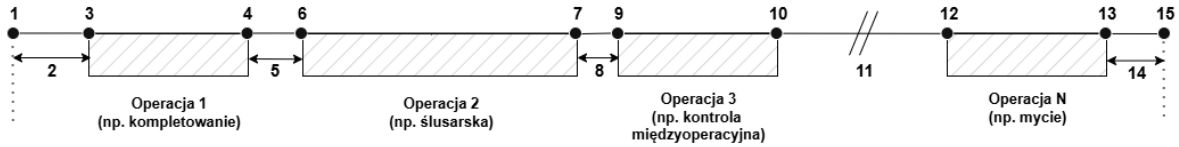
W tak ukształtowanym środowisku proces planowania operacyjnego wykracza daleko poza rutynową alokację zasobów. Każde zlecenie wytwórcze posiada odmienną strukturę technologiczną, zindywidualizowany ciąg operacji oraz specyficzne uwarunkowania materiałowe. Wymaga to ciągłego monitorowania wielowymiarowych współzależności pomiędzy dostępnością komponentów, stanem stanowisk roboczych a sztywnymi terminami wymagalności dostaw. Szczególnym wyzwaniem analitycznym w badanym zakładzie jest występowanie głębokich, wielopoziomowych struktur wyrobów (Bill of Materials – BOM). Wyroby końcowe montowane są z setek podzespołów i części składowych, których terminowa dostępność bezpośrednio warunkuje ciągłość produkcji. Jakakolwiek anomalia na niższych poziomach struktury materiałowej rzadko pozostaje izolowana – ma tendencję do propagacji wzdłuż łańcucha technologicznego, wywołując tzw. efekt domina (ang. ripple effect), który stanowi główne źródło destabilizacji tradycyjnych harmonogramów. Dodatkową presję na system wywiera wykorzystanie współdzielonych zasobów gniazd produkcyjnych. Maszyny, wyspecjalizowane urządzenia oraz kadra dyspozytorska obsługują równolegle wiele niezależnych zleceń, które stale konkurują o te same zdolności wytwórcze. W konsekwencji awaria lub przestój pojedynczego zasobu natychmiast rezonuje na cały portfel zleceń, generując kaskadowe obciążenia dla harmonogramu. Z drugiej strony, elastyczność procesu wspierana jest przez dostępność alternatywnych marszrut technologicznych. W zależności od bieżącego obciążenia hali, te same operacje mogą być realizowane na różnych stanowiskach roboczych. Choć podnosi to operacyjną odporność systemu, drastycznie zwiększa przestrzeń decyzyjną, utrudniając tradycyjne, statyczne planowanie. Wymienione uwarunkowania dowodzą, że klasyczne podejścia oparte na cyklicznym, retrospektywnym przeliczaniu planów w reakcji na zaistniałe awarie są w tym środowisku

całkowicie nieskuteczne. Wysoka dynamika zmienności procesowej wymaga wdrożenia mechanizmów proaktywnych, opartych na ciągłej predykcji i adaptacyjnym sterowaniu w czasie zbliżonym do rzeczywistego. Z tego względu analizowany zakład lotniczy stanowi modelowy i wymagający obiekt badawczy dla weryfikacji opracowanego mechanizmu zwiększania odporności planowania produkcji. Poziom złożoności procesu, gęstość powiązań zasobowych oraz podatność na różnorodne zakłócenia zapewniają optymalne warunki do kompleksowej oceny skuteczności proponowanego rozwiązania zarówno w standardowych warunkach eksploatacyjnych, jak i w scenariuszach o wysokiej intensywności awaryjnej. Kluczowe cechy strukturalne i operacyjne badanego środowiska produkcyjnego zestawiono w Tabeli 5-1 .

Tabela 5-1 Cechy procesu oraz wpływ na badania

Cecha procesu	Wpływ na planowanie	Konsekwencja dla badań
Produkcja małoseryjna	Niska powtarzalność	Konieczność predykcji AI
Wielopoziomowy BOM	Propagacja zakłóceń	Analiza efektu domina
Wspólne zasoby	Konflikty zasobowe	Adaptacyjna zmiana priorytetów
Alternatywne marszruty	Wiele wariantów realizacji	Ocena mechanizmu wyboru decyzji
Zmienność czasów oczekiwania operacji	Odchylenia od planu	Walidacja modeli predykcyjnych
Wiele źródeł zakłóceń	Niestabilność harmonogramu	Badanie odporności planowania

Opis procesu przepływu materiału i składowych przedstawiono na rysunku 5-1 gdzie poszczególne elementy rozwinięto poniżej

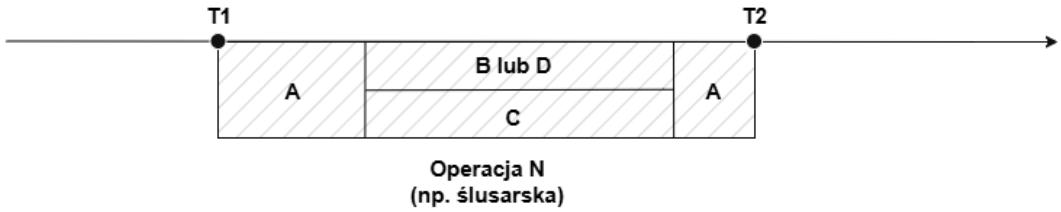


Rysunek 5-1 Czas trwania zlecenia

1. Czas uruchomienia zlecenia - w tym momencie tworzony jest plan operacji na podstawie marszruty dla danego materiału
2. Czas oczekiwania od uruchomienia zlecenia do rozpoczęcia pierwszej operacji.
3. Czas rozpoczęcia pierwszej operacji
4. Czas zakończenia pierwszej operacji
5, Czas międzyoperacyjny (składa się na niego transport części między stanowiskami, standardowy czas oczekiwania przed stanowiskiem, brak priorytetu)
6, 9. Czasy rozpoczęcia kolejnych operacji

7, 10. Czasy zakończenia kolejnych operacji.
11. Blok kolejnych operacji do wykonania w zleceniu.
12. Czas rozpoczęcia ostatniej operacji
13. Czas zakończenia ostatniej operacji
14. Czas oczekiwania od zakończenia ostatniej operacji do zakończenia zlecenia.
15. Czas zakończenie zlecenia

Czas trwania pojedynczej operacji opisany został na rysunku 5-2.



Rysunek 5-2 Składowe czasu trwania operacji

Gdzie:
T1 - czas rozpoczęcia danej operacji
A - nominalny czas przygotowawczo-zakończeniowy (TPZ) – sumaryczny **nominalny** czas na przygotowanie stanowiska do pracy oraz czynności zakończeniowe po wykonaniu operacji; biznesowo czas niezależny od ilości sztuk (maszyna przed rozpoczęciem produkcji danej części jest uzbrajana raz, bez względu na ilość sztuk do wyprodukowania),
B - nominalny czas pracy maszyny - nominalny czas, przez jaki maszyna ma być zajęta podczas realizacji operacji, zależny od liczby jednostek do wyprodukowania;
C - nominalny czas pracy człowieka - nominalny czas pracy personelu przy danej operacji; odbywa się równolegle do czasu pracy maszyny;
D - nominalny czas kontroli - nominalny czas przeznaczony na czynności kontrolne, np. pomiary jakościowe, testy funkcjonalne, sprawdzenie zgodności wymiarów;
T2 - czas zakończenia danej operacji - rzeczywisty czas znajduje się w tabeli potwierdzeń

Ogólny wzór na łączny czas trwania operacji można zapisać w postaci równanie 5.1

$$\mathbf{A + B + D} \qquad (5.1)$$

gdzie
C nie jest włączone w formułę, ponieważ praca maszyny i człowieka odbywa się równolegle, a czas pracy człowieka może być co najwyżej taki sam jak czas pracy maszyny.
2. **B** i **D** są łączone, gdyż w przypadku operacji występuje tylko czas maszynowy **B**, a w przypadku kontroli - tylko czas kontroli **D**. Nie występują one łącznie (poza bardzo specyficznymi i nielicznymi sytuacjami).

Środowisko to charakteryzuje się wysoką podatnością na propagację zakłóceń, co stanowi odpowiedni obiekt badań nad odpornością planowania produkcji.

5.1.2. Dane wykorzystane w badaniach

Proces weryfikacji opracowanego mechanizmu przeprowadzono w oparciu o zanonimizowane i zagregowane zbiory danych operacyjnych, pozyskane bezpośrednio z środowiska informatycznego badanego przedsiębiorstwa. Fundamentem analitycznym stał się system klasy ERP (Enterprise Resource Planning), który dostarczył kompleksowych informacji o zbiorze zleceń produkcyjnych, strukturach wyrobów (BOM), marszrutach technologicznych, zapotrzebowaniu materiałowym oraz historycznych potwierdzeniach realizacji operacji.

Badany zbiór poszerzono dodatkowo o dane z systemów CMMS dotyczącą awarii, przestojów i serwisu maszyn, a także o komunikaty z obszaru Supply Chain, określające realną dostępność komponentów od dostawców zewnętrznych.

Opierając się na danych z realnie funkcjonującego zakładu, zrekonstruowano środowisko wiernie odzwierciedlające naturalną złożoność procesów wytwórczych. Pozyskany zbiór w pełni ukazuje specyfikę produkcji jednostkowej i małoseryjnej: wysoką wariantowość wyrobów, wielo-operacyjność marszrut, rywalizację niezależnych zleceń o współdzielone zasoby, a także nieuniknione dysproporcje pomiędzy planowanym harmonogramem a faktycznym przebiegiem zdarzeń na hali.

Zgromadzone dane, stanowiące podstawę eksperymentów symulacyjnych, można podzielić na następujące grupy tematyczne przedstawione w tabeli 5-2.

Tabela 5-2 Grupy danych

Grupa danych	Zakres informacji	Znaczenie w badaniu
Zlecenia produkcyjne	numer zlecenia, wyrób, ilość, data rozpoczęcia, planowany termin zakończenia, status	identyfikacja obiektów objętych planowaniem
Operacje technologiczne	numer operacji, kolejność, stanowisko lub grupa robocza, planowany czas realizacji	odwzorowanie przebiegu procesu produkcyjnego
Potwierdzenia wykonania	czas rozpoczęcia i zakończenia, wykonana ilość, status operacji	określenie rzeczywistego postępu produkcji
Dane materiałowe	komponenty, struktura BOM, dostępność i terminy dostaw	identyfikacja ograniczeń materiałowych
Dane jakościowe	niezgodności, zatrzymania jakościowe, naprawy i dodatkowe operacje	identyfikacja zakłóceń wpływających na realizację planu
Dane o zasobach	stanowiska, grupy maszyn, dostępność i obciążenie	ocena ograniczeń zdolności produkcyjnych

Tabela 5-3 Grupy danych ciąg dalszy

Grupa danych	Zakres informacji	Znaczenie w badaniu
Dane planistyczne	planowane daty operacji, MRP, priorytety, terminy wymagane	wyznaczenie wartości referencyjnych
Dane o zakłóceniach	awarie, przestoje, braki materiałowe, opóźnienia, zmiany marszruty	ocena wpływu zdarzeń na odporność planu

Poniżej – w tabeli 5-3 przedstawiono listę tabel wraz z informacja o systemie źródłowym

Tabela 5-4 Tabele źródłowe ujęte w badaniach

System	Nazwa tabeli	Zawartość
SAP	**AUFK**	Dane podstawowe zlecenia
	AFKO	Nagłówek zlecenia produkcyjnego
	AFPO	Dane pozycji zlecenia
	AFSPREL	Rozdzielenia (splity) zleceń produkcyjnych
	AFVC	Operacje w zleceniu produkcyjnym
	AFVV	Ilości i czasy planowane dla operacji
	AFRU	Potwierdzenia operacji
	BOM	Struktura wyrobu
	CRHD	Nagłówek stanowiska roboczego
	CRTX	Tekst dla stanowiska roboczego
	MARA	Dane ogólne materiału
	MARC	Dane materiału na poziomie zakładu
	MAKT	Opisy materiałów
	QALS	Rekord partii kontrolnej
	QMEL	Zgłoszenia jakościowe
	QMFE	Pozycje zgłoszenia jakościowego
	QMSM	Zadania w zgłoszeniu jakościowym
	RESB	Rezerwacje
	ZMRP	Dane MRP
	ZBOM	Struktura BOM
CMMS	**Przestoje**	Awarie i przestoje maszyn

Dane obejmowały okres od 2024-01-01 do 2026-06-01. W analizowanym okresie zarejestrowano 253 907 zleceń produkcyjnych, obejmujących 8 597 091 operacji technologicznych oraz 5 489 indeksów materiałowych. Dane historyczne wykorzystano do identyfikacji charakterystycznych wzorców realizacji produkcji, estymacji czasów przejścia oraz budowy modeli predykcyjnych. Dane bieżące stanowiły natomiast podstawę do oceny aktualnego stanu systemu i uruchamiania mechanizmu adaptacyjnego.

Informacje potrzebne do odtworzenia przebiegu realizacji zleceń nie były dostępne w jednym zbiorze. Konieczne było zintegrowanie danych dotyczących zleceń, operacji, potwierdzeń, materiałów, zasobów i zdarzeń zakłócających. Podstawowymi identyfikatorami wykorzystywanymi podczas łączenia danych były:

- numer zlecenia produkcyjnego,
- numer operacji technologicznej,

- indeks materiałowy,
- identyfikator stanowiska roboczego,
- znacznik czasu zdarzenia.

Dane pochodzące z systemów transakcyjnych zostały pierwotnie zgromadzone na potrzeby operacyjnej obsługi produkcji, a nie bezpośrednio na potrzeby badań naukowych. Z tego względu ich wykorzystanie wymagało uwzględnienia takich ograniczeń, jak różnice w sposobie raportowania operacji oraz ograniczona dostępność informacji o przyczynach niektórych przestojów.

Ograniczenia te potraktowano jako cechę rzeczywistego środowiska przemysłowego. Mechanizm adaptacyjny powinien bowiem funkcjonować w warunkach niepełnej, zmiennej i częściowo opóźnionej informacji. Kontrola jakości danych oraz określenie ich aktualności stanowiły zatem integralny element zaproponowanego rozwiązania.

5.1.3. Architektura środowiska badawczego

Realizacje eksperymentów przeprowadzono w zintegrowanym środowisku analitycznym, opartym na chmurowej platformie klasy Lakehouse . Połączenie architektury centralnego magazynu danych (Data Warehouse) z elastycznością jeziora danych (Data Lake) pozwoliło na stworzenie spójnego ekosystemu, w którym bezszwowo połączono etapy inżynierii danych, eksploracji, trenowania modeli predykcyjnych oraz generowania rekomendacji decyzyjnych. Rezygnacja z rozproszonego, wielonarzędziowego stosu technologicznego na rzecz jednego środowiska wyeliminowała kosztowne i podatne na błędy transfery między systemami, gwarantując pełną powtarzalność całego cyklu badawczego.

Po przetransportowaniu danych transakcyjnych do przestrzeni roboczej Data lake, dane poddano oczyszczaniu, ocenie kompletności i spójności. Zamiast operować bezpośrednio na rozproszonych, często nieczytelnych strukturach źródłowych, procesy analityczne oparto na dedykowanych tabelach pośrednich (staging tables). Takie podejście pozwoliło logicznie wyizolować poszczególne etapy procesu wytwórczego, odciążając system i zapewniając stabilną bazę dla zaawansowanych algorytmów uczenia maszynowego oraz optymalizatorów decyzyjnych.

Architekturę logiczną rozwiązania podzielono na cztery zasadnicze warstwy:

- **Warstwa danych źródłowych** – Odzwierciedlenie surowych struktur wyciągniętych bezpośrednio z systemów dziedzinowych
- **Warstwa przygotowania danych** – Odpowiedzialna za procesy czyszczenia, standaryzacji, agregacji oraz budowę ustrukturyzowanych tabel pośrednich.
- **Warstwa analityczno-predykcyjna** – Przestrzeń obliczeniowa, w której generowano zmienne objaśniające (*features*) oraz uruchamiano algorytmy uczenia maszynowego.
- **Warstwa wynikowa i decyzyjna** – Agregująca prognozy, wskaźniki ryzyka oraz rekomendacje planistyczne, bezpośrednio zasilające mechanizm adaptacyjny.

Infrastruktura obliczeniowa opierała się na synergii języków SQL oraz Python, wspieranych przez silnik rozproszonego przetwarzania Apache Spark (w formie interfejsu PySpark). SQL wykorzystywano głównie do operacji relacyjnych, selekcji i wstępnych agregacji, natomiast Python i PySpark obsługiwały zaawansowane transformacje, inżynierię cech (feature engineering) oraz

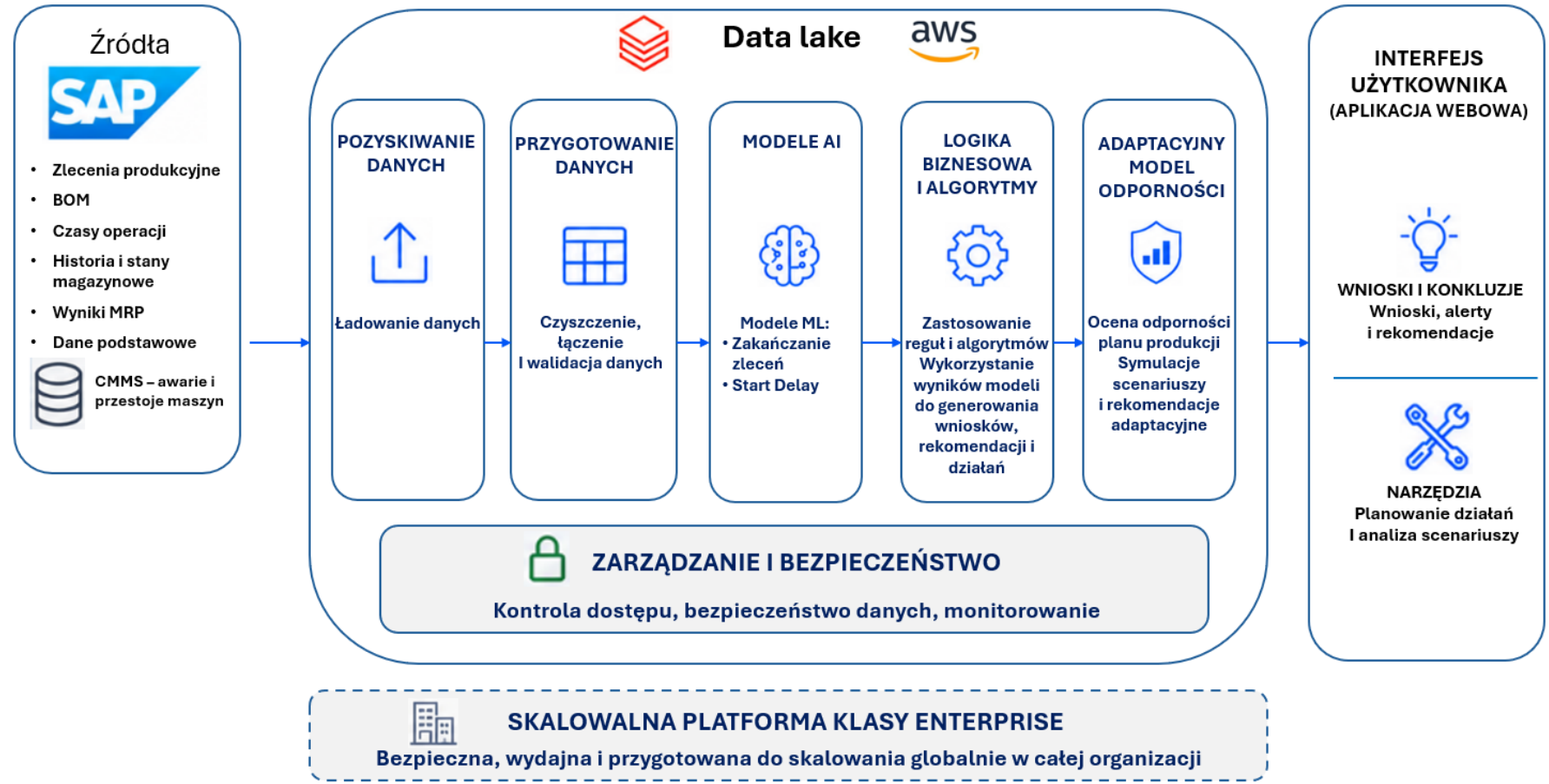
trenowanie modeli predykcyjnych na wielomilionowych zbiorach danych historycznych.

Istotnym założeniem architektonicznym było rygorystyczne oddzielenie danych źródłowych od wyników transformacji (ang. immutability of raw data). Oryginalne zbiory pozostawały nienaruszone, a wszelkie modyfikacje zapisywano w postaci wersjonowanych zbiorów analitycznych.

Uzyskane w ten sposób prognozy i miary ryzyka były ponownie wiązane z unikalnymi identyfikatorami operacji i materiałów. Dzięki temu warstwa decyzyjna nie ograniczała się do biernej prezentacji wyników, lecz aktywnie przekształcała je w dyrektywy adresujące zagrożenia opóźnienia. Modułowa budowa całego środowiska – łącząca możliwości eksploracyjne notatników (Notebooks) oraz cyklu życia modeli (MLOps) – pozwoliła na stabilne, cykliczne uruchamianie mechanizmu w miarę napływu nowych danych.

Wyniki modeli zapisywano w ustrukturyzowanej postaci i łączono z identyfikatorami zleceń, materiałów oraz operacji produkcyjnych. To pozwoliło ponownie osadzić wyniki predykcji w procesie i wykorzystać przez warstwę decyzyjną mechanizmu adaptacyjnego. Warstwa ta przekształcała je w informacje wspierające ocenę ryzyka realizacji zleceń, identyfikację potencjalnych opóźnień oraz ustalanie priorytetów działań.

Architekturę przedstawiono na rysunku 5-3 .



Rysunek 5-3 Architektura rozwiązania. Źródło : Opracowanie własne

Zastosowana architektura miała charakter modułowy. Poszczególne elementy, takie jak przygotowanie danych, budowa cech, predykcja i generowanie rekomendacji, mogły być rozwijane oraz testowane niezależnie. Zapewniało to możliwość rozszerzenia rozwiązania o kolejne źródła danych, modele predykcyjne i reguły decyzyjne bez konieczności przebudowy całego środowiska. Jednocześnie architektura stanowiła techniczną podstawę cyklicznego uruchamiania mechanizmu i aktualizowania wyników wraz z pojawianiem się nowych danych produkcyjnych.

Platforma Data lake, stworzona przez twórców Apache Spark, umożliwia przetwarzanie i analizę bardzo dużych zbiorów danych w sposób skalowalny, szybki i zautomatyzowany.

W badaniach służy jako centralny punkt do:

- Ładowania i transformacji surowych danych z SAP.
- Eksploracji danych - Model przetwarzania danych dla bardziej zaawansowanych operacji przy użyciu Notebook (Python , SQL , Scala)
- Trenowania modeli AI/ML na rozproszonych danych.
- Zarządzania cyklem życia modelu (MLOps) i jego wdrożenia do generowania dynamicznych parametrów planistycznych.

Apache Spark jest rozproszonym systemem przetwarzania danych, który działa jako silnik obliczeniowy w tle. Umożliwia on efektywne skalowanie analizy danych poza możliwości pojedynczego serwera, co jest niezbędne przy przetwarzaniu wieloletnich historii transakcyjnych z SAP (np. miliony wierszy w tabelach historii popytu i dostaw).W środowisku zapewnia:

- Skalowalne ETL: Szybką ekstrakcję, transformację i ładowanie (ETL) danych z SAP (np. poprzez konektory do SAP HANA lub eksporty BW).
- Pipelining Danych: Tworzenie skalowalnych potoków danych, które będą w czasie rzeczywistym zasilać modele AI w zaktualizowane parametry planistyczne.
- Rozproszone obliczenia ML: Wykonywanie złożonych obliczeń statystycznych i trenowanie algorytmów na dużych zestawach danych bez problemów z pamięcią.

Python jest podstawowym językiem wykorzystywanym na platformie Data lake do zadań związanych z Data Science i Machine Learning, dzięki bogactwu bibliotek.

Pandas: Niezastąpiona do wstępnej eksploracji, czyszczenia i transformacji danych na poziomie węzła.

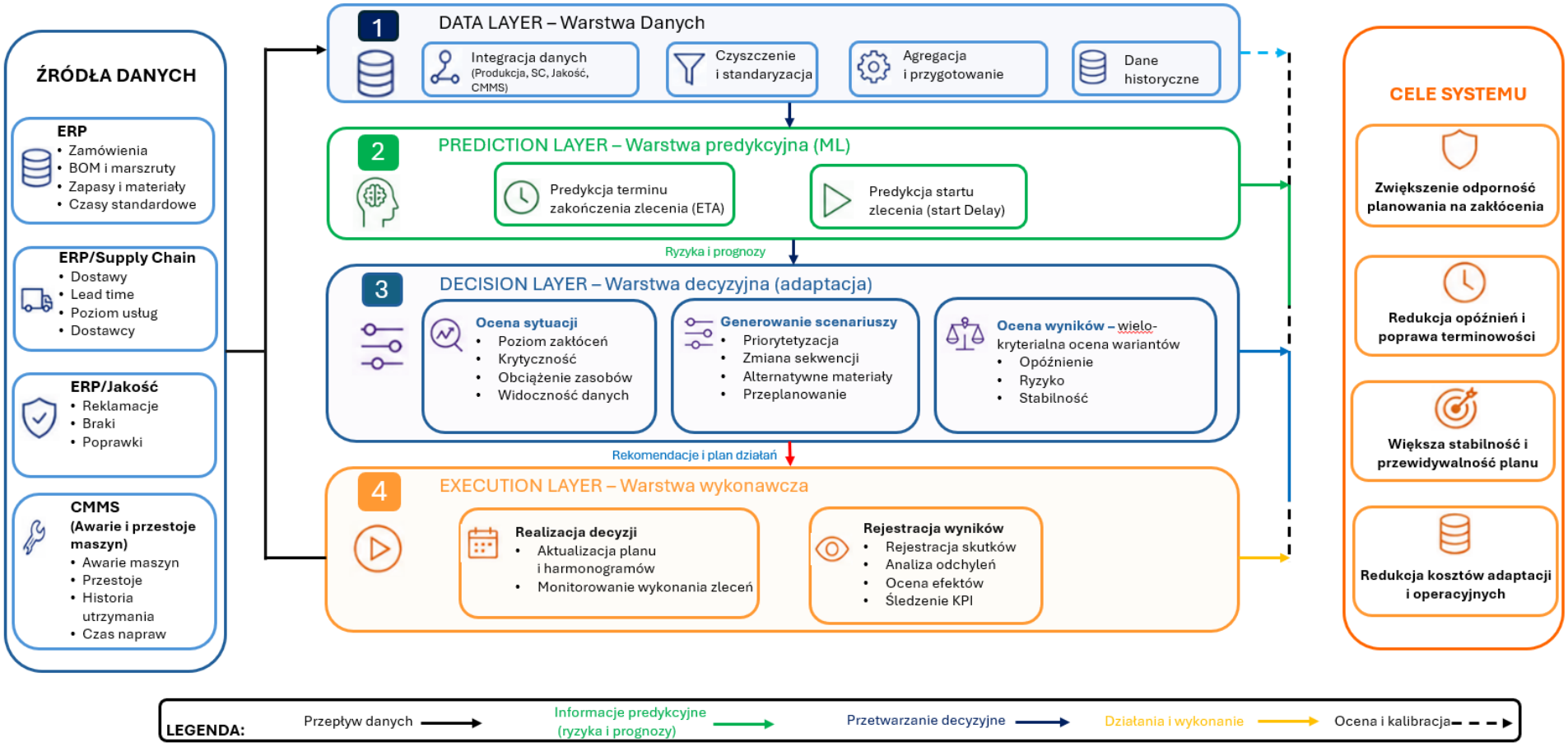
PySpark: Interfejs API Spark dla Pythona, umożliwiający rozproszone operacje na dużych zbiorach danych (np. grupowanie, łączenie i filtrowanie historycznych danych MRP).

5.2. Implementacja warstwy danych

W celu eksperymentalnej weryfikacji zaprojektowanego w rozdziale czwartym mechanizmu opracowano jego implementację w środowisku badawczym.

Zastosowane podejście implementacyjne odzwierciedla czterowarstwową strukturę cyfrowego bliźniaka procesu wytwórczego, zapewniając płynny przepływ informacji pomiędzy warstwą danych, predykcji a modułami decyzyjnymi.

Architektura rozwiązania zdefiniowana przez warstwy została przedstawiona na rysunku 5-4 .

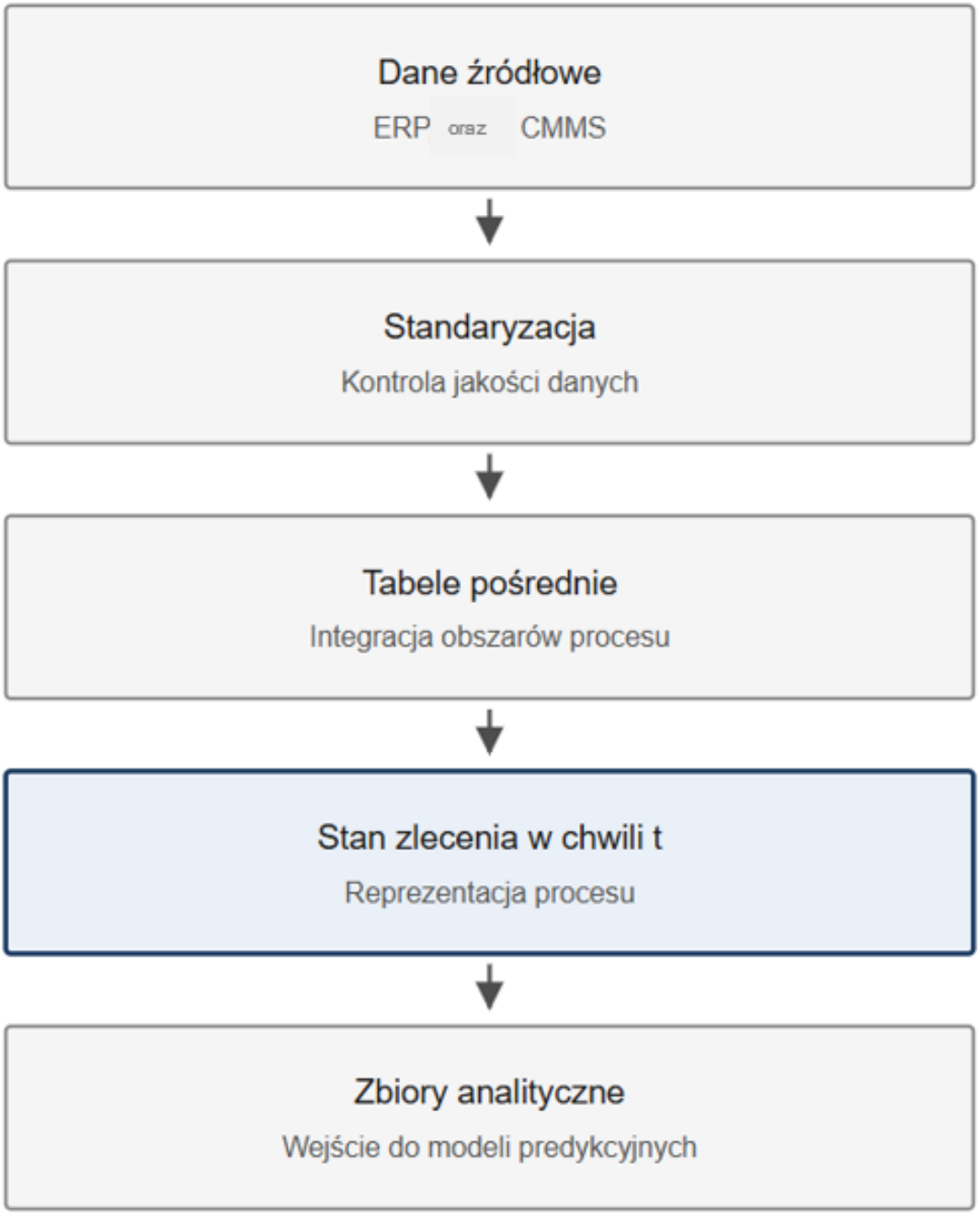


Rysunek 5-4 Predykcyjno-Adaptacyjny mechanizm planowania produkcji; Źródło : Opracowanie własne

Przed rozpoczęciem analiz dane poddano procesowi przygotowania obejmującemu:

- usunięcie rekordów technicznych i duplikatów,
- ujednolicenie formatów dat i znaczników czasu,
- weryfikację kolejności operacji technologicznych,
- identyfikację brakujących potwierdzeń,
- obsługę wartości odstających,
- wyznaczenie czasów realizacji i oczekiwania,
- określenie odchyleń od terminów planowanych,
- przypisanie zdarzeń zakłócających do zleceń i operacji,
- utworzenie zmiennych wykorzystywanych przez modele predykcyjne i mechanizm decyzyjny.

Proces ten można przedstawić na poniższym rysunku 5-5.



Rysunek 5-5 Przepływ danych. Źródło : Opracowanie własne

Rekonstrukcja faktycznego przebiegu produkcji nie była możliwa w oparciu o jeden, spójny zbiór danych. Konieczne okazało się połączenie rozproszonych danych, które w systemach źródłowych funkcjonowały w postaci oddzielnych tabel transakcyjnych. W ramach prac integracyjnych powiązano ze sobą dane zleceń, realizowane operacje, rejestry potwierdzeń, struktury materiałowe, harmonogramy zasobów oraz ewidencję przestojów i zakłóceń.

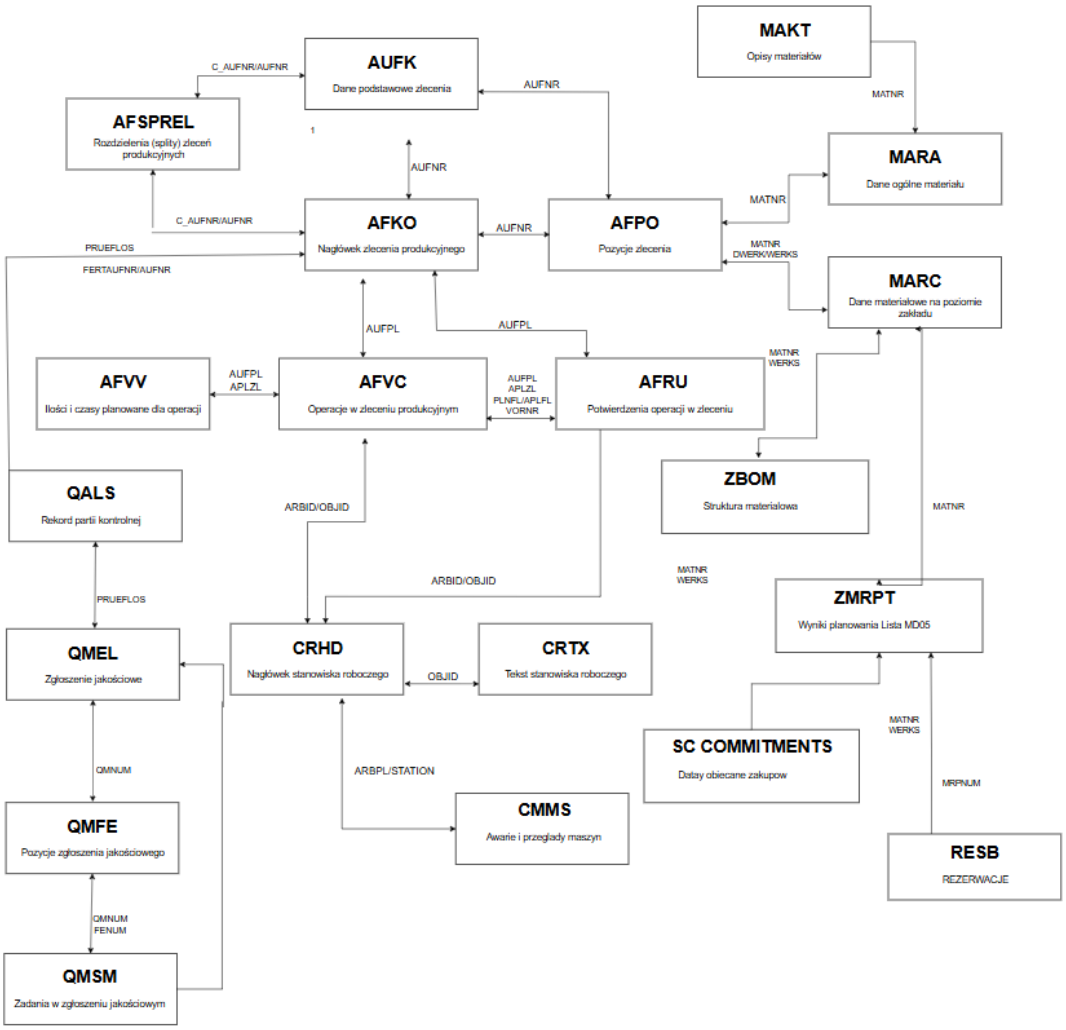
Spójność relacyjną pomiędzy tymi zbiorami zapewniono dzięki wykorzystaniu spójnych kluczy systemowych:

- numeru zlecenia produkcyjnego,
- numeru operacji technologicznej,
- indeksu materiałowego komponentu,
- identyfikatora stanowiska roboczego,
- precyzyjnych znaczników czasu (*timestamps*) rejestrujących kluczowe zdarzenia na hali.

Dzięki wdrożonym procedurom transformacji powstał jednolity model analityczny, który pozwolił na dokładne odtworzenie planowanej i rzeczywistej ścieżki każdego zlecenia w badanym horyzoncie czasowym. Dla każdej operacji technologicznej wyznaczono kluczowe parametry operacyjne – m.in. planowany i faktyczny czas trwania, czasy buforowania i oczekiwania (*queue times*) pomiędzy gniazdami roboczymi, stopień zaawansowania realizacji oraz dokładny profil towarzyszących anomalii.

Szczegółowy model danych i relacji miedzy tabelami przedstawiono na rysunku 5-6.

.



Rysunek 5-6 Model danych Źródło :Opracowanie własne

Dane źródłowe wykorzystano do utworzenia tabel pośrednich integrujących informacje odnoszące się do wyodrębnionych fragmentów procesu produkcyjnego. Celem tego etapu było przekształcenie rozproszonych danych transakcyjnych w spójne zbiory analityczne opisujące przebieg realizacji poszczególnych zleceń i operacji produkcyjnych.

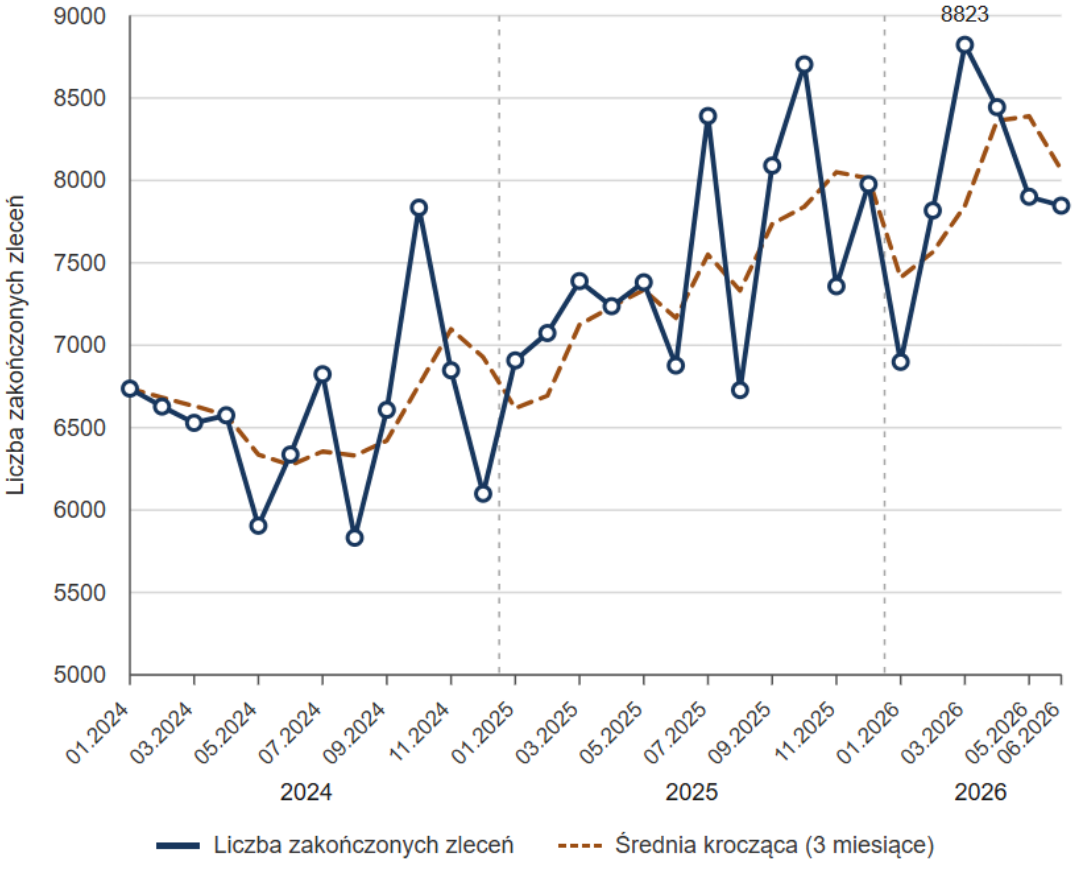
W ramach tego obszaru wyodrębniono:

- Dane nagłówkowe zleceń produkcyjnych

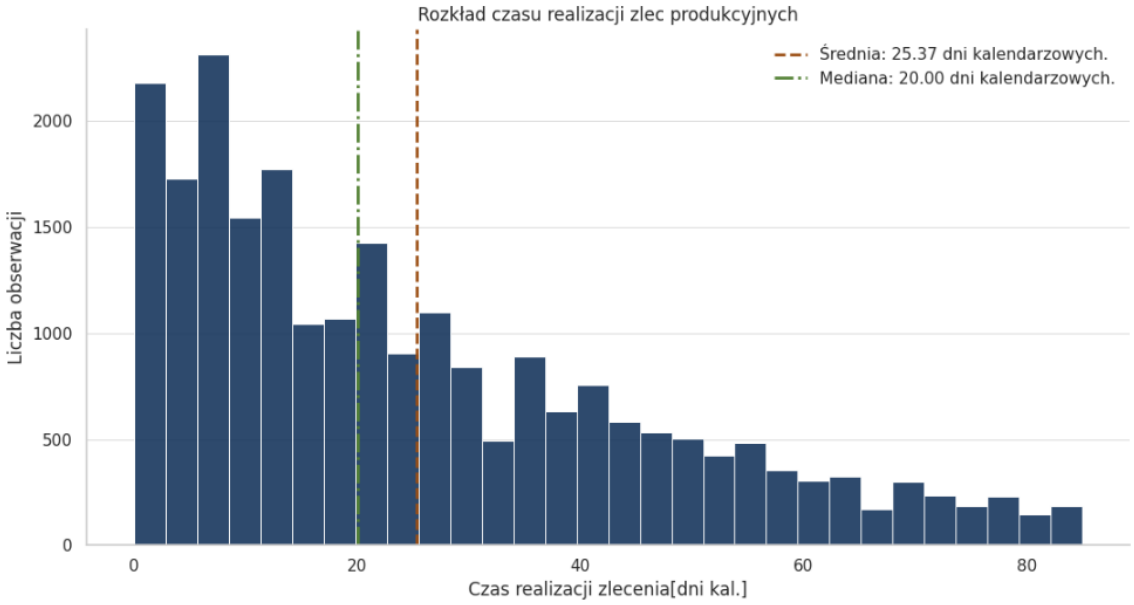
Obejmują podstawowe informacje identyfikujące zlecenie, wyrób, wielkość partii, status zlecenia oraz planowane i rzeczywiste terminy jego rozpoczęcia i zakończenia. Ich charakterystyka została przedstawiono w tabelach 5-4 - 5-6 oraz rysunkach 5-7 - 5-9

Tabela 5-5 Dane tabeli nagłówków zleceń Źródło : Opracowanie własne

Wskaźnik	Wartość
Tabela	pomocnocze.tbl_01_nagłówki
Liczba rekordów	264 899
Liczba kolumn	105



Rysunek 5-7 Liczba zakańczanych zleceń w czasie Źródło : Opracowanie własne



Rysunek 5-8 Rozkład czasu realizacji zleceń Źródło : Opracowanie własne

- Dane dotyczące otwartych/nieuruchomionych operacji produkcyjnych

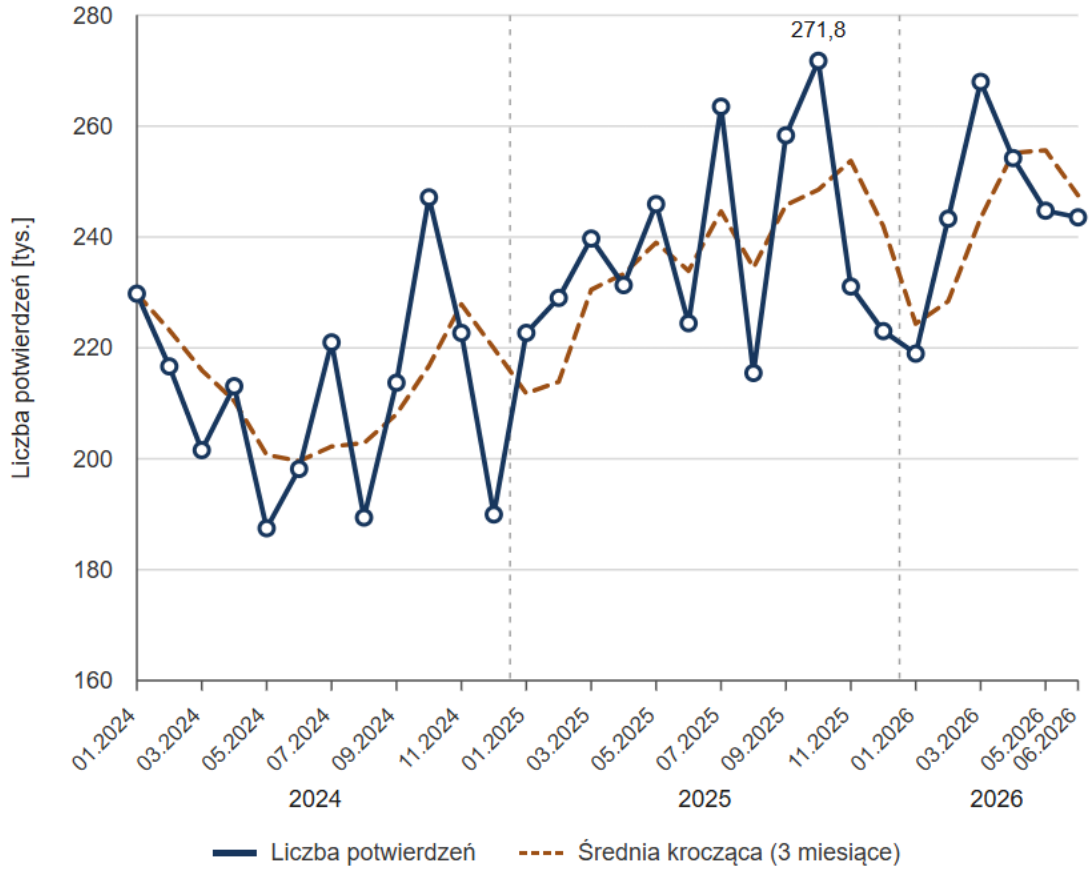
Opisują strukturę procesu technologicznego, kolejność operacji, przypisane stanowiska lub gniazda produkcyjne, planowane czasy realizacji oraz zależności pomiędzy kolejnymi etapami procesu.

- Dane dotyczące potwierdzeń wykonania operacji

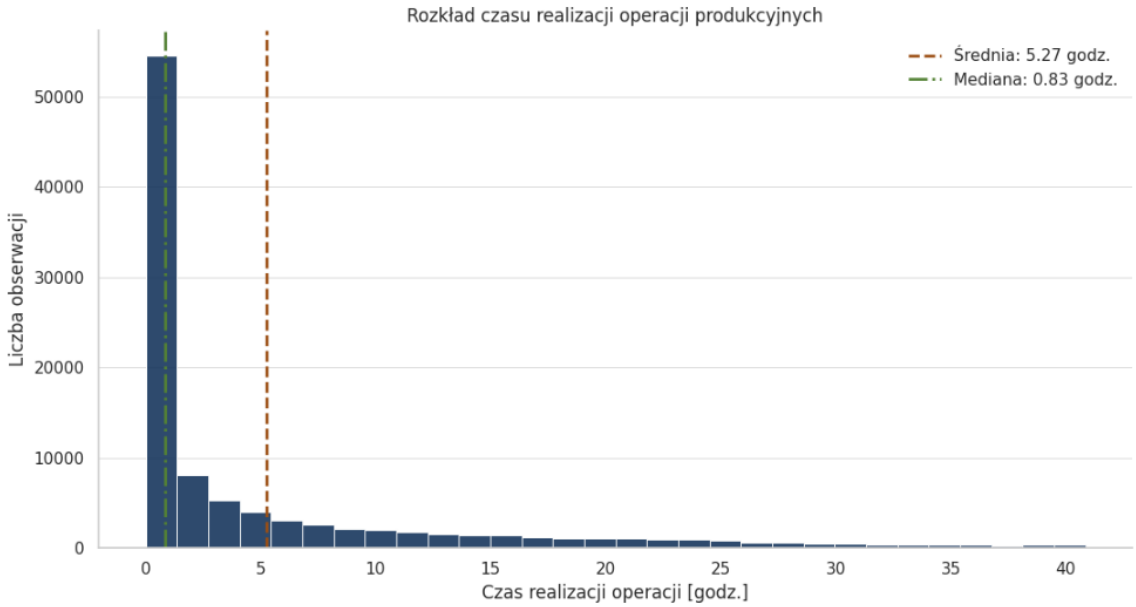
Zawierają informacje o faktycznym przebiegu realizacji operacji, w szczególności o terminach i liczbie potwierdzeń, zaraportowanych ilościach, czasie wykonania oraz aktualnym stopniu zaawansowania zlecenia. Dane te umożliwiają identyfikację operacji zakończonych, realizowanych i oczekujących.

Tabela 5-6 Dane tabeli operacji Źródło : Opracowanie własne

Wskaźnik	Wartość
Tabela	pomocnicze.tbl_02_zlec_operacje
Liczba rekordów	8,597,091
Liczba kolumn	135



Wykres 5-1 Liczba potwierdzeń Źródło : Opracowanie własne



Wykres 5-2 Rozkład czasu realizacji operacji Źródło : Opracowanie własne

- Dane dotyczące jakości i zakłóceń jakościowych

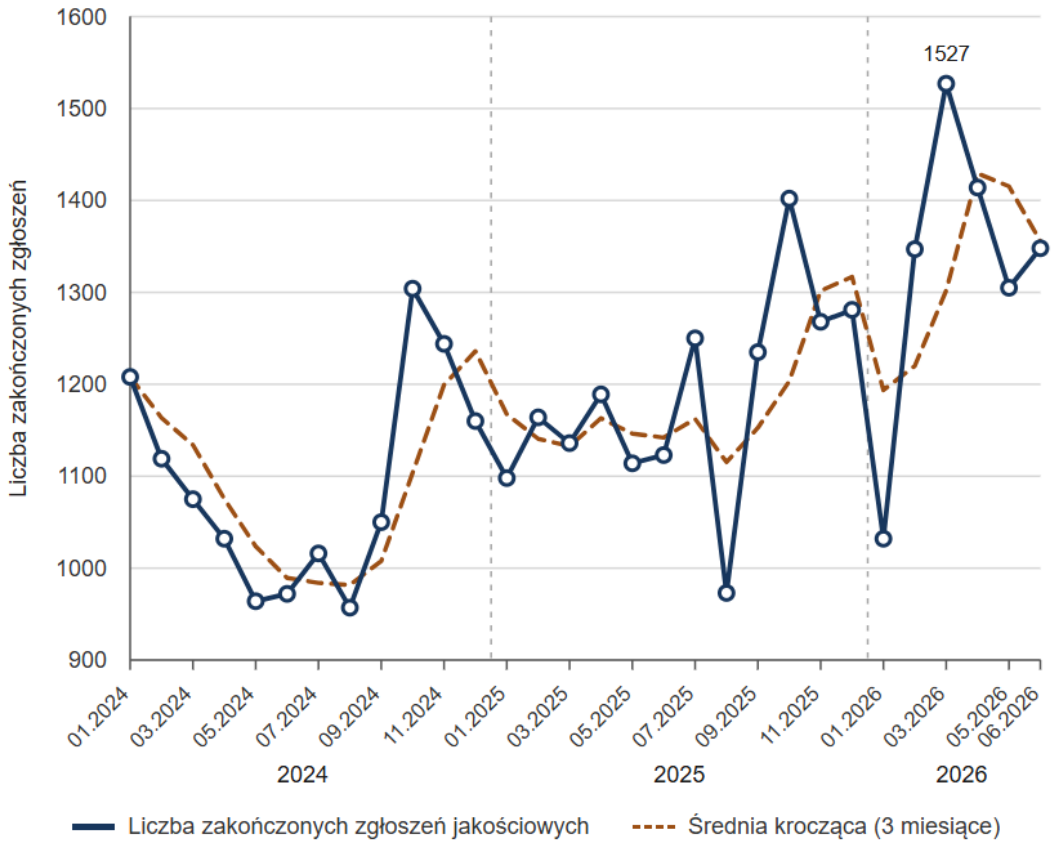
Obejmują informacje o niezgodnościach, brakach, zatrzymaniach jakościowych, naprawach i konieczności ponownego wykonania operacji. Ich

powiązanie ze zleceniami i operacjami pozwala określić wpływ zdarzeń jakościowych na czas realizacji oraz dalszy przebieg procesu.

Szczególnym problemem było rozróżnienie długiego czasu realizacji operacji od czasu oczekiwania wynikającego z braku zasobu, materiału, decyzji jakościowej lub kolejnej operacji. Z tego względu analizowano nie tylko łączny czas przejścia zlecenia, lecz również jego składowe oraz status produkcji w kolejnych punktach czasowych.

Tabela 5-7 Dane tabeli niezgodności Źródło : Opracowanie własne

Wskaźnik	Wartość
Tabela	pomocnicze.tbl_03_niezgodności
Liczba rekordów	178,449
Liczba kolumn	123



Rysunek 5-9 Zakańczanie zgłoszeń jakościowych w czasie Źródło : Opracowanie własne

Podstawowym wynikiem działania warstwy danych było odwzorowanie stanu procesu produkcyjnego w określonym momencie t. Stan ten można przedstawić jako zbiór informacji

$$S_t = \{O_t, R_t, M_t, Q, D_t, \} \tag{5.2}$$

gdzie:

- O_t– *stan realizacji zleceń i operacji,*
- R_t– *stan i obciążenie zasobów,*
- M_t– *dostępność materiałów,*

- Q_t– *aktywne zdarzenia i ograniczenia jakościowe,*
- D_t– *zidentyfikowane zakłócenia systemowe.*

Reprezentacja stanu $S_t$stanowiła wspólne wejście dla warstwy predykcyjnej i umożliwiała ponowne obliczenie prognoz po wystąpieniu zmiany lub zakłócenia.

Na podstawie danych źródłowych wyznaczono zmienne opisujące stan realizacji zlecenia, między innymi:

- liczbę i procent wykonanych operacji,
- liczbę operacji pozostałych do zakończenia,
- okres uruchomienia
- ilość zleceń uruchomionych w tym samym czasie na materiale
- planowany i rzeczywisty czas dotychczasowej realizacji,
- czas pozostający do wymaganego terminu,
- aktualne opóźnienie,
- liczbę i rodzaj zarejestrowanych zakłóceń,
- dostępność wymaganych komponentów,
- status jakościowy,
- historyczną zmienność czasów realizacji podobnych zleceń.

Zmienne te użyto do predykcji terminu zakończenia zlecenia, określenia ryzyka niedotrzymania terminu oraz identyfikacji sytuacji wymagających uruchomienia działania adaptacyjnego.

Przed przekazaniem danych do warstwy predykcyjnej zweryfikowano ich jakość. Obejmowała ona weryfikację kompletności, poprawności, spójności logicznej i aktualności danych.

W szczególności kontrolowano:

- brakujące identyfikatory zleceń i operacji,
- zduplikowane potwierdzenia,
- niepoprawne lub brakujące znaczniki czasu,
- niezgodność kolejności operacji,
- ujemne czasy realizacji,
- brak powiązania operacji z marszrutą,
- brak powiązania komponentów ze strukturą BOM,
- niezgodność statusu zlecenia z zarejestrowanymi potwierdzeniami,
- obserwacje odstające w czasach realizacji i oczekiwania.

Nie wszystkie nietypowe wartości były automatycznie usuwane. Wydłużone czasy realizacji mogły być skutkiem rzeczywistych zakłóceń, takich jak awaria, brak materiału, blokada jakościowa lub oczekiwanie na dostępność zasobu. Z tego względu wartości odstające analizowano w kontekście pozostałych informacji opisujących przebieg zlecenia.

Wynikiem działania warstwy danych były dwa rodzaje zbiorów:

1. zbiory historyczne, wykorzystywane do uczenia i walidacji modeli predykcyjnych;
2. zbiory bieżące, reprezentujące aktualny stan zleceń i wykorzystywane do generowania prognoz oraz decyzji adaptacyjnych.

Dane historyczne umożliwiały identyfikację zależności pomiędzy charakterystyką zlecenia, przebiegiem operacji, występującymi zakłóceniami i

rzeczywistym terminem zakończenia. Dane bieżące umożliwiały natomiast zastosowanie wyuczonych modeli do oceny aktualnego ryzyka i przewidywania dalszego przebiegu realizacji.

Dane historyczne podzielono na zbiory przeznaczone do uczenia i testowania modeli. Ze względu na czasowy charakter procesu produkcyjnego zastosowano podział chronologiczny. Obserwacje wcześniejsze wykorzystano do budowy modelu, natomiast obserwacje z późniejszego okresu do jego oceny.

To pozwoliło ograniczyć ryzyko wykorzystania podczas uczenia informacji, które w rzeczywistych warunkach nie byłyby jeszcze dostępne. Pozwoliło również ocenić zdolność modelu do prognozowania przebiegu nowych zleceń na podstawie wcześniejszych danych produkcyjnych.

5.3. Implementacja warstwy predykcyjnej

Drugi poziom architektury proponowanego mechanizmu adaptacyjnego stanowi warstwa predykcyjna. Jej fundamentalnym zadaniem jest wybiegająca w przyszłość ocena przyszłego stanu procesów wytwórczych, realizowana na bazie aktualnego stanu zleceń, wzorców historycznych oraz danych napływających z systemów operacyjnych.

Surowe dane dostarczane przez warstwę niższą opisują wyłącznie statyczny stan systemu w ułamku czasu t, nie determinując wprost ich dalszych konsekwencji dla terminowości realizacji zamówień. Warstwa predykcyjna transformuje te bieżące informacje w zestaw prognoz operacyjnych, obejmujących w szczególności:

- przewidywany horyzont i dokładny termin zakończenia zlecenia (*Estimated Time of Arrival* – ETA),
- szacowany termin rozpoczęcia kolejnych operacji oraz wskaźniki ryzyka przestoju,
- kwantyfikację skali spodziewanego opóźnienia,
- identyfikację wiodących czynników środowiskowych generujących analizowane zagrożenie.

Co istotne z punktu widzenia logiki sterowania, wygenerowane prognozy nie stanowią autonomicznej decyzji o modyfikacji harmonogramu. Pełnią one funkcję analitycznego sygnału wejściowego dla warstwy decyzyjnej, która na ich podstawie weryfikuje konieczność uruchomienia działań mitygujących.

Kluczowym wyzwaniem inżynieryjnym na tym etapie było skonstruowanie spójnej przestrzeni obserwacji reprezentującej stan zlecenia w ściśle określonym punkcie procesu t. Pojedynczy punkt danych nie odnosi się tu do zakończonego cyklu historycznego, lecz do dynamicznego obrazu operacji dostępnego w chwili decyzyjnej.

Można to zapisać jako:

$$X_{i,t} = \{x_{i,t}^{(1)}, x_{i,t}^{(2)}, \dots, x_{i,t}^{(k)}\} \tag{5.3}$$

gdzie:

- i– *numer zlecenia,*
- t– *moment wykonania predykcji,*
- $X_{i,t}$– *wektor zmiennych opisujących stan zlecenia,*

- k– *liczba zmiennych wejściowych.*

Dla każdego zlecenia wyznaczono:

- liczbę wszystkich operacji,
- liczbę operacji zakończonych i pozostałych,
- udział zakończonych operacji,
- numer ostatniej potwierdzonej operacji,
- czas realizacji dotychczas wykonanej części zlecenia,
- czas od ostatniego potwierdzenia,
- planowany czas pozostałych operacji,
- czas pozostały do wymaganego terminu,
- wielkość zlecenia,
- liczbę operacji wymagających zasobów krytycznych,
- historyczną średnią i zmienność czasów podobnych operacji,
- występowanie problemów jakościowych i napraw,
- dostępność wymaganych komponentów,
- obciążenie zasobów przewidzianych do realizacji kolejnych operacji.

W konstrukcji zbiorów uczących uwzględniano wyłącznie informacje dostępne w momencie wykonania prognozy. Dane zarejestrowane po chwili t wykorzystywano jedynie do wyznaczenia rzeczywistego wyniku, stanowiącego zmienną docelową modelu. Pozwoliło to ograniczyć ryzyko tzw. przecieku informacji.

Zrealizowane modele predykcyjne przedstawiono w tabeli 5-7 :

Tabela 5-8 Zastosowane modele uczenia maszynowego

Model	Zadanie	Podstawowy wynik	Wykorzystanie wyniku
Predykcja zakończenia zlecenia/ETA	Regresja/XGBOOST	przewidywany termin zakończenia – ETA	określenie przewidywanego opóźnienia
Opóźnienie startu zlecenia /Start Delay	Regresja/XGBOOST	liczba dni opóźnienia vs plan SAP	identyfikacja zleceń zagrożonych przed rozpoczęciem

5.3.1. Model predykcji terminu zakończenia zlecenia (ETA)

Pierwszym zadaniem warstwy predykcyjnej było oszacowanie przewidywanego terminu zakończenia zlecenia produkcyjnego bądź planowanego o określonym starcie. Prognozowany termin, określany wyznaczano na podstawie aktualnego stanu realizacji oraz przewidywanego czasu potrzebnego do wykonania pozostałych operacji.



Rysunek 5-10 Zakres predykcji. Źródło : Opracowanie własne

Model uwzględniał nie tylko normatywne czasy pozostałych operacji, ale także rzeczywiste zależności występujące w danych historycznych, w szczególności czasy oczekiwania, zmienność realizacji operacji, obciążenie zasobów oraz wpływ zakłóceń jakościowych.

Dzięki temu ETA stanowiło dynamiczną prognozę, aktualizowaną po zmianie stanu zlecenia, a nie jedynie odtworzenie terminu zapisanego w planie produkcji.

Na bazie analizy statystycznej istotności przyjęto następujące atrybuty

Tabela 5-9 Opis atrybutów modelu

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
t_0	Moment obserwacji	Horyzont czasowy, dla którego rejestrowany jest aktualny stan zlecenia w toku procesów wytwórczych.
aufnr	Identyfikator zlecenia	Unikalny numeryczny klucz identyfikacyjny zlecenia produkcyjnego w systemie ERP.
matnr	Identyfikator materiału	Unikalny kod indeksu materiałowego wyrobu gotowego, podzespołu lub surowca.
ord_start_timestamp	Termin rozpoczęcia zlecenia	Dokładna sygnatura czasowa faktycznego uruchomienia realizacji danego zlecenia.
ord_finish_timestamp	Termin zakończenia zlecenia	Dokładna sygnatura czasowa ostatecznego zamknięcia lub zakończenia zlecenia.
ord_start_lag	Odchylenie startu zlecenia	Wartość opóźnienia rozpoczęcia względem harmonogramu bazowego ($t_{start} - t_{plan}$), z wyłączeniem dni wolnych i świąt.
ord_duration_planned	Planowany czas trwania zlecenia	Całkowity normatywny horyzont czasowy przewidziany na realizację zlecenia, z pominięciem dni wolnych.

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
ord_duration_planned_remaining	Planowany pozostały czas zlecenia	Czas niezbędny do domknięcia zlecenia według harmonogramu bazowego, liczony od momentu t_0.
ord_bom_state	Status struktury BOM	Wskaźnik poprawności i poziomu weryfikacji struktury materiałowej wyrobu (stlst).
ord_matnr_gr	Grupa materiałowa	Formalna klasyfikacja asortymentowa przypisana do indeksu materiałowego (matkl).
ord_harm_type	Rodzaj harmonogramowania	Specyfikacja metody oraz klucza sterującego harmonogramowaniem zlecenia (terkz).
ord_type	Rodzaj zlecenia	Typ dokumentu oraz kategoria operacyjna zlecenia produkcyjnego (auart).
ord_own_prod_time	Czas produkcji własnej	Normatywny czas przeznaczony na realizację operacji wewnątrz zakładu (dzeit).
ord_splt_cnt	Liczba zależności zlecenia	Wskaźnik liczbowy określający stopień powiązań technologicznych i podziałów zlecenia (splcnt).
ord_conv_from_planned	Wskaźnik konwersji ze zlecenia planowanego	Flaga binarna określająca, czy zlecenie powstało w wyniku konwersji wersji planowanej (0 lub 1).
ord_herd_1d_cnt	Zagęszczenie zleceń materiału (± 1 dzień)	Liczba tożsamych indeksów materiałowych uruchamianych w wąskim oknie ± 1 dnia.
ord_herd_3d_cnt	Zagęszczenie zleceń materiału (± 3 dni)	Liczba tożsamych indeksów materiałowych uruchamianych w szerszym oknie ± 3 dni.

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
ord_neighb_1d_cnt	Zagęszczenie zleceń sąsiednich (± 1 dzień)	Łączna liczba wszystkich zleceń startujących w horyzoncie ± 1 dnia względem analizowanego zadania.
ord_neighb_3d_cnt	Zagęszczenie zleceń sąsiednich (± 3 dni)	Łączna liczba wszystkich zleceń startujących w horyzoncie ± 3 dni względem analizowanego zadania.
ord_after_start_mat_cnt	Liczba późniejszych zleceń tego samego materiału	Liczba analogicznych indeksów uruchomionych w okresie od startu zlecenia do punktu t_0 .
ord_after_start_all_cnt	Liczba wszystkich późniejszych zleceń	Łączna liczba wszystkich zleceń produkcyjnych uruchomionych w okresie od startu analizowanego zadania do t_0
ord_curr_mat_cnt	Liczba otwartych zleceń tego samego materiału	Liczba aktywnych, niezakończonych zleceń dla tego samego indeksu materiałowego w punkcie t_0 .
ord_curr_all_cnt	Liczba wszystkich otwartych zleceń	Łączna liczba wszystkich aktywnych zleceń produkcyjnych w systemie w punkcie t_0
vornr_new_curr	Identyfikator bieżącej operacji	Unikalny wskaźnik aktualnie wykonywanej operacji w marszrucie technologicznej.
arbid	Identyfikator bieżącego stanowiska	Unikalny kod systemowy gniazda produkcyjnego lub stanowiska roboczego.
arbid_type	Rodzaj stanowiska roboczego	Klasyfikacja technologiczna przypisana do danego stanowiska produkcyjnego.

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
arbid_location	Lokalizacja stanowiska roboczego	Fizyczne usytuowanie stanowiska w przestrzeni produkcyjnej zakładu.
arbid_std_queue_time	Standardowy czas oczekiwania w kolejce	Normatywny czas buforowania w kolejce przypisany do stanowiska, wyrażony w godzinach.
cal_month_part	Część miesiąca dla momentu obserwacji	Dekada lub część miesiąca kalendarzowego przypisana do punktu t_0
cal_is_weekend	Wskaźnik weekendu dla momentu obserwacji	Flaga binarna informująca, czy moment t_0 przypada na dzień weekendowy.
cal_is_holiday	Wskaźnik dnia świątecznego	Flaga binarna informująca, czy moment t_0 przypada na oficjalny dzień świąteczny.
cal_season	Pora roku dla momentu obserwacji	Kwartał lub pora roku kalendarzowego przypisana do punktu t_0
cal_month_part_ord_start	Część miesiąca rozpoczęcia zlecenia	Dekada miesiąca, w której nastąpił faktyczny start realizacji zlecenia.
cal_is_weekend_ord_start	Wskaźnik startu zlecenia w weekend	Flaga binarna określająca, czy data rozpoczęcia zlecenia przypada na weekend.
cal_season_start	Pora roku rozpoczęcia zlecenia	Pora roku kalendarzowego przypisana do daty faktycznego startu zlecenia.
ord_is_child	Poziom zlecenia w hierarchii	Wskaźnik zagłębienia w strukturze BOM (0 oznacza zlecenie nadrzędne, wartości > 0 określają poziom podzespołu).
ord_duration_curr	Dotychczasowy czas trwania zlecenia	Rzeczywisty czas realizacji zlecenia od momentu jego startu do punktu t_0 bez dni wolnych.

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
ord_qty	Wielkość partii produkcyjnej	Całkowity wolumen sztuk wyrobów objęty danym zleceniem produkcyjnym.
op_type	Klucz sterujący bieżącej operacji	Parametr kontrolny określający status oraz sposób rozliczania bieżącej operacji.
op_desc	Opis bieżącej operacji	Szczegółowa tekstowa specyfikacja wykonywanej czynności technologicznej.
op_is_child	Wskaźnik podoperacji	Flaga binarna oznaczająca realizację zadania w ramach podoperacji technologicznej.
op_start_timestamp_curr	Termin rozpoczęcia bieżącej operacji	Dokładna sygnatura czasowa faktycznego startu aktualnie wykonywanej operacji.
op_finish_timestamp_curr	Termin zakończenia bieżącej operacji	Dokładna sygnatura czasowa planowanego lub faktycznego zakończenia bieżącej operacji.
op_duration_curr	Dotychczasowy czas trwania bieżącej operacji	Czas fizycznego wykonywania aktualnej operacji do momentu t_0 , z pominięciem dni wolnych.
op_duration_baseline_pred_avg	Bazowa prognoza czasu operacji (średnia)	Szacunkowy czas trwania operacji wyznaczony na podstawie historycznej średniej [h].
op_duration_baseline_pred_med	Bazowa prognoza czasu operacji (mediana)	Szacunkowy czas trwania operacji wyznaczony na podstawie historycznej mediany [h].
op_duration_baseline_3m_pred_avg	3-miesięczna prognoza czasu operacji (średnia)	Szacunek czasu trwania oparty na średniej z ostatnich trzech miesięcy [h].
op_duration_baseline_3m_pred_med	3-miesięczna prognoza czasu operacji (mediana)	Szacunek czasu trwania oparty na medianie z ostatnich trzech miesięcy [h].
op_duration_baseline_6m_pred_avg	6-miesięczna prognoza czasu operacji (średnia)	Szacunek czasu trwania oparty na średniej z ostatnich sześciu miesięcy [h].

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
op_duration_baseline_6m_pred_med	6-miesięczna prognoza czasu operacji (mediana)	Szacunek czasu trwania oparty na medianie z ostatnich sześciu miesięcy [h].
ord_duration_baseline_pred_avg	Prognoza pozostałego czasu zlecenia (średnia)	Prognoza reszty horyzontu zlecenia wyznaczona metodą średniej historycznej [dni].
ord_duration_baseline_pred_med	Prognoza pozostałego czasu zlecenia (mediana)	Prognoza reszty horyzontu zlecenia wyznaczona metodą mediany historycznej [dni].
ord_duration_baseline_3m_pred_avg	3-miesięczna prognoza pozostałego czasu (średnia)	Szacunek 3-miesięczny z zastosowaniem imputacji opartej na pełnej historii [dni].
ord_duration_baseline_3m_pred_med	3-miesięczna prognoza pozostałego czasu (mediana)	Szacunek 3-miesięczny oznaczający medianę z okresu 3m z imputacją historyczną [dni].
ord_duration_baseline_6m_pred_avg	6-miesięczna prognoza pozostałego czasu (średnia)	Szacunek 6-miesięczny z zastosowaniem imputacji opartej na pełnej historii [dni].
ord_duration_baseline_6m_pred_med	6-miesięczna prognoza pozostałego czasu (mediana)	Szacunek 6-miesięczny oznaczający medianę z okresu 6m z imputacją historyczną [dni].
op_remaining_cnt	Liczba pozostałych operacji	Liczba nierozliczonych, oczekujących operacji w marszrucie technologicznej.
op_finished_cnt	Liczba zakończonych operacji	Liczba operacji sfinalizowanych w ramach zlecenia do momentu t_0 .
op_remaining_perc	Stopień zaawansowania (pozostałe operacje)	Udział procentowy operacji w marszrucie pozostających jeszcze do wykonania.
op_remaining_baseline_duration_sum	Bazowy sumaryczny czas pozostałych operacji	Sumaryczny normatywny czas trwania reszty operacji według słownika systemowego.
op_hist_freq	Historyczna częstość występowania operacji	Wskaźnik powtarzalności operacji (0 do 1) określający udział zleceń z danym procesem.

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
op_total_duration_planned	Sumaryczny planowany czas pozostałych operacji	Całkowity planowany budżet czasowy pozostałych operacji według tabeli AFVV [h].
op_qty	Liczba sztuk w bieżącej operacji	Wolumen sztuk poddany aktualnemu procesowi w bieżącej operacji.
queue_cnt	Liczba zleceń w kolejce	Liczba zadań oczekujących na dostęp do stanowiska arbid w punkcie t_0
queue_duration_curr_sum	Sumaryczny dotychczasowy czas oczekiwania	Łączny czas spędzony w kolejkach przez wszystkie oczekujące zlecenia [h].
queue_duration_curr_avg	Średni dotychczasowy czas oczekiwania	Średni czas oczekiwania w kolejce przypisany do zleceń na stanowisku w t_0 [h].
queue_duration_planned_sum	Sumaryczne planowane obciążenie kolejki	Łączny planowany czas pracy dla wszystkich zleceń oczekujących w kolejce [h].
qm_prob	Prawdopodobieństwo problemu jakościowego	Wyznaczone modelowo ryzyko wystąpienia zgłoszenia lub niezgodności QM.
qm_flag	Wskaźnik otwartego zgłoszenia QM	Flaga binarna informująca o istnieniu aktywnego zgłoszenia jakościowego w t_0
qm_duration_curr	Dotychczasowy czas trwania zgłoszenia QM	Czas trwania analizy w ramach zgłoszenia jakościowego do punktu t_0 , bez dni wolnych.
qm_type	Rodzaj zgłoszenia QM	Klasyfikacja błędu, kategorii lub typu zlecenia w module jakościowym.
qm_priority	Priorytet zgłoszenia QM	Formalna klasa pilności interwencji dla służb jakościowych.
qm_time_till_req_end	Czas do wymaganego zakończenia QM	Czas pozostały do wymaganego planowanego zamknięcia zgłoszenia jakościowego.

Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu ciąg dalszy

Zmienna	Nazwa polska	Definicja i opis analityczny
qm_change_lvl	Poziom zmian zgłoszenia QM	Wskaźnik odzwierciedlający stopień modyfikacji dokumentacji i statusu QM.
qn_cnt	Liczba aktywnych zleceń naprawczych	Liczba aktywnych w punkcie t_0 kart i zleceń naprawczych powiązanych z produktem.
qn_duration_curr_sum	Sumaryczny czas aktywnych zleceń naprawczych	Łączny dotychczasowy czas trwania bieżących operacji naprawczych [h].
qm_items_cnt	Liczba pozycji zgłoszenia QM	Liczba jednostkowych wad lub pozycji zarejestrowanych w ramach incydentu.
qm_items_freq_code	Dominujący kod problemu jakościowego	Najczęściej występująca w zestawieniach grupa kodów uszkodzenia lub wady.
qm_items_freq_part	Najczęściej wskazana część obiektu	Element konstrukcyjny wyrobu najczęściej dotknięty analizowaną niezgodnością.
qm_tasks_open_curr_cnt	Liczba aktualnie otwartych zadań QM	Liczba nierozwiązanych i aktywnych akcji korygujących w punkcie t_0
qm_tasks_open_all_cnt	Liczba wszystkich otwartych zadań QM	Suma wszystkich zadań jakościowych zainicjowanych przed momentem t_0
qm_tasks_closed_cnt	Liczba zakończonych zadań QM	Liczba poprawnie zamkniętych i rozliczonych zadań korygujących w t_0
qm_tasks_freq_code	Dominujący kod zamkniętego zadania QM	Najczęstsza kategoria pomyślnie sfinalizowanego zadania naprawczego.
ord_duration_remaining	Rzeczywisty pozostały czas realizacji zlecenia	Faktyczny horyzont czasowy od punktu t_0 do fizycznego końca zlecenia [dni].

Ze względu na zastosowanie algorytmu XGBoost możliwe było określenie względnego znaczenia zmiennych (ang. *feature importance*) wynikającego ze struktury utworzonych drzew decyzyjnych. Analizy nie ograniczono jednak wyłącznie do pojedynczego rankingu dla całej populacji modeli. Z uwagi na

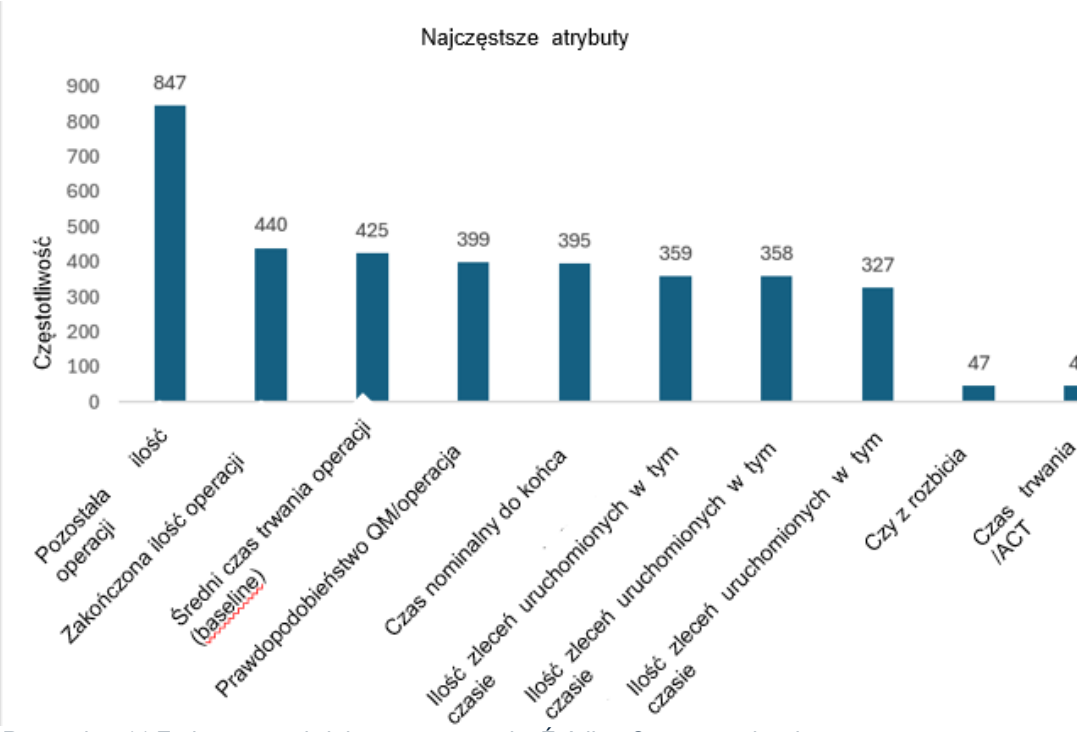
heterogeniczność badanego środowiska produkcyjnego przeprowadzono ją w kilku komplementarnych przekrojach.

Oceniono zarówno ich zagregowane znaczenie, jak i częstotliwość występowania na kolejnych pozycjach rankingu — w szczególności jako zmienna najważniejsza.

Takie podejście pozwoliło wskazać cechy o charakterze uniwersalnym, istotne w większości modeli, oraz cechy lokalne, których znaczenie zależało od specyfiki danego materiału, marszruty lub zlecenia. Analiza umożliwiła również ocenę stabilności znaczenia poszczególnych zmiennych pomiędzy modelami.

W pierwszym etapie zestawiono zmienne osiągające najwyższe wartości *feature importance* w całej populacji modeli ETA. Pozwoliło to zidentyfikować grupę cech, które najczęściej odgrywały istotną rolę w prognozowaniu terminu zakończenia realizacji.

Na rysunku 5-11 przedstawiono zmienne o największym zagregowanym znaczeniu dla analizowanej populacji modeli. Wyniki wskazują, że predykcja ETA nie jest determinowana przez pojedynczy parametr procesu, lecz przez kombinację informacji opisujących zarówno aktualny stan realizacji zlecenia, jego charakterystykę technologiczną, jak również historyczne zachowanie procesu.



Rysunek 5-11 Zmienne o największym znaczeniu. Źródło : Opracowanie własne

Na rysunku 5-12 przedstawiono częstotliwość występowania zmiennych jako najważniejszej cechy modelu. Analogiczne zestawienia przygotowano dla drugiej i kolejnych pozycji rankingu.

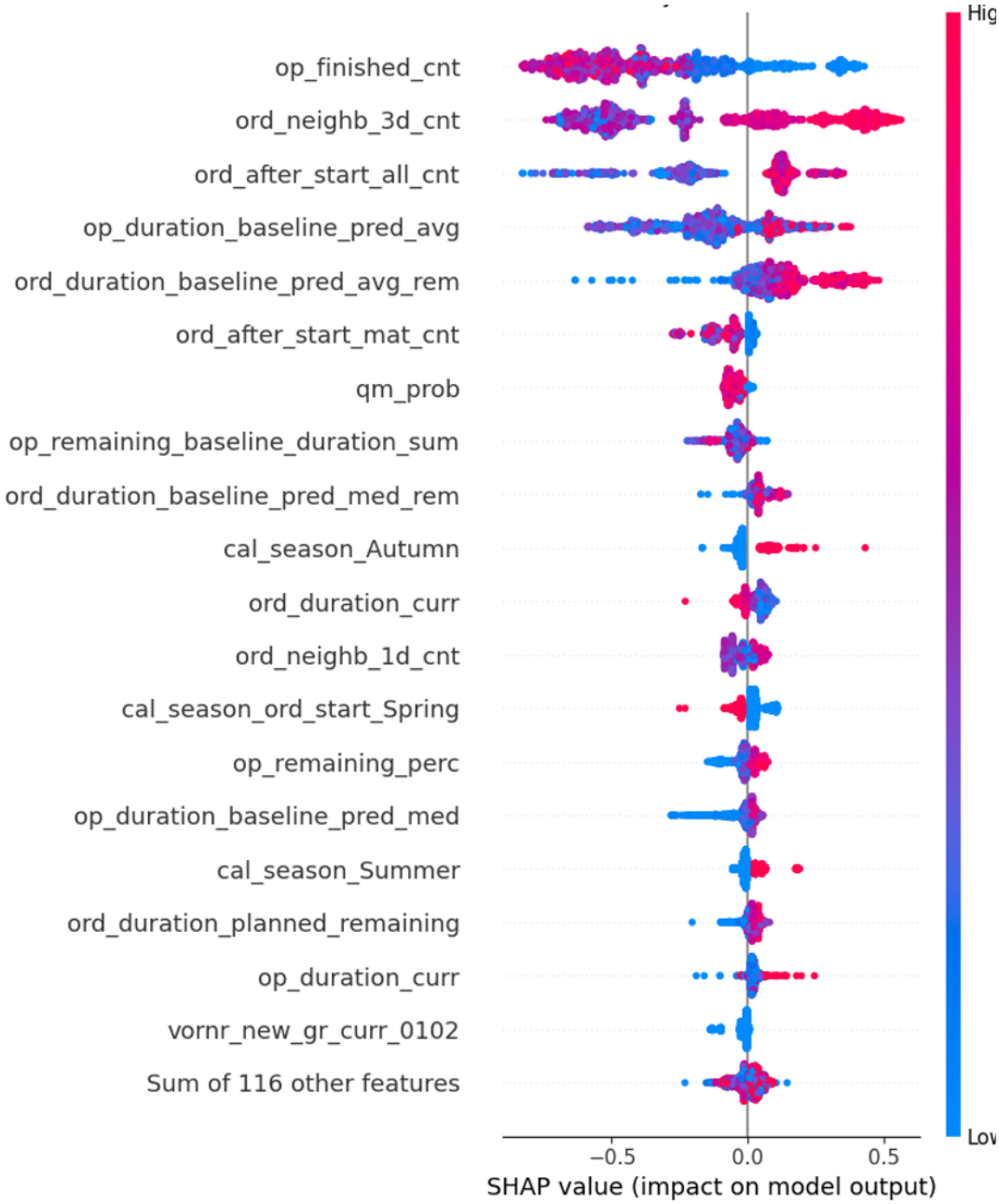


Rysunek 5-12 Najczęściej występujące zmienne na pierwszej pozycji. Źródło : Opracowanie własne

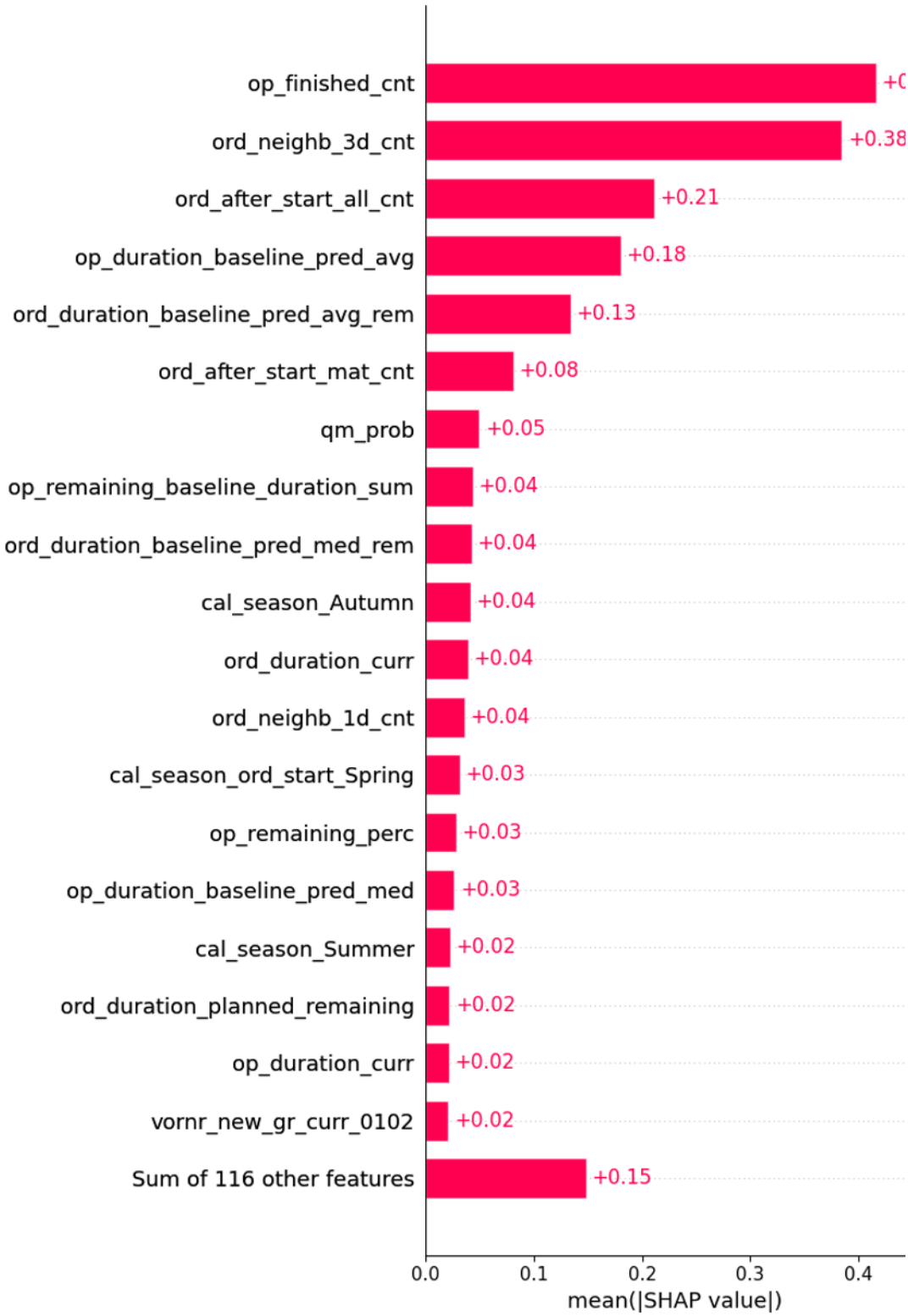
W celu pogłębienia interpretacji i wyjaśnialności modeli zastosowano następnie metodę SHAP (*SHapley Additive exPlanations*). W przeciwieństwie do klasycznej miary *feature importance*, która wskazuje przede wszystkim względne znaczenie cechy w strukturze modelu, wartości SHAP pozwalają określić zarówno siłę, jak i kierunek wpływu poszczególnych zmiennych na konkretną predykcję.

Na rysunku 5-13 i 5-14 przedstawiono ranking globalnej istotności zmiennych według wartości SHAP. Wyniki stanowią uzupełnienie wcześniejszej analizy *feature importance* i pozwalają zweryfikować, czy zmienne wykorzystywane intensywnie przez strukturę modelu rzeczywiście powodują istotne zmiany wartości predykowanej.

Zastosowanie wykresu typu *summary plot* umożliwiło dodatkowo ocenę kierunku zależności. Pozwala on określić, czy wysokie lub niskie wartości danej cechy powodują przesunięcie predykcji ETA w kierunku wcześniejszego bądź późniejszego terminu realizacji.



Rysunek 5-13 Ranking globalnej istotności zmiennych



Rysunek 5-14 Kierunek zależności i istotności zmiennych

Porównanie wyników pozwoliło nie tylko wskazać główne determinanty prognozowanego terminu zakończenia, ale również zidentyfikować różnice w mechanizmie predykcji pomiędzy modelami o różnym poziomie skuteczności. Wyniki te stanowią podstawę do dalszej identyfikacji źródeł odchyleń i ich wykorzystania w warstwie adaptacyjnej.

5.3.2. Model predykcji opóźnienia uruchamiania zleceń

Drugim zadaniem było przewidywanie opóźnienia rozpoczęcia realizacji zlecenia. Start Delay określa różnicę pomiędzy rzeczywistym lub przewidywanym terminem rozpoczęcia zlecenia a terminem planowanym:

$$SD_i = AS_i - PS_i \tag{5.4}$$

gdzie:

- SD_i– opóźnienie rozpoczęcia zlecenia,
- AS_i– rzeczywisty albo przewidywany termin rozpoczęcia,
- PS_i– planowany termin rozpoczęcia.

Celem modelu jest określenie liczby dni opóźnienia, zadanie ma charakter regresyjny.

Do najważniejszych czynników wpływających na Start Delay należą:

- dostępność komponentów,
- data uruchomienia zlecenia
- zakończenie zleceń poprzedzających,
- obciążenie wymaganych zasobów,
- liczba zleceń oczekujących w kolejce,
- priorytet zlecenia,

Predykcja Start Delay umożliwia identyfikowanie zagrożenia jeszcze przed formalnym uruchomieniem zlecenia.

Warstwa predykcyjna przekazuje do warstwy decyzyjnej:

- prognozowany termin zakończenia zlecenia,
- prognozowaną liczbę dni opóźnienia,
- prawdopodobieństwo opóźnionego rozpoczęcia,
- prawdopodobieństwo niedotrzymania terminu wyrobu gotowego,
- poziom ryzyka,
- czas wygenerowania prognozy.

Wyniki modeli są aktualizowane po otrzymaniu nowych informacji o realizacji procesu. Dzięki temu mechanizm może wykrywać wzrost ryzyka oraz reagować na zmianę warunków produkcyjnych.

Warstwa predykcyjna umożliwia wcześniejsze rozpoznanie przyszłych odchyleń, jednak nie przesądza jeszcze o sposobie reakcji. Wybór zleceń wymagających interwencji oraz działań zwiększających odporność planu realizowany jest w warstwie decyzyjnej.

5.3.3. Ocena jakości modeli

Dla każdego modelu obliczane są następujące miary, zarówno dla zbioru treningowego, jak i testowego:

- **N** – liczba obserwacji w zbiorze treningowym lub testowym;
- **MAE (Mean Absolute Error, średni błąd bezwzględny)** – średnia bezwzględna różnica między rzeczywistym a prognozowanym pozostałym czasem realizacji zlecenia, wyrażona w godzinach;
- **MdAE (Median Absolute Error, mediana błędu bezwzględnego)** – mediana bezwzględnych różnic między rzeczywistym a prognozowanym pozostałym czasem realizacji zlecenia, wyrażona w godzinach;
- **P75AE** – 75. percentyl rozkładu błędów bezwzględnych między rzeczywistym a prognozowanym pozostałym czasem realizacji zlecenia.

Wartość tę można interpretować następująco: dla 75% zleceń błąd bezwzględny prognozy jest mniejszy niż wartość P75AE;

- **P90AE** – 90. percentyl rozkładu błędów bezwzględnych między rzeczywistym a prognozowanym pozostałym czasem realizacji zlecenia. Oznacza to, że dla 90% zleceń błąd bezwzględny prognozy jest mniejszy niż wartość P90AE;
- **MAPE (Mean Absolute Percentage Error, średni bezwzględny błąd procentowy)** – średnia bezwzględna różnica między rzeczywistym a prognozowanym pozostałym czasem realizacji zlecenia, wyrażona jako procent jego wartości rzeczywistej;
- **RMSE (Root Mean Squared Error, pierwiastek błędu średniokwadratowego)** – pierwiastek kwadratowy ze średniej wartości kwadratów różnic między prognozowanym a rzeczywistym pozostałym czasem realizacji zlecenia;
- **R^2 (współczynnik determinacji)** – część zmienności wartości rzeczywistych wyjaśniana przez predykcje modelu.

Poza standardowymi miarami jakości wyznaczanymi podczas procesu uczenia modele podlegają ciągłej walidacji prowadzonej przez ekspertów dziedzinowych (SME) oraz ekspertów biznesowych. W ramach tej walidacji prognozy Modelu 1 są porównywane z rzeczywistymi terminami zakończenia zleceń.

W ramach prac nad modelowaniem utworzono 1573 modele opisujące Predykcje czasu zakończenia zlecenia (ETA) oraz 1320 modeli opisujących opóźnienie startu Zleceń planowanych (SD) .

Szczegółowy opis badanych metryk dla Modelu ETA przedstawia poniższa tabela 5-9:

Tabela 5-10 Opis metryk modeli

Metryka	Opis
RMSE_TS	Pierwiastek ze średniego błędu kwadratowego dla szeregu czasowego (ocenia jak bardzo wartości przewidywane przez model różnią się od rzeczywistych)
R2_TS	R2 dla szeregu czasowego – opisuje jak dobrze model wyjaśnia zmienność wartości rzeczywistych
MAE_TS	Średni błąd bezwzględny dla TS - o ile średnio wartości przewidywane różnią się od rzeczywistych
MdAE_TS	Medianowy błąd bezwzględny
P75AE_TS	Jak duży błąd bezwzględny nie jest przekraczany w 75% przypadków.
P90AE_TS	Jak duży błąd bezwzględny nie jest przekraczany w 90% przypadków.
MAPE_TS	Średni bezwzględny błąd procentowy dla szeregu czasowego. Pokazuje, o ile procent średnio prognozy różnią się od wartości rzeczywistych.
mean_error_in_days	Pokazuje o ile dni średnio wynik modelu/prognozy różnie się od rzeczywistego terminu czasu
stddev_error_in_days	Odchylenie standardowe błędu wyrażone w dniach.
min_error_in_days	Najmniejszy zaobserwowany błąd wyrażony w dniach.
max_error_in_days	Największy zaobserwowany błąd wyrażony w dniach.
cnt_distinct_error_days	Liczba różnych wartości błędu wyrażonego w dniach.
variance_error_days	Wariancja błędów wyrażona w dniach
skewness_error_days	Skośność rozkładu błędów w dniach. Pokazuje, czy błędy są symetryczne

Rozkład wskaźnika R2 dla Modeli ETA przedstawiono na rysunku 5-15 .



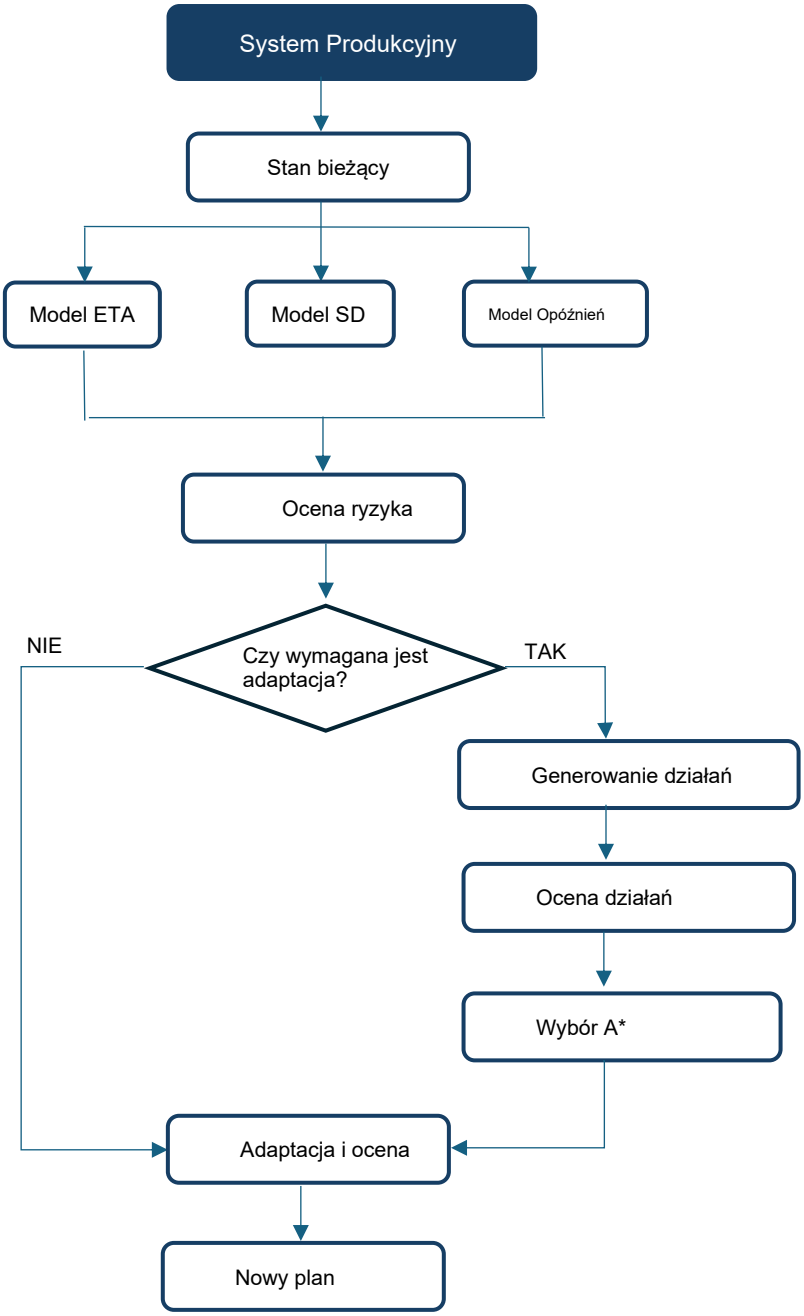
Rysunek 5-15 Metryki R2 Modelu ETA. Źródło : Opracowanie własne

Średnia wartość jest powyżej progu akceptowalnego. Wartości <0,6 dotyczą głównie materiałów o bardzo krótkich cyklach – np. 2-3 dni z uwagi na duży poziom dokładności.

Warstwa decyzyjna stanowi trzeci poziom opracowanego mechanizmu adaptacyjnego. Jej zadaniem jest przekształcenie wyników modeli predykcyjnych w informację o potrzebie podjęcia interwencji w planie produkcji. Warstwa ta odpowiada za identyfikację zleceń zagrożonych, ocenę istotności przewidywanych odchyleń oraz wybór zleceń, dla których działanie adaptacyjne może przynieść największą poprawę terminowości.

5.4. Implementacja mechanizmu adaptacyjnego

Warstwa predykcyjna określa przewidywany termin zakończenia zlecenia oraz przewidywane opóźnienie jego rozpoczęcia. Sama prognoza nie przesądza jednak o konieczności zmiany planu. Niewielkie odchylenia mogą zostać skompensowane przez istniejące bufory czasowe, natomiast jednoczesne wystąpienie wielu zagrożeń może przekraczać możliwości reakcji przedsiębiorstwa. Konieczne jest zatem uwzględnienie zarówno skali ryzyka, jak i ograniczonej dostępności zasobów.



Rysunek 5-16 Schemat blokowy algorytmu adaptacyjnego sterowania produkcją. Źródło : Opracowanie własne

Decyzja adaptacyjna jest podejmowana na podstawie:

- przewidywanego terminu zakończenia zlecenia,
- przewidywanego opóźnienia rozpoczęcia,
- wymaganego terminu realizacji,
- dostępnego bufora czasowego,
- krytyczności zlecenia,
- wpływu zlecenia na kolejne etapy produkcji,
- dostępności materiałów i zasobów,
- kosztu i wykonalności interwencji,

- wpływu zmiany na stabilność obowiązującego planu.

5.4.1. Identyfikacja stanu systemu produkcyjnego

Stan systemu w chwili (t) opisano za pomocą zbioru zmiennych odnoszących się do realizowanych zleceń produkcyjnych, operacji, dostępności i obciążenia zasobów oraz zależności wynikających ze struktury BOM. Stan systemu produkcyjnego określany jest w czterech grupach:

A. Stan zlecenia

Dla zlecenia :

czyli:

- przewidywana data rozpoczęcia,
- przewidywana data zakończenia,
- wymagany termin zakończenia,
- przewidywane opóźnienie,
- data wymagana,
- bufor,
- stopień realizacji,
- priorytet.

B. Stan operacji

Dla każdej operacji należącej do zlecenia :

czyli:

- status operacji,
- przypisane zasoby,
- przewidywany/rzeczywisty czas realizacji,
- pozycja lub czas oczekiwania w kolejce.
- alternatywne zasoby,
- poprzedniki/następniki,

C. Stan zasobów

Dla stanowisk roboczych

- dostępność,
- aktualne obciążenie,
- kolejka operacji.

D. Stan zależności BOM

Dla elementu:

Czyli:

- element nadrzędny,

- elementy zależne,
- dostępność,
- ilość etapów do realizacji
- znaczenie dla realizacji wyrobu końcowego.

Modele ML mają obecnie funkcję diagnostyczno-predykcyjną:
- Start Prediction – przewiduje moment rozpoczęcia,
- ETA Prediction – przewiduje moment zakończenia,

Mechanizm adaptacyjny zaczyna działać dopiero na ich wyjściu.
Możemy go formalnie zapisać jako:

$$M_A: (S_t, P_t) \rightarrow A_t \tag{5.5}$$

gdzie:

S_t – *aktualny stan systemu produkcyjnego,*
P_t – *informacje predykcyjne,*
A_t – *wybrana akcja adaptacyjna.*

Po realizacji predykcji dla bieżącej konfiguracji danych Stan systemu możemy zapisać:

$$S_t = SD_i, ETA_i, P(Delay_i), Q_i \tag{5.6}$$

gdzie:
- SD_i– $prognozowane\ opóźnienie\ rozpoczęcia$
- ETA_i– *przewidywane zakończenie,*
- $P(Delay_i)$– *prawdopodobieństwo opóźnienia,*
- $Q_i - (Quality_score)\ \ status\ jakościowy$

Decyzja nie wynika wyłącznie ze stanu obecnego, lecz także ze stanu przewidywanego.
To właśnie pozwala mówić o adaptacji wyprzedzającej, a nie wyłącznie reaktywnej.

5.4.2. Identyfikacja odchylenia i zakłócenia

Podstawą działania opracowanego mechanizmu adaptacyjnego jest bieżąca identyfikacja różnic pomiędzy planowanym a rzeczywistym przebiegiem procesu produkcyjnego oraz określenie wpływu tych różnic na możliwość terminowej realizacji zlecenia klienta. Samo wystąpienie odchylenia w pojedynczej operacji lub zleceniu produkcyjnym nie oznacza bowiem automatycznie wystąpienia zakłócenia wymagającego przeplanowania. Kluczowe jest określenie jego znaczenia z punktu widzenia całej struktury produktu oraz terminu realizacji zlecenia sprzedaży.

Opóźnienie komponentu, wzrost przewidywanego czasu realizacji zlecenia, brak materiału, problem jakościowy lub przesunięcie terminu rozpoczęcia operacji może spowodować zmianę gałęzi struktury BOM determinującej finalny termin dostawy.

Najpierw mechanizm powinien ustalić, czy występuje istotne odchylenie od planu. Dla każdego zlecenia i w momencie t można wyznaczyć przewidywane opóźnienie zakończenia

$$D_{i,t} = \max(0, \mathrm{ETA}_{i,t} - d_i) \tag{5.7}$$

gdzie:

- $ETA_{i,t}$*przewidywany termin zakończenia,*
- d_i*– wymagany termin zakończenia,*
- $D_{i,t}$ *– przewidywane opóźnienie.*

Dodatkowo określa się rezerwę czasową:

$$B_{i,t} = d_i - ETA\ it \tag{5.8}$$

Interpretacja:

- $B_{i,t} > 0$*– zlecenie posiada bufor czasowy,*
- $B_{i,t} = 0$*– brak bufora,*
- $B_{i,t} < 0$*– przewidywane przekroczenie terminu.*

Dla opóźnienia rozpoczęcia wykorzystuje się wynik modelu Start Delay:

$$\mathrm{SD}_{i,t} = \mathrm{S}_{i,t} - S_i^{plan} \tag{5.9}$$

gdzie $S_{i,t}$jest przewidywanym terminem rozpoczęcia, a S_i^{plan}terminem planowanym.

Do wcześniej opisanego stanu systemu S_t dodajemy metryki zależności i wpływu na dostawę wyrobu końcowego.

$$S_t = \{ETA_i, SD_i, PDelay_i, D_i, Q_i, M_i, W_i, F_i\} \tag{5.10}$$

gdzie :

- $ETA_i -$
  $(predicted\ cover\ date)\ prognozowany\ termin\ zakończenia\ zlecenia$

- $SD_i -$ $(pred_cover_elem_start_date)$ $prognozowane\ opóźnienie\ rozpoczęcia$
- $PDelay_i -$ $(feasible_cover_elem_start_date)$ $prawdopodobieństwo\ opóźnienia$
- $D_i -$ $(delay_in_days)$ $opoznienie$
- $Q_i - (Quality_score)$ $status\ jakościowy$
- $M_i - (has_uncovered_component)$ $dostępność\ materiałowa$
- $F_i - (top_demand_delay_in_days)$ $wynikowe\ opoznienie\ na\ FP$

W celu uszczegółowienia sposobu identyfikacji odchyleń i zakłóceń w tabeli 5-10 przedstawiono zestaw zmiennych wykorzystywanych w modelu wraz z ich znaczeniem oraz źródłem danych. Zmienne te integrują informacje pochodzące z systemów źródłowych opisujących rzeczywisty stan realizacji produkcji z wynikami modeli predykcyjnych. Dzięki temu możliwe jest jednoczesne uwzględnienie danych planistycznych, aktualnego wykonania procesu, zależności wynikających ze struktury BOM oraz przewidywanego dalszego przebiegu realizacji zlecenia.

Tabela 5-11 Zmienne wykorzystywane w procesie identyfikacji odchyleń i zakłóceń

Zmienna	Źródło	Zmienna	Źródło
d_demand_element	Stan systemu w t0	r_covering_element	Algorytm
d_demand_order	Stan systemu w t0	r_covering_order	Algorytm
d_item	Stan systemu w t0	r_item	Algorytm
d_schedule_line	Stan systemu w t0	r_schedule_line	Algorytm
d_demand_type	Stan systemu w t0	r_covering_element_type	Algorytm
d_is_demand_prioritized	Stan systemu w t0	r_is_stock	Algorytm
d_parent_material	Stan systemu w t0	r_is_special_stock	Algorytm
d_required_material	Stan systemu w t0	r_incoming_material	Algorytm
d_is_sample	Stan systemu w t0	r_parent_material	Algorytm
d_required_quantity	Stan systemu w t0	r_plant	Algorytm
d_plant	Stan systemu w t0	r_incoming_quantity	Algorytm
d_supplier	Stan systemu w t0	r_vendor	Algorytm
d_coord_type	Stan systemu w t0	r_cover_elem_plan_start_date	Algorytm
d_procurement_type	Stan systemu w t0	r_pred_cover_elem_start_date	Algorytm
d_special_procurement_type	Stan systemu w t0	r_cover_date	Algorytm
d_plan_delivery_time_in_days	Stan systemu w t0	r_pred_cover_date	Predykcja
d_profit_center	Stan systemu w t0	r_pred_comment	Predykcja
d_production_line	Stan systemu w t0	r_cover_date_status	Predykcja
d_material_type	Stan systemu w t0	r_pred_delay_comment	Predykcja
d_planned_demand_date	Stan systemu w t0	r_cover_elem_component_avail_date	Stan systemu w t0
graph_root_demand_element	Algorytm/wpływ	r_feasible_cover_elem_start_date	Stan systemu w t0
graph_root_material	Algorytm/wpływ	d_pred_max_component_cover_date	Predykcja

Tabela 5-12 Zmienne wykorzystywane w procesie identyfikacji odchyleń i zakłóceń Ciąg dalszy

Zmienna	Źródło	Zmienna	Źródło
graph_root_demand_date	Algorytm/wpływ	r_is_cover_date_stabilized	Algorytm
graph_type	Algorytm/wpływ	r_stabilized_in_iteration	Algorytm
graph_level	Algorytm/wpływ	cov_allocated_quantity	Algorytm
graph_node_display_path	Algorytm/wpływ	cov_uncovered_quantity	Algorytm
graph_node_traversal_path	Algorytm/wpływ	cov_is_final_covering_element	Algorytm
graph_node_is_leaf	Algorytm/wpływ	cov_is_parent_final_covering_element	Algorytm
graph_node_is_f30_leaf	Algorytm/wpływ	d_direct_missing_mixed_components_count	Algorytm/wpływ
d_direct_missing_purchase_components_count	Algorytm/wpływ	d_direct_failed_prediction_components_count	Algorytm/wpływ
d_direct_missing_production_components_count	Algorytm/wpływ	d_direct_out_of_scope_components_count	Algorytm/wpływ
		d_direct_components_requiring_review_count	Algorytm/wpływ

W przedstawionym podejściu rozróżnia się pojęcie odchylenia oraz zakłócenia. Odchyleniem (ang. *deviation*) określa się każdą bieżącą lub prognozowaną dysproporcję pomiędzy założeniami harmonogramu bazowego a faktycznym przebiegiem procesów wytwórczych. Jednak nie każda anomalia tego typu wymaga natychmiastowej interwencji.

Zakłóceniem (ang. *disruption*) mianuje się wyłącznie takie odchylenie, które z określonym prawdopodobieństwem prowadzi do wyczerpania dostępnych buforów czasowych, zagrożenia terminowości finalnej wysyłki wyrobu gotowego lub wywołuje efekt kaskadowy w strukturze materiałowej (BOM).

Takie podejście architektoniczne skutecznie eliminuje zjawisko nadmiernej reaktywności systemu (ang. *hyper-reactivity*). Niewielkie, lokalne fluktuacje, które mieszczą się w granicach naturalnych rezerw czasowych, są w pełni absorbowane przez środowisko produkcyjne bez angażowania warstwy decyzyjnej. Dopiero realna utrata buforów, krytyczne opóźnienie komponentu kluczowego lub ryzyko propagacji problemu wzdłuż łańcucha technologicznego stanowią merytoryczną przesłankę do uruchomienia procedur adaptacyjnych.

5.4.3. Ocena ryzyka i priorytetyzacja zleceń

Kompleksowy obraz sytuacji produkcyjnej, poparty twardymi prognozami modeli predykcyjnych, daje pełny wektor stanu każdego zlecenia. Dzięki temu widzimy dokładnie, jak drobne opóźnienie na jednym stanowisku wpłyną na ostateczny termin wysyłki gotowego wyrobu do klienta.

Nie patrzymy tu jednak na pojedyncze operacje w oderwaniu od reszty. Analizujemy cały portfel zamówień przez pryzmat wielopoziomowej struktury materiałowej (BOM). Drzewo produktu wiernie oddaje relacje między wyrobem gotowym, podzespołami a surowcami na najniższych szczeblach. Każdy z tych elementów ma swój status, dedykowane zlecenie w systemie i – co najważniejsze – realny, prognozowany czas zakończenia prac (ETA).

Samo rozpoznanie opóźnienia pojedynczego zlecenia nie pozwala bowiem określić jego rzeczywistego wpływu na termin dostawy. Niezbędne jest ustalenie, czy wytwarzany materiał stanowi komponent innego zlecenia, na którym

poziomie struktury BOM się znajduje oraz do jakiego wyrobu gotowego i zlecenia sprzedaży ostatecznie prowadzi.

Proces ten przebiega w dwóch powiązanych etapach. Pierwszym jest bilansowanie materiałowe, którego celem jest określenie rzeczywistej dostępności komponentów dla poszczególnych zleceń. Dla każdego materiału uwzględnia się zapotrzebowanie wynikające ze struktury BOM, dostępny zapas magazynowy, planowane przyjęcia z produkcji i zakupów, ilości już przypisane do innych potrzeb oraz terminy, w których poszczególne dostawy mogą zostać wykorzystane. Bilansowanie ma charakter czasowy, ponieważ komponent dostępny po wymaganym terminie nie eliminuje ryzyka, nawet jeżeli jego łączna ilość jest wystarczająca.

W drugim etapie tworzona jest sekwencja zależności materiałowych prowadząca od materiałów wejściowych, przez kolejne podzespoły i zlecenia produkcyjne, aż do wyrobu gotowego. Każde zlecenie jest powiązane zarówno z materiałami, które zużywa, jak i z materiałem, który wytwarza. Pozwala to odwzorować wielopoziomową strukturę BOM jako skierowany graf zależności, w którym węzłami są materiały i zlecenia, natomiast krawędzie reprezentują relacje zużycia, wytwarzania oraz następstwa materiałowego.

Dla każdej zależności określana jest jej sekwencja czasowa. Zlecenie nadrzędne może rozpocząć się dopiero wtedy, gdy dostępne są wymagane komponenty pochodzące ze zleceń niższego poziomu, zapasu magazynowego albo planowanej dostawy zewnętrznej. Opóźnienie jednego elementu może zatem przesunąć rozpoczęcie kolejnego zlecenia, a następnie propagować się przez kolejne poziomy BOM aż do wyrobu gotowego. W ten sposób identyfikowany jest efekt kaskadowy zakłócenia, którego końcową konsekwencją może być zagrożenie terminu zakończenia wyrobu lub dostawy do klienta.

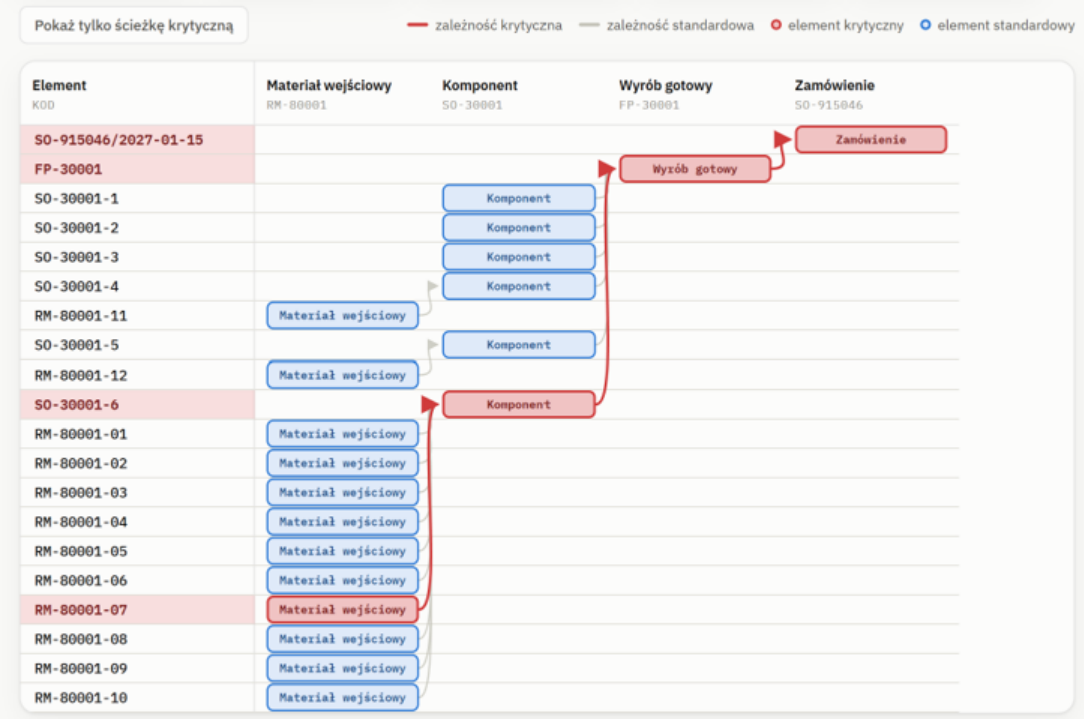
Złożoność tego procesu wynika z faktu, że analizowane struktury nie mają postaci prostych, liniowych łańcuchów. Jeden wyrób gotowy może składać się z wielu poziomów podzespołów, a pojedynczy komponent może występować równocześnie w wielu strukturach BOM i konkurować o tę samą dostępną ilość. Dodatkowo poszczególne gałęzie struktury są realizowane równolegle, lecz wyrób nadrzędny może zostać uruchomiony dopiero po spełnieniu wszystkich krytycznych zależności materiałowych. Oznacza to konieczność jednoczesnego uwzględnienia:

- wielopoziomowych struktur BOM;
- dostępności materiału w wymaganym czasie;
- kolejności oraz terminów realizacji zleceń;
- współdzielenia komponentów pomiędzy różnymi wyrobami;
- alternatywnych źródeł pokrycia zapotrzebowania;
- przewidywanych opóźnień rozpoczęcia i zakończenia operacji;
- propagacji skutków zakłócenia do kolejnych poziomów struktury.

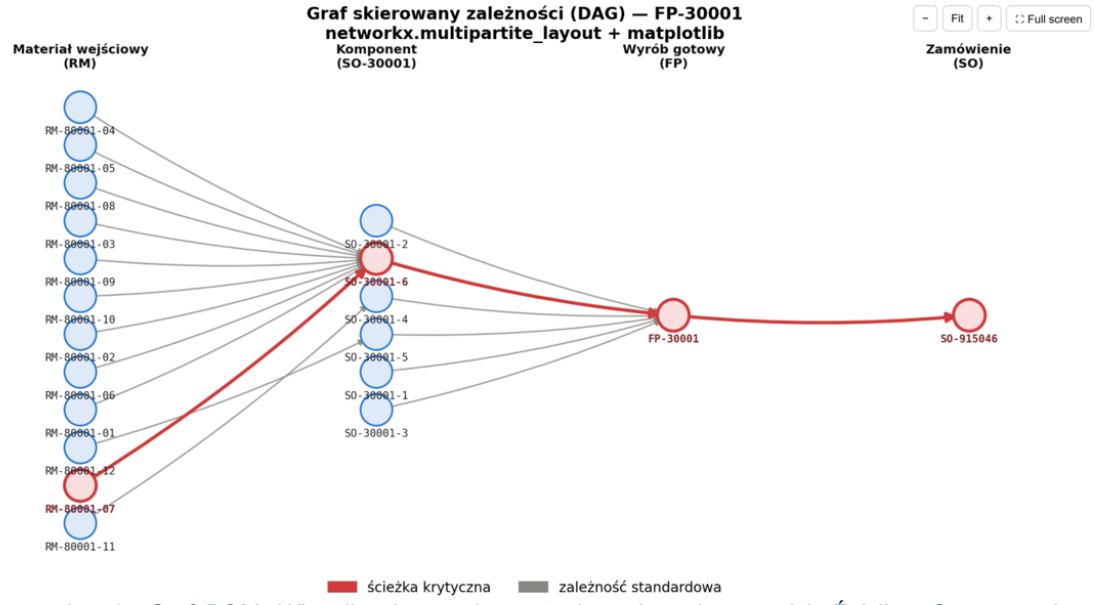
Na podstawie utworzonego grafu wyznaczana jest gałąź determinująca możliwość terminowego wykonania wyrobu gotowego. Odpowiada ona materialnej ścieżce krytycznej, czyli sekwencji zależności, dla której przewidywana dostępność komponentów i terminy realizacji zleceń generują największe ryzyko opóźnienia wyrobu końcowego. Ścieżka ta może ulegać zmianie wraz z aktualizacją stanów magazynowych, terminów dostaw, postępu produkcji oraz wyników modeli predykcyjnych.

W konsekwencji ryzyko nie jest przypisywane wyłącznie do pojedynczego zlecenia, lecz jest propagowane do wszystkich zależnych elementów struktury. Ocena na poziomie wyrobu gotowego stanowi wynik połączenia ryzyka lokalnego, zidentyfikowanego dla poszczególnych zleceń i materiałów, z ich pozycją w strukturze BOM oraz wpływem na termin realizacji finalnej dostawy. Dzięki temu możliwe jest rozróżnienie pomiędzy opóźnieniem lokalnym, które może zostać zaabsorbowane przez dostępny zapas lub rezerwę czasową, a zakłóceniem krytycznym, które propaguje się przez strukturę i zagraża wykonaniu planu produkcji.

Jak to wygląda w praktyce, pokazuje Rysunek 5-18. Poszczególne węzły grafu to po prostu elementy wyrobu i powiązane z nimi zadania, a łączące je linie to technologiczne zależności montażowe, determinujące możliwy start kolejnego etapu. Na rysunku przedstawiono obraz dla niskopoziomowego drzewa Bom w dwóch wersjach graficznych wykorzystując różne techniki prezentacji danych



.



Rysunek 5-17 Graf BOM. Wizualizacje z wykorzystaniem różnych narzędzi Źródło : Opracowanie własne

Czerwoną linią oznaczono na schematach te elementy, których tempo realizacji determinuje ostateczny moment ukończenia wyrobu gotowego i wysyłki do klienta. W praktyce wyznaczają one dynamiczną ścieżkę krytyczną. Co ważne, w przeciwieństwie do tradycyjnych metod, ta ścieżka nie opiera się na sztywnych, nominalnych czasach operacji. Jest na bieżąco przeliczana z uwzględnieniem realnego stanu produkcji oraz prognoz dla poszczególnych komponentów w drzewie BOM.

Dzięki temu system analizuje zakłócenia hierarchicznie – od pojedynczego stanowiska i detalu, przez całe gałęzie struktury materiałowej, aż po finalne zlecenie klienta. Pozwala to realnie odróżnić opóźnienie, które produkcja dzięki wbudowanym buforom zaabsorbuje, od realnego zagrożenia, który wymaga natychmiastowej interwencji całego mechanizmu adaptacyjnego.

Całość tego etapu sprowadza się do jednego zadania: zestawić aktualny stan produkcji z twardymi predykcjami, aby trafnie wychwycić ryzyko niezrealizowania planu.

Prediction→Risk

Ponieważ nie wszystkie ryzyka są równie ważne możemy stworzyć opis :

$$Risk_i = P(Delay_i) \cdot Impact_i \tag{5.11}$$

gdzie

$Impact_i$oznacza wpływ zlecenia na realizację dostawy.

$$Imact_i = f\left(CriticalPath_i, Delay_i, CustomerDueDate_i\right) \tag{5.12}$$

Dla przykładu, dwa zlecenia mogą mieć te same poziomy opóźnienia. Jedno jest komponentem leżącym na ścieżce krytycznej FP, a drugie ma 12 dni bufora. Mechanizm nie powinien traktować ich identycznie.

Możemy więc zapisać:

$$Risk_i = w_1 P(Delay_i) + w_2 Criticality_i + w_3 D_i + w_4 F_i + \frac{w_5}{B_i} \quad (5.13)$$

Gdzie:

- $PDelay_i -$ $(feasible_cover_elem_start_date)$ $prawdopodobieństwo\ opóźnienia$
- $D_i -$ $(delay_in_days)$ $opoznienie$
- $F_i - (top_demand_delay_in_days)$ $wynikowe\ opoznienie\ na\ FP$
- $B_i - planowany\ czas\ do\ wysyłki\ do\ klienta$
- $Criticality_i \in [0,1]$

Przyjęto następujące założenia:

1,0 — *element na ścieżce determinującej finalną dostawę/ścieżkę krytyczną ,*

0,7 — *bezpośrednio wpływający na element krytyczny,*

0,3 — *element posiadający bufor,*

0 — *brak bieżącego wpływu na FP.*

To podejście bazuje na Adaptation Index i stanowi matematyczny pomost między stanem systemu, predykcją a decyzją.

$$AI = f(Risk, Disruption, Criticality, Visibility, Capacity) \quad (5.14)$$

gdzie:

- Risk – *ryzyko opóźnienia z modelu ML,*
- Disruption – *poziom zakłóceń,*
- Criticality – *krytyczność zlecenia/BOM,*
- Visibility – *jakość informacji (np. Time-to-Full-Information),*
- Capacity – *dostępność zasobów.*

Wskaźnik $Risk_i$ będzie stanowił krytyczny element decyzyjny przy wyzwalaniu adaptacji .

Zbiór bazowy został rozbudowany o zdefiniowane wyżej zmienne pochodne.

5.4.4. Identyfikacja potrzeby adaptacji

Mechanizm adaptacyjny przekształca informację o aktualnym i przewidywanym stanie systemu produkcyjnego w decyzję dotyczącą ewentualnej modyfikacji planu produkcji.

Mechanizm adaptacyjny nie ingeruje w harmonogram w przypadku każdej zaobserwowanej zmiany. Opracowany mechanizm uruchamia procedury

naprawcze w sposób kontrolowany – dopiero wtedy, gdy analiza bieżącego i przewidywanego stanu systemu wykaże realne zagrożenie dla terminowości realizacji zamówień.

W tym celu utworzona jest funkcja:

$$Trigger_i = \begin{cases} 1 & jeśli\ adaptacja\ jest\ wymagana \\ 0 & w\ przeciwnym\ przypadku \end{cases} \quad (5.15)$$

Pierwsza wersja może wyglądać tak:

$$Trigger_i = 1$$

gdy spełniony jest co najmniej jeden z warunków:

$$Risk_i < Risk_{crit}$$

Lub

$$P(Delay_i) > P_{crit}$$

W zależności od poziomu ryzyka system może znajdować się w jednym z czterech stanów: normalnym, ostrzegawczym, adaptacji oraz odbudowy.

Aby precyzyjnie zarządzać dynamiką reakcji i zapobiegać lawinowym zmianom w harmonogramie, system klasyfikuje swoją kondycję operacyjną w jednym z czterech stanów:

- Stan 0 — Normalny

  Proces przebiega zgodnie z planem bazowym, a ewentualne odchylenia mieszczą się w naturalnych rezerwach czasowych. System nie podejmuje żadnych dodatkowych działań korygujących.

  $$P(Delay) < P_{warn}$$

  Brak działania.
- Stan 1 — Ostrzegawczy

  Modele predykcyjne wykrywają narastające ryzyko lub przyspieszoną konsumpcję buforów, jednak progi krytyczne nie zostały jeszcze przekroczone. System przechodzi w tryb wzmożonego monitorowania bez ingerencji w strukturę planu.
- Stan 2 — Adaptacji

  Zidentyfikowane zagrożenie przekracza dopuszczalne limity tolerancji. Mechanizm aktywuje analitykę preskryptywną, generując i wybierając optymalne warianty działań mitygujących
- Stan 3 — Odbudowy (*Recovery*)

  Zakłócenie wywarło już bezpośredni wpływ na system, powodując opóźnienia. Mechanizm koncentruje się wówczas na trajektorii powrotu do założonych parametrów sprawnościowych, dążąc do zminimalizowania skumulowanej straty.

Czyli:

$$Normalny \rightarrow Ostrzegwczy \rightarrow Adaptatacji \rightarrow Odbudowy$$

Przejścia pomiędzy poszczególnymi stanami mają charakter płynny i w pełni dynamiczny – na przykład eskalacja ze Stanu Ostrzegawczego do Stanu Adaptacji następuje automatycznie w momencie, gdy predykcja wykaże przekroczenie granicznego ryzyka. Szczegółowe macierze reakcji systemowych dla poszczególnych stanów operacyjnych zestawiono w Tabeli 5-11.

Tabela 5-13 Stany mechanizmu - opis

Stan	Warunek	Reakcja
Normalny	brak ryzyka	brak działania
Ostrzegawczy	rosnące ryzyko	monitoring
Adaptacji	wysokie ryzyko	uruchomienie adaptacji
Odtworzenia	zakłócenie wystąpiło	odbudowa planu

Założone progi

$$R_{warning} = 0.50$$
$$R_{adapt} = 0.75$$

Wynikiem funkcji jest **strategia adaptacji** (np. brak ingerencji, lokalna zmiana priorytetów, przeplanowanie częściowe, pełna rekonfiguracja harmonogramu).

Jednym z kryteriów działania mechanizmu adaptacyjnego jest ograniczenie nerwowości planu. Zbyt częste zmiany priorytetów mogą powodować dezorganizację pracy, zwiększenie liczby przezbrojeń, przerwanie realizowanych operacji oraz utratę zaufania użytkowników do wyników systemu.

W celu ograniczenia nadmiernej reaktywności zastosowano:

- minimalny próg odchylenia uruchamiający adaptację,
- potwierdzenie sygnału w kolejnych cyklach aktualizacji,
- minimalny okres obowiązywania nadanego priorytetu,
- ograniczenie liczby zleceń objętych jednoczesną interwencją,
- uwzględnienie kosztu zmiany planu w funkcji celu,
- zamrożenie operacji znajdujących się w bezpośrednim horyzoncie realizacji.

Można wprowadzić dwa różne progi:

- wyższy próg uruchomienia interwencji,
- niższy próg jej zakończenia.

Zapobiega to wielokrotnemu włączaniu i wyłączaniu interwencji przy niewielkich zmianach prognozy.

5.4.5. Generowanie wariantów działań adaptacyjnych

Sprawdzenie zdolności absorbcji odbywa się zgodnie z mechanizmem

$$Absorb_i = \begin{cases} 1, & Buffer_i >= Spodziewane\ zakłócenie \\ 0, & Buffer_i < Spodziewane\ zakłócenie \end{cases} \quad (5.16)$$

jeżeli np.: przewidywane opóźnienie komponentu: 2 dni a pozostały bufor w jego ścieżce do wyrobu końcowego to 5 dni,

wówczas:

$$Absorb = 1$$

Mechanizm nie zmienia planu.

Natomiast w sytuacji gdy planowane opóźnienie to 4 dni a bufor to 1 dzień, wówczas:

$$Absorb = 0$$

Po zidentyfikowaniu stanu wymagającego interwencji, mechanizm adaptacyjny generuje przestrzeń dopuszczalnych działań korygujących, których celem jest mitygacja przewidywanego opóźnienia oraz ochrona terminowości dostawy wyrobu gotowego.

Wszystkie alternatywne warianty poddawane są wielokryterialnej ocenie za pomocą dedykowanej funkcji celu. Kryterium optymalizacyjne uwzględniają zarówno efektywność redukcji opóźnienia, jak i konsekwencje decyzji dla globalnej stabilności harmonogramu oraz kosztów operacyjnych. Ostatecznie wybierany jest wariant zapewniający optymalny kompromis pomiędzy stabilnością planu a skuteczną reakcją na zakłócenie.

Wachlarz dostępnych działań adaptacyjnych obejmuje gradację ingerencji w strukturę harmonogramu – od biernej akceptacji stanu bieżącego, po zaawansowane procedury rekompozycji planu, jak modyfikację priorytetów, zmianę sekwencji operacji czy lokalne przeplanowanie.

Ustalamy sześciu kandydatów:

$$A = \{ A_0, A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 \} \quad (5.17)$$

gdzie:

- A_0– *brak ingerencji,*
- A_1– *zmiana priorytetu zlecenia WIP,*
- A_2– *zmiana pozycji operacji w kolejce,*
- A_3– *Wcześniejsze uruchomienie kolejnych zleceń planowanych* ,
- A_4– *przyspieszenie dostępności składników zakupowych,*
- A_5– *szersze przeplanowanie/ zwiększenie capacity*

Akcje wraz z poziomem ingerencji przedstawiono w tabeli 5-12.

Tabela 5-14 Zbiór akcji

Akcja	Znaczenie	Poziom ingerencji
A0	brak działania / absorpcja	0
A1	zwiększenie priorytetu zlecenia / operacji	mały
A2	lokalna zmiana sekwencji / przesunięcie slotu	mały
A3	wcześniejsze zwolnienie kolejnego zlecenia do realizacji	średni
A4	działanie ukierunkowane na ograniczenie materiałowe: expedite / realokacja dostępnego materiału	średni
A5	szersze przeplanowanie / zmiana sposobu realizacji	duży

Kluczowym założeniem zaprojektowanego mechanizmu jest stopniowanie skali ingerencji korygującej. System preferuje działania umożliwiające efektywną mitygację skutków zakłócenia przy zachowaniu minimalnej modyfikacji obowiązującego harmonogramu. Podejście to pozwala skutecznie ograniczyć zjawisko nadmiernej zmienności planu, definiowane w literaturze przedmiotu jako *nerwowość*, oraz utrzymać stabilność operacyjną procesów wytwórczych.

Wybór optymalnego działania podlega warunkom wykonalności, wynikającym ze strukturalnych i technologicznych ograniczeń badanego systemu. W szczególności uwzględnia się:

- nienaruszalność kolejności operacji w marszrucie technologicznej,
- dostępność oraz kwalifikacje zasobów ludzkich i maszynowych,
- zakaz jednoczesnego alokowania tego samego zasobu do wielu zadań,
- aktualny stan i dostępność struktury materiałowej (BOM).

W celu uniknięcia nadmiernych kosztów obliczeniowych i operacyjnych, zakres ingerencji został celowo ograniczony. Mechanizm rezygnuje z globalnego przeplanowania całego systemu w odpowiedzi na lokalne zakłócenia, o ile możliwe jest ich skompensowanie w obrębie wyznaczonego fragmentu harmonogramu. W tym celu zaimplementowano koncepcję lokalnego okna adaptacji, obejmującego wyłącznie te zlecenia, operacje i zasoby, które wykazują bezpośrednie powiązanie z zidentyfikowanym ryzykiem.

Hierarchia reakcji opiera się na naturalnej zdolności systemu do tłumienia zakłóceń. W sytuacji, gdy istniejące bufory czasowe pozwalają na pełną kompensację przewidywanego opóźnienia bez modyfikacji planu, zdarzenie kwalifikowane jest jako w pełni absorbowane. Dopiero wyczerpanie tych rezerw inicjuje właściwe działania adaptacyjne. Architektura ta pozwala na wyraźne rozróżnienie pomiędzy bierną zdolnością systemu do absorpcji odchyleń (ang. *disturbance absorption capacity*) a jego aktywnym potencjałem adaptacyjnym (ang. *active adaptation capability*).

Proces podejmowania decyzji wspierany jest w strukturze algorytmu przez system binarnych flag stanowych, które jednoznacznie klasyfikują kontekst zdarzenia i determinują wybór właściwej reakcji mitygującej

5.4.6. Ocena i wybór działania adaptacyjnego

$$Zakłócenie \rightarrow Ryzyko \rightarrow Możliwe\ akcjeFeasible\ Actions \rightarrow Ocena \rightarrow A*$$

Po zidentyfikowaniu potrzeby adaptacji mechanizm wyznacza zbiór **dopuszczalnych działań adaptacyjnych (*feasible actions*)**, zależny od rodzaju zakłócenia i aktualnego stanu systemu. Do dalszej analizy dopuszczane są wyłącznie działania spełniające ograniczenia technologiczne, materiałowe i zasobowe:

$$A^{feasible}(Dt) \subseteq \{A_0, A_1, \dots, A_n\} \tag{5.18}$$

W celu kompleksowej oceny wariantów adaptacyjnych zastosowano wielokryterialną funkcję celu uwzględniającą pięć podstawowych elementów: poziom opóźnienia zleceń, liczbę zleceń opóźnionych, zakres zmian harmonogramu, koszt działania adaptacyjnego oraz zmianę równomierności obciążenia zasobów.

Macierz wykonalności działań adaptacyjnych w zależności od rodzaju zakłócenia został przedstawiona w tabeli 4-1

W pracy zastosowano dwie metody oceny

A. Funkcja celu mechanizmu — służy do wyboru decyzji w danej chwili.

B. Metryki badawcze — służą później do oceny, czy cały mechanizm poprawił odporność systemu w eksperymentach.

$$Disturbance \rightarrow Risk \rightarrow Feasible\ Actions \rightarrow Evaluation \rightarrow A* \quad (5.19)$$

Definicja funkcji celu uwzgledniającej elementy Resilience Manufacturing czyli nie tylko przyśpieszenie pojedynczego zlecenia ale tez koszt adaptacji, destabilizacja planu oraz czas realizacji produkcji przyjmuje postać :

$$J(A) = w_1 T(A) + w_2 L(A) + w_3 SC(A) + w_4 AC(A) + w_5 WI(A) \quad (5.20)$$

Gdzie

- T– *opóźnienie [dni],*
- L – *liczba opóźnionych zleceń[liczba],*
- SC – *destabilizacja harmonogramu S.C.[godziny/zmiany],*
- AC – *koszt adaptacji[$],*
- WI – *destabilizacja obciążenia zasobów[obciążenie].*

Oraz

$$A* = arg \min_{A \in A(St)} J(A) \quad (5.21)$$

w oznacza wagi, przy czym:

$$\sum_{k=1}^{5} w_k = 1$$

Spośród wszystkich wykonalnych działań adaptacyjnych wybierany jest wariant minimalizujący przewidywane opóźnienia, liczbę opóźnionych zleceń, destabilizację harmonogramu, koszt adaptacji oraz nierównomierność obciążenia zasobów.

Z uwagi na różne jednostki składniki musimy **znormalizować**.

Wówczas $\tilde{T}, \tilde{L}, \widetilde{SC}, \widetilde{AC}, \widetilde{WI} \in [0,1]$

$$J(A) = w_1 \tilde{T} + w_2 \tilde{L} + w_3 \widetilde{SC} + w_4 \widetilde{AC} + w_5 \widetilde{WI} \quad (5.22)$$

Wariant podstawowy wyboru wag

Założenia pierwotne:

$$w_1 = 0.35$$
$$w_2 = 0.25$$
$$w_3 = 0.20$$
$$w_4 = 0.10$$
$$w_5 = 0.10$$

Zakładając ze największe znaczenie ma opóźnienie i liczba opóźnionych zleceń.

Następnie w badaniach wagi będą dostosowywane by podnieść finalnie poziom resilience działając w mechanizmie adaptacyjnym.

Dla każdego wariantu będą przeliczane:

- kalkulacja opóźnienia
- kalkulacja wpływu na FP
- kalkulacja ilości zaległych zleceń
- kalkulacja kosztu adaptacji

Następnie normalizacja i wynik

Przykładowy układ wyników przedstawiono w Tabeli 5-13

Tabela 5-15 Przykładowe oceny wariantów

Akcja	Opóźnienie	Ilość zaległych zleceń	Zmiana harmonogramu	Koszt adaptacji	J
A0	4.0	2	0	0	0.48
A1	2.5	2	0.12	0.1	0.36
A2	1.0	1	0.28	0.2	0.25
A3	0	0	0.34	0.5	**0.18**
A5	0	0	0.81	1.0	0.31

Warunki technologiczne, materiałowe oraz zasobowe traktowane są jako ograniczenia twarde. Oznacza to, że wariant niespełniający warunków wykonalności nie jest poddawany dalszej ocenie niezależnie od potencjalnej wartości pozostałych kryteriów.

5.4.7. Aktualizacja planu produkcji-Adaptacja w przesuwającym się horyzoncie

Kolejnym elementem zaimplementowanego mechanizmu adaptacyjnego jest aktualizacja planu produkcji. Mechanizm nie traktuje decyzji adaptacyjnej jako jednorazowej ingerencji w plan, lecz jako element procesu prowadzonego w przesuwającym się horyzoncie czasowym.

$$Dane \rightarrow Predykcja \rightarrow Ocena\ ryzyka \rightarrow Wyzwalacz/TriggerTrigger \rightarrow Alternatywne\ akcje \rightarrow Wdrażalność \rightarrow Symulacja\ wpływu \rightarrow J(A) \rightarrow A *\rightarrow Nowy\ Plan$$

Mechanizm działa cyklicznie, raz dziennie lub po zarejestrowaniu istotnego zakłócenia.

W każdym cyklu wykonywane są następujące kroki:

- aktualizacja stanu zleceń,
- ponowne wyznaczenie prognoz,

- obliczenie przewidywanych opóźnień i buforów,
- identyfikacja zleceń zagrożonych,
- utworzenie zbioru kandydatów do interwencji,
- uruchomienie modelu optymalizacyjnego,
- wybór zleceń i aktualizacja priorytetów,
- przekazanie wyników do warstwy wykonawczej,
- monitorowanie skutków podjętych działań.

Po uzyskaniu nowych danych horyzont zostaje przesunięty, a obliczenia wykonane ponownie. Mechanizm nie tworzy więc jednego niezmiennego planu, lecz cyklicznie dostosowuje decyzje do aktualnego i przewidywanego stanu produkcji.

Wybrane działanie (A*) prowadzi do modyfikacji wybranego fragmentu planu lub sposobu realizacji produkcji. Może ono obejmować między innymi zmianę priorytetu zlecenia, lokalną zmianę kolejności realizacji, wcześniejsze zwolnienie kolejnego zlecenia, działanie związane z dostępnością materiału, wykorzystanie alternatywnego zasobu lub częściowe przeplanowanie.

Po wykonaniu działania system nadal podlega obserwacji. W kolejnym punkcie czasu $t_1$pobierane są zaktualizowane dane dotyczące rzeczywistego przebiegu produkcji. Informacja ta pozwala określić, czy podjęte działanie ograniczyło przewidywane zagrożenie oraz czy pojawiły się nowe odchylenia wymagające ponownej oceny.

Mechanizm może zatem stwierdzić, że ryzyko zostało zredukowane i dalsza adaptacja nie jest konieczna, utrzymać wcześniejsze działanie lub — w przypadku zmiany warunków — wybrać kolejne działanie adaptacyjne.

Pętla sprzężenia zwrotnego stanowi tym samym podstawę adaptacji w przesuwającym się horyzoncie. Jej istotą jest ciągła konfrontacja przewidywanego przebiegu produkcji z aktualizowanymi danymi rzeczywistymi oraz podejmowanie decyzji wyłącznie wtedy, gdy poziom ryzyka uzasadnia ingerencję w istniejący plan.

5.5. Implementacja warstwy wykonawczej

Ostatnim ogniwem w strukturze mechanizmu adaptacyjnego jest warstwa wykonawcza (Execution Layer). Jej zadaniem jest bezpośrednie przełożenie optymalnego działania wybranego przez warstwę decyzyjną (A*) na operacyjną modyfikację planu produkcyjnego oraz rejestrację skutków wdrożonej interwencji. Moduł ten nie uczestniczy w procesie wyboru wariantów naprawczych – skupia się wyłącznie na deterministycznym wykonaniu zatwierdzonej dyrektywy. Sygnałem wejściowym dla warstwy wykonawczej jest wyselekcjonowane działanie adaptacyjne wraz z kontekstem obiektowym, którego ono dotyczy (zlecenie, operacja lub gniazdo robocze). W zależności od sklasyfikowanego typu interwencji, proces modyfikacji harmonogramu może obejmować w szczególności: korektę priorytetów dyspozytorskich zleceń w kolejce, lokalną zmianę sekwencji zadań technologicznych, przyspieszone uwolnienie kolejnych zleceń do realizacji (early release), przesunięcie w czasie zleceń oczekujących na kompletność materiałową lub zasobową, realokację operacji na alternatywne stanowisko lub marszrutę, celową modyfikację wybranego wycinka struktury planu. Fizyczna realizacja działania prowadzi do transformacji dotychczasowego stanu planu.

W zależności od rodzaju działania wykonanie może oznaczać między innymi:

- zmianę priorytetu zlecenia,
- lokalną zmianę kolejności realizacji,
- wcześniejsze zwolnienie kolejnego zlecenia do realizacji,
- przesunięcie zlecenia oczekującego na materiał lub zasób,
- zastosowanie alternatywnego zasobu lub marszruty,
- częściową modyfikację planu.

Realizacja działania prowadzi do utworzenia nowego stanu planu (P_{t+1}),wynikającego z modyfikacji stanu wcześniejszego (P_t):

$$P_{t+1} = F(P_t, A^*) \tag{5.23}$$

gdzie:

F *oznacza funkcję odwzorowującą wpływ wybranego działania adaptacyjnego na aktualny plan produkcji.*

Zakres ingerencji w plan jest ograniczony do elementów bezpośrednio związanych z rozpoznanym zagrożeniem oraz jego przewidywaną propagacją. Przyjęto tym samym zasadę minimalizacji nieuzasadnionych zmian harmonogramu, zgodnie z którą adaptacja powinna ograniczać skutki zakłócenia bez nadmiernej destabilizacji pozostałej części planu.

Po wykonaniu działania rejestrowane są informacje umożliwiające późniejszą ocenę jego skuteczności, w szczególności rodzaj zastosowanej akcji, moment jej uruchomienia, liczba zmienionych zleceń lub operacji oraz wpływ na przewidywane terminy realizacji. Dane te stanowią podstawę zarówno do oceny kosztu adaptacji, jak i do kolejnej iteracji pętli sprzężenia zwrotnego.

W przyjętej implementacji badawczej warstwa wykonawcza nie sprawuje bezpośredniego, autonomicznego sterowania nad systemami klasy ERP czy APS. Jej rola polega na cyfrowym odzwierciedleniu konsekwencji podjętych decyzji w środowisku symulacyjnym, co pozwala na wygenerowanie zaktualizowanego wektora stanu systemu poddawanego ponownej analizie predykcyjnej. Przepływ informacji w warstwie wykonawczej można przedstawić następująco:

A^* → modyfikacja planu → P_{t+1} → rejestracja skutków → ponowna ocena stanu

Dzięki temu warstwa wykonawcza w pełni domyka cykl sterowania, łącząc identyfikację przyszłych zagrożeń z realną korektą planu oraz umożliwiając weryfikację, czy wybrane działanie skutecznie zamortyzowało skutki zakłócenia przy zachowaniu stabilności procesów wytwórczych.

5.6. Ocena i kalibracja

Ostatnim elementem zaimplementowanego mechanizmu adaptacyjnego jest cykliczna aktualizacja informacji o stanie systemu produkcyjnego oraz ponowna ocena zasadności podjętych wcześniej działań. Mechanizm nie traktuje decyzji adaptacyjnej jako jednorazowej ingerencji w plan, lecz jako element procesu prowadzonego w przesuwającym się horyzoncie czasowym.

W przyjętym rozwiązaniu sprzężenie zwrotne ma przede wszystkim charakter **operacyjny**. Nie oznacza ono automatycznego ponownego trenowania modeli uczenia maszynowego po każdej wykonanej decyzji. Modele predykcyjne są

wykorzystywane do ponownej oceny przyszłego stanu procesu na podstawie zaktualizowanych danych wejściowych, natomiast ich okresowa re-kalibracja lub ponowne uczenie stanowią odrębny element utrzymania warstwy predykcyjnej.

Tak skonstruowana pętla domyka działanie mechanizmu predykcyjno-adaptacyjnego, łącząc obserwację rzeczywistego przebiegu procesu, predykcję, ocenę ryzyka, decyzję adaptacyjną oraz ponowną ocenę skutków podjętego działania. Umożliwia to reagowanie na zmieniające się warunki produkcji przy jednoczesnym ograniczeniu nieuzasadnionych zmian planu.

Warstwa decyzyjna przekształca prognozowane odchylenia w wykonalną i stabilną decyzję adaptacyjną. Jej wynikiem jest wybór zleceń wymagających interwencji oraz określenie ich względnego priorytetu, przy jednoczesnym uwzględnieniu ograniczeń zasobowych i kosztu zmian w obowiązującym planie.

Mechanizm odpowiada na 8 pytań:

- Jaki jest aktualny stan produkcji i planu?
- Co przewidują modele?
- Które zlecenia są zagrożone?
- Czy zakłócenie może być zaabsorbowane bez zmiany planu?
- Jakie działania można podjąć?
- Które działania są technologicznie wykonalne?
- Jaki będzie skutek każdego wariantu?
- Który wariant jest najlepszy?

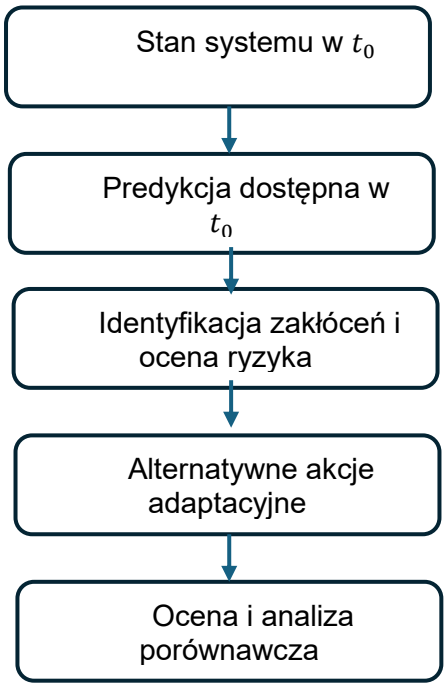
6. Weryfikacja eksperymentalna predykcyjno - adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji

6.1. Projekt eksperymentów i scenariusze badawcze

Przeprowadzone badania eksperymentalne miały na celu empiryczną weryfikację skuteczności opracowanego mechanizmu predykcyjno-adaptacyjnego w warunkach rzeczywistych zakłóceń warsztatowych. Układ badawczy zaprojektowano tak, aby poddać bezpośredniej konfrontacji trzy odmienne warianty sterowania operacyjnego: model bierności całkowitej (brak interwencji), podejście reaktywne, uruchamiane post-factum po materializacji awarii, oraz proaktywny mechanizm predykcyjny.

Samo badanie przeprowadzono metodą rekonstrukcji historycznych incydentów zakłóceniowych w kontrolowanym środowisku symulacyjnym. Takie podejście pozwoliło zachować złożoną, unikalną strukturę powiązań technologicznych i zasobowych badanego zakładu, a jednocześnie zagwarantowało pełną kontrolę nad momentem, rodzajem i siłą indukowanych anomalii.

Konstrukcje badania przedstawiono na rysunku 6-1.



Rysunek 6-1 Konstrukcja badania. Źródło : Opracowanie własne

Fundamentem eksperymentu było rozstrzygnięcie kluczowego problemu badawczego: czy system oparty na predykcji potrafi wygenerować i wskazać dyrektywy naprawcze efektywniejsze niż te, które w warunkach historycznych wdrożono intuicyjnie, lub te wynikające z całkowitego zignorowania odchyleń.

Uzyskane wyniki pozwalają zmierzyć realny przyrost odporności harmonogramowej, stanowiąc twardy dowód skuteczności zaproponowanej architektury w środowisku produkcji złożonej.

6.1.1. Model eksperymentalny

Jednostką eksperymentalną przyjętą w badaniu nie było pojedyncze zlecenie produkcyjne, lecz lokalny fragment systemu produkcyjnego związany z realizacją określonego wyrobu gotowego i odpowiadającego mu zlecenia sprzedaży.

Jednostkę eksperymentalną E_k zdefiniowano jako:

$$E_k = (S_{t_0}, D_k, H_k) \tag{6.1}$$

gdzie:

- S_{t_0} – *stan systemu w chwili rozpoczęcia analizy,*
- D_k – *zidentyfikowane zakłócenie*
- H_k– *fragment systemu objęty wpływem zakłócenia.*

Pojedynczy experiment_id reprezentuje rzeczywisty epizod zakłócenia wraz ze stanem produkcji, strukturą BOM, zleceniami i zasobami powiązanymi z określoną dostawą wyrobu gotowego.

Tak zdefiniowana jednostka pozwala uwzględnić nie tylko lokalny wpływ zakłócenia na pojedyncze zlecenie, lecz również jego propagację poprzez strukturę BOM, kolejne operacje oraz współdzielone zasoby produkcyjne. Ma to szczególne znaczenie w przypadku badanego systemu, charakteryzującego się wielopoziomowymi strukturami materiałowymi, współdzielonymi stanowiskami roboczymi oraz wzajemnym oddziaływaniem realizowanych zleceń.

Włączenie do jednostki eksperymentalnej zleceń konkurujących o te same zasoby umożliwia dodatkowo ocenę efektów pośrednich decyzji adaptacyjnych. Zmiana priorytetu, kolejności operacji lub przypisania zasobu dla jednego zlecenia może bowiem wpływać na terminowość realizacji pozostałych zleceń. Uwzględnienie tych zależności jest niezbędne do oceny, czy lokalna poprawa terminu realizacji nie prowadzi jednocześnie do pogorszenia wyników w innej części systemu.

Dla każdej jednostki eksperymentalnej wyznaczano harmonogram referencyjny P_k^0, reprezentujący stan planu produkcji przed wprowadzeniem badanego zakłócenia.

Harmonogram referencyjny obejmował w szczególności:

- planowane terminy rozpoczęcia i zakończenia operacji,
- kolejność realizacji operacji na poszczególnych zasobach,
- przypisanie operacji do zasobów,

- zależności poprzednik–następnik wynikające z marszruty technologicznej,
- zależności wynikające ze struktury BOM,
- wymagane terminy realizacji zleceń i wyrobu gotowego.

Harmonogram P_k^0 stanowił wspólny punkt początkowy dla wszystkich wariantów porównawczych. Oznacza to, że dla danego eksperymentu wariant bez adaptacji, wariant reaktywny oraz wariant wykorzystujący mechanizm predykcyjno-adaptacyjny rozpoczynały działanie od identycznego stanu systemu oraz podlegały temu samemu zakłóceniu.

Takie założenie umożliwia bezpośrednie porównanie uzyskanych wyników i ogranicza wpływ różnic wynikających z odmiennego stanu początkowego systemu.

Schemat połączeń danych:

zakłócenie → obszar zakłócenia → BOM → FP → Sales Order.

Dla każdego eksperymentu określano horyzont analizy H, w którym oceniano konsekwencje badanego zakłócenia i zastosowanych działań adaptacyjnych.

Horyzont ten obejmował okres wystarczający do obserwacji wpływu zakłócenia na realizację analizowanego wyrobu gotowego oraz na zlecenia wykorzystujące wspólne zasoby.

Jednocześnie zakres ingerencji mechanizmu adaptacyjnego ograniczano do lokalnego okna adaptacji (H_A):

$$H_A < H$$

Oznacza to, że mechanizm nie dokonuje globalnej przebudowy całego harmonogramu produkcji, lecz analizuje i modyfikuje wyłącznie fragment planu bezpośrednio związany z wykrytym zagrożeniem.

Takie podejście umożliwia ograniczenie destabilizacji harmonogramu oraz odpowiada przyjętej w pracy zasadzie minimalnej skutecznej adaptacji. Celem mechanizmu nie jest bowiem każdorazowa optymalizacja całego systemu, lecz wybór działania pozwalającego ograniczyć skutki zakłócenia przy możliwie najmniejszym zakresie zmian istniejącego planu.

Każdy eksperyment realizowano według jednolitej procedury.

W pierwszej kolejności odtwarzano stan systemu produkcyjnego w chwili t_0 oraz harmonogram referencyjny P_k^0.

Po zdefiniowaniu rzeczywistych zakłóceń analizowano zachowanie systemu w dwóch wariantach:

1. **wariant bazowy – reaktywny, brak adaptacji**, w którym istniejący plan nie był modyfikowany,
2. **wariant predykcyjno-adaptacyjny**, w którym wyniki modeli predykcyjnych wykorzystywano do wcześniejszej identyfikacji zagrożenia i uruchomienia mechanizmu wyboru działania adaptacyjnego.

Dla każdego wariantu przeliczano wynikowy harmonogram, uwzględniając wpływ zmian na operacje, zasoby, zależności technologiczne oraz strukturę BOM.

Następnie porównano czy dla rzeczywiście występujących zakłóceń proponowany mechanizm adaptacyjny pozwoliłby wybrać działanie ograniczające skutki zakłócenia skuteczniej niż reakcja historyczna lub brak adaptacji.

Otrzymane harmonogramy:

$$P_k^B, \quad P_k^R, \quad P_k^A$$

porównywano następnie z harmonogramem referencyjnym oraz pomiędzy sobą.

Tak skonstruowana procedura umożliwia określenie zarówno bezpośredniego wpływu działań adaptacyjnych na terminowość realizacji, jak również ich wpływu na stabilność harmonogramu, obciążenie zasobów i propagację skutków zakłócenia w analizowanym systemie produkcyjnym.

6.1.2. Identyfikacja przypadków eksperymentalnych i scenariuszy zakłóceń

Do eksperymentów dobierano reprezentatywne przypadki realizacji wyrobów gotowych różniące się między innymi stopniem złożoności struktury BOM, liczbą operacji technologicznych oraz poziomem współdzielenia zasobów z innymi zleceniami.

Celem doboru zróżnicowanych jednostek eksperymentalnych było ograniczenie ryzyka oceny mechanizmu wyłącznie dla jednego typu procesu lub jednego poziomu złożoności produkcji.

Przyjęte przypadki badawcze stanowiły podstawę do przeprowadzenia kolejnych scenariuszy zakłóceń o zróżnicowanej intensywności.

Zbiorczo charakterystykę zakłóceń przedstawiono w Tabeli 6-1.

Tabela 6-1 Charakterystyka badań

Klasa	Element systemu	Przykładowa przyczyna	Bezpośredni skutek	Poziomy
D1- Przepływ/Proces	Zlecenie /operacja	zmiana priorytetu, kolejkowanie, awaria, wąskie gardła , awarie	wzrost czasu przejścia	L/M/ H
D2 – Jakościowe	Zlecenie/niezgodność	opiniowanie niezgodności, naprawa	brak zdolności realizacji	L/M/ H
D3 – Materiał	materiał/BOM	opóźnienie dostawy/komponentu	brak możliwości rozpoczęcia zlecenia /operacji	L/M/ H

W ramach badan identyfikowano zbiór zakłóceń, którym nadano unikatowy numer, rodzaj oraz opisano szczegóły przedstawione na Rysunku 6-2

	Zakłócenie-id	Zlecenie	Rodzaj	Szczegóły
19	DISTR_0019	677002	FLOW_DISTR	WAITING 12 after 0350.10
20	DISTR_0020	149002	MATERIAL_DISTR	SD -361
21	DISTR_0021	780002	MATERIAL_DISTR	SD 220
22	DISTR_0022	491002	QUALITY_DISTR	null
23	DISTR_0023	803002	QUALITY_DISTR	null
24	DISTR_0024	178002	MATERIAL_DISTR	SD 1240
25	DISTR_0025	473002	MATERIAL_DISTR	SD 270
26	DISTR_0026	430002	QUALITY_DISTR	null
27	DISTR_0027	559002	QUALITY_DISTR	null
28	DISTR_0028	619002	FLOW_DISTR	WAITING 12 after 0450
29	DISTR_0029	715002	QUALITY_DISTR	QM 0002015: QN#201:
30	DISTR_0030	910002	MATERIAL_DISTR	SD 490
31	DISTR_0031	269002	MATERIAL_DISTR	SD 150
32	DISTR_0032	981002	MATERIAL_DISTR	SD 550

Rysunek 6-2 Dane nt. zakłóceń. . Źródło : Opracowanie własne

Poziom intensywności zakłócenia określono z uwzględnieniem dwóch podstawowych czynników:

- głębokości odchylenia
- pozostałego bufora czasowego do wymaganej daty wysyłki do klienta.

Głębokość odchylenia opisuje skalę zakłócenia, np. przewidywane wydłużenie czasu realizacji, czas niedostępności zasobu lub opóźnienie materiału, natomiast bufor czasowy określa zdolność planu do absorpcji tego odchylenia bez wpływu na termin końcowy.

Dla każdego zakłócenia przypisano poziomy intensywności w podziale na :

Niskie/**LOW-** gdy zakłócenie może zostać w dużej części zaabsorbowane przez dostępny bufor

Średnie/ **MEDIUM-** gdy zakłócenie wykorzystuje znaczną część bufora i zwiększa ryzyko opóźnienia

Wysokie/ **HIGH-** gdy przewidywany wpływ zakłócenia przekracza dostępny bufor i bez podjęcia działania adaptacyjnego prowadzi do zagrożenia terminu realizacji

6.1.3. Warianty reakcji i przestrzeń działań adaptacyjnych

W celu oceny wpływu momentu podjęcia decyzji adaptacyjnej na odporność planowania zdefiniowano dwa warianty reakcji na zakłócenie wykorzystując informację predykcyjną do wcześniejszej oceny ryzyka. Warianty te różnią się przede wszystkim momentem uruchomienia działania oraz zakresem wykorzystywanej informacji. Ich charakterystykę przedstawiono w tabeli 6-2.

Tabela 6-2 Reakcje i charakterystyka

WARIANT	CHARAKTERYSTYKA
M_0	brak adaptacji, system nie podejmuje działania
M_A	reakcja wykorzystująca proponowany mechanizm

W wariancie M_0 realizacja przebiega bez ingerencji w plan pomimo wystąpienia zakłócenia. Wariant M_A wykorzystuje adaptacyjny mechanizm nawet przed pełnym ujawnieniem się skutków zakłócenia.

Dla wariantu MA przyjęto następującą sekwencję działania mechanizmu

Predykcja→ Ryzyko→ Wyzwalacz→ Możliwe akcje→ A∗

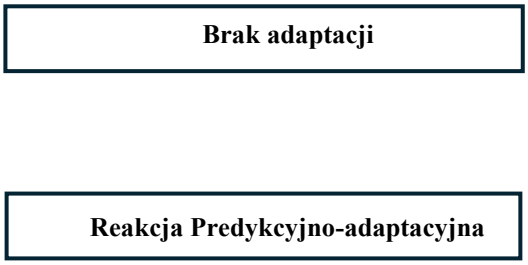
Oznacza to, że wynik predykcji nie prowadzi bezpośrednio do zmiany planu. Najpierw określany jest poziom ryzyka i oceniana potrzeba adaptacji, a następnie wyznaczany jest zbiór działań możliwych do zastosowania w aktualnym stanie systemu. Dopiero spośród tego zbioru wybierane jest działanie (A^*).

Rodzaj możliwej reakcji zależy od charakteru zakłócenia. Przykładowo niedostępność materiału może prowadzić do przesunięcia albo uruchomienia innego zlecenia, natomiast problem jakościowy może wymagać zmiany sekwencji realizacji lub przeplanowania po zakończeniu blokady jakościowej. Przykładowe działania adaptacyjne wskazano w tabeli 6-3

Tabela 6-3 Przykładowe działania adaptacyjne

Zakłócenie	***Przykładowe działania adaptacyjne***
D1-Przepływ	alternatywny WC, zmiana kolejności, zmiana priorytetu
D3-Materiał	przesunięcie startu, uruchomienie innego zlecenia, zmiana sekwencji
D2-Jakość	przeplanowanie po naprawie, eskalacja, zmiana kolejności, ochrona operacji krytycznych

Istotą przyjętego podejścia jest zatem porównanie dla tego samego scenariusza dwóch sposobów postępowania:



Rysunek 6-3 Scenariusze postępowania

Jednocześnie nie każde działanie adaptacyjne może zostać zastosowane w odpowiedzi na każdy rodzaj zakłócenia. Z tego względu przed etapem wyboru

działania A* stosowany jest filtr wykonalności, którego zadaniem jest wyznaczenie zbioru dopuszczalnych działań:

$$A^{feasible}(D_t) \subseteq A.$$

Ograniczenia stosowania działań adaptacyjnych wg rodzaju zakłócenia przedstawiono w Tabeli 5-16 poniżej

Tabela 6-4 Stosowalność działań adaptacyjnych

Działanie adaptacyjne	Zakłócenie procesu	Brak materiału	Problem jakościowy
A0 – brak działania / absorpcja	W	W	W
A1 – zmiana priorytetu zlecenia	W	U	U
A2 – lokalna zmiana kolejności realizacji	W	W	W
A3 – wcześniejsze zwolnienie kolejnego zlecenia do realizacji	U	N	W
A4 – przyspieszenie dostawy / realokacja materiału	N	W	U
A5 – Globalne przeplanowanie	W	N	U

Gdzie:
W – wykonalne, U – warunkowo wykonalne, N – niewykonalne.

Działania oznaczone jako warunkowo wykonalne mogą zostać zastosowane wyłącznie po spełnieniu dodatkowych warunków, takich jak dostępność odpowiedniego zasobu, materiału, wolnej zdolności produkcyjnej lub dopuszczalność zmiany kolejności realizacji. Macierz wykonalności stanowi tym samym pierwszy etap ograniczania przestrzeni decyzyjnej. Dopiero po wyeliminowaniu działań niewykonalnych pozostałe warianty są poddawane ocenie pod względem ich przewidywanego wpływu na opóźnienie, stabilność planu oraz koszt adaptacji.

Tabela 6-5 Warianty akcji

Action	Warunek wykonalności
A0	zawsze dostępne
A1	możliwa zmiana priorytetu bez naruszenia nadrzędnych ograniczeń
A2	istnieje inne zlecenie/operacja, której kolejność można zmienić
A3	kolejne zlecenie jest gotowe do wcześniejszego uruchomienia: materiał + zasób + warunki technologiczne
A4	istnieje możliwość przyspieszenia dostawy lub realokacji dostępnego materiału
A5	możliwa jest zmiana części harmonogramu bez naruszenia ograniczeń technologicznych

Czyli dla konkretnego eksperymentu:

$$D_t \rightarrow A^{candidate} \rightarrow ConditionCheck \rightarrow A^{feasible} \tag{6.2}$$

Przyjęte rozwiązanie pozwala oddzielić moment uruchomienia adaptacji, reprezentowany przez warianty M_0–M_A, od rodzaju zastosowanego działania, reprezentowanego przez zbiór A0–A5. Dzięki temu możliwa jest ocena zarówno wartości wcześniejszej informacji predykcyjnej, jak i skuteczności konkretnych sposobów reakcji na zakłócenia.

6.1.4. Metryki eksperymentalne

Ocena wyników eksperymentów została przeprowadzona z wykorzystaniem zestawu metryk pozwalających porównać skuteczność wariantów M_0–M_A zarówno z punktu widzenia realizacji planu, jak i odporności systemu na zakłócenia. Szczegółowe definicje oraz uzasadnienie wyboru metryk przedstawiono w podrozdziale 4.8. W części eksperymentalnej zastosowano cztery podstawowe grupy miar: terminowość, stabilność planu, zdolność odtworzenia oraz zakres propagacji zakłócenia.

Terminowość realizacji

- Opóźnienie
- Opóźnienie na poziomie finalnego wyrobu-FP delay,
- liczba opóźnionych zleceń.

Pierwsza grupa metryk określa wpływ zakłócenia i zastosowanej reakcji adaptacyjnej na dotrzymanie wymaganych terminów realizacji. Podstawową miarą jest opóźnienie (*tardiness*):

$$ST_i = \max(0, C_i - D_i) \tag{6.3}$$

Gdzie:

C_i -rzeczywisty lub wynikowy termin zakończenia zlecenia

D_i – wymagany termin jego realizacji.

W analizie wykorzystano w szczególności:

- średnie opóźnienie zleceń,
- liczbę zleceń opóźnionych,
- opóźnienie wyrobu finalnego (FP delay),
- udział zleceń zakończonych terminowo (*on-time completion*).

Metryki te umożliwiają ocenę, czy zastosowanie mechanizmu adaptacyjnego ogranicza skutki zakłócenia z perspektywy realizacji końcowego terminu klienta.

Stabilność planu

Drugim wymiarem oceny jest stabilność harmonogramu. Adaptacja skutecznie ograniczająca opóźnienie nie powinna jednocześnie powodować nieproporcjonalnie dużej liczby zmian w pozostałej części planu.

Stabilność określana jest poprzez porównanie planu przed i po zastosowaniu działania adaptacyjnego. Wykorzystano sumę przesunięć terminów rozpoczęcia operacji.

$$SI = \frac{1}{N}\sum_i \mid S_i^{new} - S_i^{base} \mid \tag{6.4}$$

Wzrost zakresu zmian harmonogramu interpretowany jest jako zwiększenie kosztu adaptacji i potencjalnej nerwowości planu. Miara stabilności pozwala zatem ocenić kompromis pomiędzy ograniczeniem skutków zakłócenia a zakresem ingerencji w istniejący plan.

Zdolność absorpcji i odtworzenia

Trzeci obszar oceny odnosi się bezpośrednio do odporności systemu. Uwzględnia on dwa elementy: absorpcję oraz odbudowę (ang. Recovery).

Absorpcja określa zdolność systemu do przejęcia skutków zakłócenia bez konieczności uruchamiania działania adaptacyjnego. Jest ona związana między innymi z wielkością dostępnego bufora czasowego oraz relacją pomiędzy głębokością zakłócenia a pozostałym czasem do wymaganego terminu realizacji.

Odbudowę (ang. recovery) opisuje natomiast czas potrzebny na powrót systemu do przyjętego akceptowalnego poziomu realizacji po wystąpieniu zakłócenia:

$$ST_{rec} = t_{recovery} - t_{disturbance} \tag{6.5}$$

Krótszy czas recovery oznacza większą zdolność systemu do odtworzenia wymaganej sprawności po zakłóceniu.

Ostatnią grupą metryk jest zakres propagacji skutków zakłócenia. W złożonym systemie produkcyjnym lokalne odchylenie może wpływać na kolejne operacje i zlecenia powiązane zależnościami technologicznymi lub materiałowymi.

Zakres propagacji określono przede wszystkim poprzez:

liczbę zleceń dotkniętych skutkiem zakłócenia,

wpływ zakłócenia na termin realizacji wyrobu finalnego.

Miary te pozwalają określić, czy zastosowana adaptacja jedynie poprawia wynik lokalny, czy również ogranicza rozprzestrzenianie się skutków zakłócenia w dalszych etapach procesu.

Podstawą oceny proponowanego mechanizmu są przede wszystkim różnice pomiędzy wynikami wariantu M_A a wariantem referencyjnym M_0. Mechanizm uznawany jest za korzystny, jeżeli prowadzi do ograniczenia opóźnień i propagacji skutków zakłócenia oraz skrócenia czasu recovery, bez jednoczesnego powodowania nadmiernej destabilizacji planu.

W konsekwencji ocena nie opiera się na pojedynczym wskaźniku, lecz na łącznej analizie:

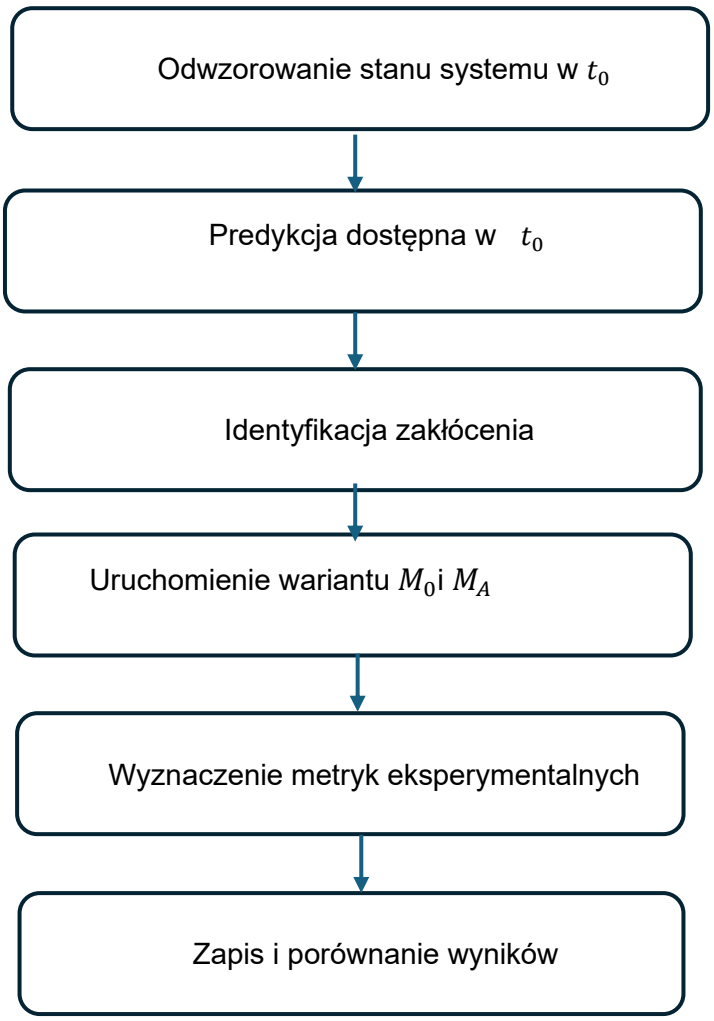
$$[\boxed{\text{terminowość} + \text{stabilność} + \text{recovery} + \text{propagacja}}]$$

co pozwala ocenić wpływ mechanizmu z perspektywy odporności planowania produkcji.

6.1.5. Procedura realizacji eksperymentów

Procedurę realizacji eksperymentów zaprojektowano w sposób umożliwiający porównanie wpływu różnych sposobów reakcji na ten sam stan systemu i to samo zakłócenie. Dla każdego przypadku badawczego zachowano identyczne warunki początkowe, natomiast zmiennym elementem był wariant reakcji: brak adaptacji M_0 lub reakcja predykcyjno-adaptacyjna M_A

Procedura jest jednorodna dla wszystkich zakłóceń. Jej konstrukcję przedstawiono na rysunku 6-4



Rysunek 6-4 Konstrukcja procedury badawczej

Każdy eksperyment identyfikowany jest przez kombinację przypadku badawczego, rodzaju zakłócenia, poziomu jego intensywności oraz zastosowanego wariantu reakcji. Tak skonstruowana procedura zapewnia porównywalność wyników i umożliwia ocenę, czy obserwowana poprawa wynika z zastosowania mechanizmu adaptacyjnego, a w szczególności z wcześniejszego wykorzystania informacji predykcyjnej.

6.2. Wyniki eksperymentów

W niniejszym podrozdziale przedstawiono wyniki eksperymentalnej weryfikacji proponowanego mechanizmu predykcyjno-adaptacyjnego. Analizę przeprowadzono dla zdefiniowanych klas zakłóceń oraz różnych poziomów ich intensywności, porównując dwa warianty reakcji: brak adaptacji M_0 oraz reakcję predykcyjno-adaptacyjną M_A.

Dla każdego scenariusza wykorzystano ten sam stan początkowy systemu oraz identyczne parametry zakłócenia. Dzięki temu obserwowane różnice w

wynikach można przypisać sposobowi reakcji na zakłócenie, a nie zmianom warunków początkowych eksperymentu.

Ocena wyników została przeprowadzona w czterech głównych obszarach:

- terminowości realizacji,
- stabilności planu,
- zdolności do odtworzenia stanu systemu,
- zakresu propagacji skutków zakłócenia.

Podstawowym celem analizy było określenie, czy zastosowanie mechanizmu predykcyjno-adaptacyjnego prowadzi do poprawy odporności planowania w stosunku do wariantu bez adaptacji oraz podejścia reaktywnego.

Prace nad badaniami poprzedzono przygotowaniem danych i modułów Python na platformie Data lake. Zdefiniowano struktury danych kierując się od zakłócenia po eksperyment które przedstawiono w tabeli 6-6

Tabela 6-6 Zdefiniowane struktury danych

Atrybut (Zmienna)	Nazwa	Opis / Rola w modelu predykcyjno-adaptacyjnym
Atrybuty Identyfikacyjne i Strukturalne		
experiment_id	Identyfikator eksperymentu	Unikalny klucz iteracji badawczej / scenariusza symulacyjnego.
distribution_id	Identyfikator zakłócenia	Odniesienie do profilu i intensywności wstrzykniętego zakłócenia.
order	Zlecenie / Zamówienie	Identyfikator konkretnego zlecenia produkcyjnego lub zakupowego.
plant / profit_center	Zakład produkcyjny / Centrum zysku	Informacja o organizacji (np. wydział, MPK).
production_line	Linia produkcyjna	Identyfikator gniazda lub linii produkcyjnej
Zarządzanie Materiałami i Strukturą BOM		
top_demand_element	Nadrzędny element zapotrzebowania	Główny indeks wyzwalający popyt (np. zamówienie sprzedaży klienta - SO).
top_material	Materiał poziomu nadrzędnego	Indeks wyrobu gotowego w strukturze drzewa BOM (poziom 0).
parent_material	Materiał nadrzędny (bezpośredni)	Komponent o jeden poziom wyżej w drzewie BOM w stosunku do aktualnego.
required_material	Wymagany materiał / Komponent	Indeks zapotrzebowania zależnego (surowiec/półfabrykat do zużycia).
required_quantity	Wymagana ilość operacyjna	Wolumen materiału niezbędny do realizacji wskazanego zlecenia.
material_type	Rodzaj materiału	Klasyfikacja systemowa (np. surowiec, półfabrykat, wyrób gotowy).
is_last_component	Znacznik ostatniego komponentu	Flaga (Boolean) wskazująca, czy to ostatni materiał w ścieżce krytycznej BOM.
is_component_critical	Znacznik krytyczności komponentu	Flaga wskazująca komponenty wrażliwe (tzw. wąskie gardła materiałowe).
is_sample	Flaga próby (Sample)	Wskazuje produkcję niekatalogową (np. próbki inżynieryjne, testy jakościowe).
Parametry Zaopatrzenia (Procurement & Sourcing)		

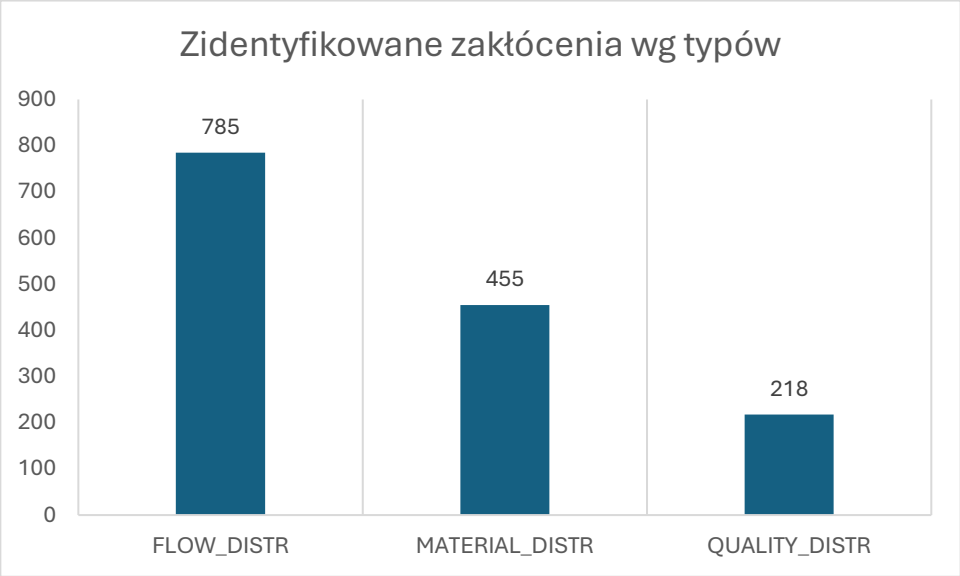
procurement_type	Rodzaj zaopatrzenia	Definiuje, czy indeks jest wytwarzany wewnątrz (In-house), czy kupowany.
special_procurement_type	Specjalny rodzaj zaopatrzenia	Np. podwykonawstwo (Subcontracting), przesunięcie międzymagazynowe.

Tabela 6-6 ciąg dalszy

plan_delivery_time_in_days	Planowany czas dostawy (Lead Time)	Standardowy, statyczny czas dostawy [dni] ujęty w parametrach MRP.
supplier / vendor	Dostawca	Kod identyfikacyjny zewnętrznego dostawcy komponentu.
Logika Przepływu MRP (Pokrycie Zapotrzebowań)		
demand_element	Element zapotrzebowania	Obiekt generujący popyt (np. rezerwacja do zlecenia produkcyjnego).
demand_type	Typ zapotrzebowania	Klasyfikacja popytu (zależny, niezależny, prognoza).
covering_element	Element pokrywający	Obiekt bilansujący popyt (np. zlecenie planowane, zamówienie zakupu).
covering_element_type	Typ elementu pokrywającego	Kategoria obiektu generującego podaż dla materiału.
Zarządzanie Czasem: Harmonogram i Predykcje		
planned_demand_date	Planowana data zapotrzebowania	Statyczna data wynikająca z harmonogramu bazowego (MRP).
top_element_demand_date	Termin realizacji wyrobu nadrzędnego	Data determinująca dostawę finalną do klienta końcowego.
cover_elem_plan_start_date	Planowany start elementu pokrycia	Systemowa (MRP) data uruchomienia zlecenia bilansującego.
feasible_cover_elem_start_date	Wykonalna data rozpoczęcia	Rzeczywisty/obliczony najwcześniejszy możliwy moment startu.
cover_date	Planowana data pokrycia (dostępności)	Harmonogramowy moment fizycznej dostępności materiału/komponentu.
cover_elem_component_avail_date	Data dostępności komponentów (BOM)	Termin skompletowania wszystkich podzespołów dla zlecenia.
pred_cover_elem_start_date	Predykcyjna data rozpoczęcia	Prognozowany (przez ML) rzeczywisty moment uruchomienia operacji.
pred_cover_date	Predykcyjna data pokrycia	Oszacowany przez algorytm realny moment dostępności elementu.
Ocena Odporności, Zakłóceń i Działań (Resilience)		
distr_type / DISTR_Lvl	Typ i poziom zakłócenia	Klasyfikacja źródła i siły odchylenia (np. opóźnienie dostawcy, awaria).
is_top_demand_delivery_delayed	Znacznik opóźnienia wyrobu	Flaga (Boolean) infekcji ścieżki krytycznej – zakłócenie dotarło do klienta.
top_demand_delay_in_days	Skala opóźnienia nadrzędnego	Rzeczywista / estymowana wielkość opóźnienia wyrobu gotowego [dni].
DelayRisk / RiskScore	Ryzyko opóźnienia / Ocena ryzyka	Skwantyfikowana miara prawdopodobieństwa i krytyczności zakłócenia.
FPDelay	Opóźnienie wyrobu gotowego	(Finished Product Delay) Opóźnienie na najwyższym poziomie struktury.
Time_buffer_to_FP	Zapas czasu do wyrobu gotowego	Bufor czasowy dzielący dane zdarzenie od opóźnienia wysyłki finalnej.
impact	Skala wpływu	Zasięg oddziaływania lokalnego zakłócenia na resztę systemu.
CRITICAL	Status krytyczności zakłócenia	Sygnał wyzwalający natychmiastowe mechanizmy adaptacyjne.

action / reason	Działanie adaptacyjne / Przyczyna	Rodzaj zaleconej rekonfiguracji (np. zmiana priorytetu) oraz jej powód.
pred_comment / pred_delay_comment	Uzasadnienie modelu predykcyjnego	Logika wyjaśniająca dla zaleceń warstwy sztucznej inteligencji.
created_in_iteration	Iteracja utworzenia	Numer cyklu uczenia/symulacji, w którym wygenerowano obiekt.
coord_type / details / D / F	Parametry i flagi pomocnicze	Zmienne kategoryzujące specyfikę przepływu i koordynacji (np. metadane modelu).

Łącznie identyfikowano 1458 zakłóceń których rozkład wg rodzajów zakłóceń przedstawiono na rysunku 6-5



Rysunek 6-5 Rozkład zakłóceń wg typów

Natomiast rozkład z uwzględnieniem poziomu zakłócenia przedstawiono w tabeli 6-7

Tabela 6-7 Ilość zakłóceń wg intensywności

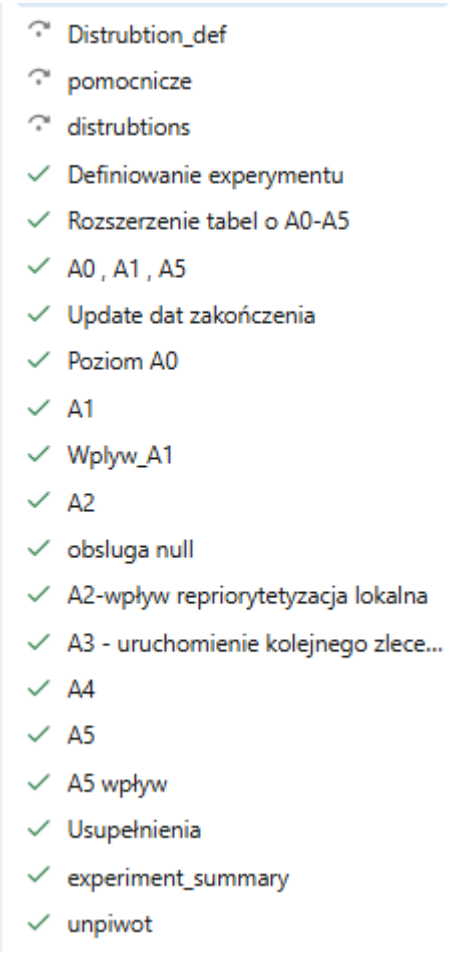
Liczba	Etykiety kolumn			
Etykiety wierszy	Niskie	Średnie	Wysokie	Suma
D1-FLOW_DISTR	140	273	372	785
D3-MATERIAL_DISTR	28	77	350	455
D2-QUALITY_DISTR	22	71	125	218
Suma	**190**	**421**	**847**	**1458**

W kolejnym kroku zbiór rozszerzono o warianty akcji adaptacyjnych, a następnie o kolumny do oceny ich wyników.

Przepływ informacji zorganizowano według poniższej logiki

$$A_0 - A_5\ predictions \rightarrow feasibility \rightarrow comparison \rightarrow A*$$

W ujęciu praktycznym przełożyło się to na następujący układ bloków programów



Rysunek 6-6 Struktura bloków programów(Python)

Finalnie otrzymany wynik przedstawiono dla przykładowego eksperymentu w Tabeli 6-8. Ten sposób organizacji danych pozwala w kolejnych krokach na wybór akcji A*

Tabela 6-8 Wyniki eksperymentów-wybór alternatywy

eksperyment_id	FP	zaklócenie_id	Zakłócenie	poziom	akcja	Delay	FP_delay	Order_delay	Changed_oper	Recovery	feasible
EXPER_0198	15333B	DISTR_1221	FLOW_DISTR	3	A0	42	8	0	0	0	1
EXPER_0198	15333B	DISTR_1221	FLOW_DISTR	3	A1	29	0	0	1	20	1
EXPER_0198	15333B	DISTR_1221	FLOW_DISTR	3	A2	30	0	0	1	20	1
EXPER_0198	15333B	DISTR_1221	FLOW_DISTR	3	A3	78	28	0	0	1737.17	1
EXPER_0198	15333B	DISTR_1221	FLOW_DISTR	3	A4	-	-	-	-	-	0
EXPER_0198	15333B	DISTR_1221	FLOW_DISTR	3	A5	31	0	0	1	20	1

Bazując na funkcji celu $J(Ai)$ dokonano wyboru akcji A*

$$J(Ai) = 0.35FPDelay_i + 0.20OrderDelay_i + 0.15Delay_i + 0.20ChangedOper_i + 0.10Recovery_i$$

6.2.1. Wyniki dla zakłóceń czasu realizacji operacji

Pierwsza grupa eksperymentów obejmowała przypadki, w których zidentyfikowane zakłócenie związane z wydłużeniem czasu realizacji operacji i obejmowało czynniki procesowe i przepływu materiału. Dla każdego przypadku określono poziom intensywności zakłócenia, zestaw działań dopuszczalnych oraz działanie adaptacyjne wybrane przez mechanizm.

W pierwszej kolejności porównano wariant bazowy M_0, w którym nie podejmowano działania adaptacyjnego, z wariantem M_Aw którym zastosowano wybrane działanie A^*. Ocenę przeprowadzono przede wszystkim na podstawie wpływu na opóźnienie wyrobu końcowego, opóźnienie zlecenia, czas odtworzenia oraz zakres zmian w planie.

Wyniki wskazują, że skuteczność adaptacji zależała przede wszystkim od relacji pomiędzy głębokością zakłócenia a dostępnym buforem czasowym. W przypadkach o niskiej intensywności część zakłóceń mogła zostać zaabsorbowana bez konieczności istotnej ingerencji w plan. Wraz ze wzrostem intensywności wzrastało natomiast znaczenie działań pozwalających ograniczyć wpływ braku materiału na kolejne zlecenia i termin realizacji wyrobu końcowego.

W tabeli 6-9 przedstawiono rozkład wybranych akcji dla wariantów bazowego i adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia.

Tabela 6-9 Rozkład eksperymentów i akcji

Ilość Eksperymentów	A0	A1	A2	A3	A4	A5	Suma
D1-FLOW_DISTR	**165**	**1762**	**117**	**333**	**-**	**70**	**2447**
Niskie zakłócenie	1	36	2	5	-	-	44
Średnie zakłócenie	43	191	7	40	-	5	286
Wysokie Zakłócenie	121	1535	108	288	-	65	2117

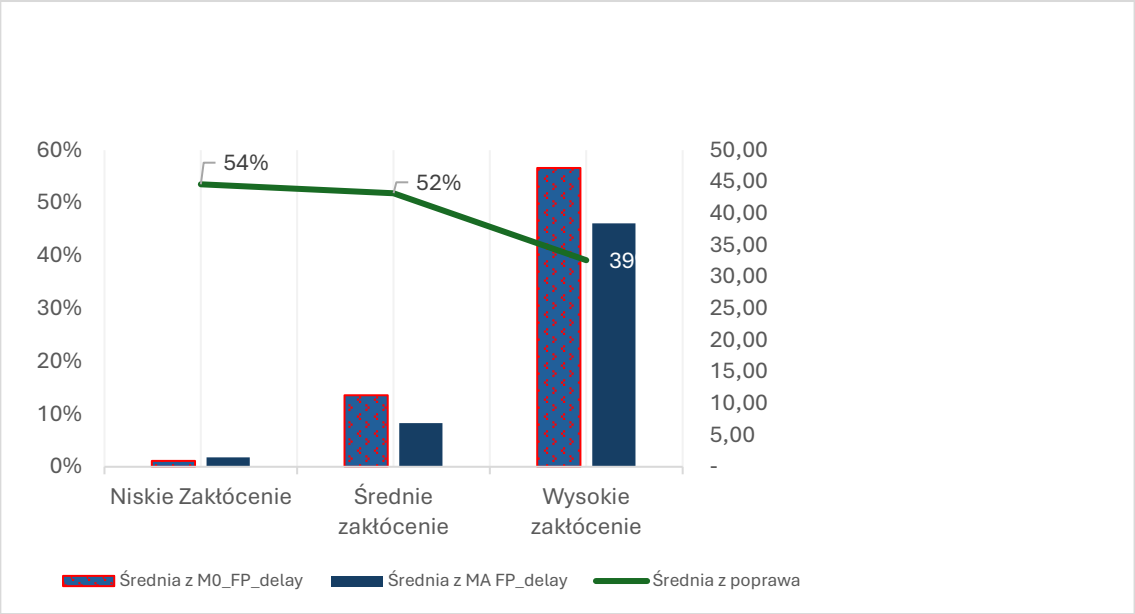
Scenariusz bazowy A0 został wybrany w 165/2447 przypadkach co stanowi 7% przypadków. To wskazuje na nieznaczną całkowitą absorbcje zmian w strukturze BOM.

Średnia poprawa wskaźnika terminowości wynosi 41%

Tabela 6-10 Porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia

Etykiety wierszy	Liczba	Średnia z M0 FP_delay	Średnia z MA FP_delay	Ilość - całkowite odbudowa	Średnia z Poprawa
Niskie Zakłócenie	44	0,95	1,50	39	54%
Średnie zakłócenie	286	11,29	6,89	131	52%
Wysokie zakłócenie	2117	47,17	38,45	251	39%
Suma	**2447**	**44,30**	**32,29**	**261**	**41%**

Na rysunku 6-7 przedstawiono zmianę opóźnienia wyrobu końcowego po zastosowaniu mechanizmu adaptacyjnego.



Rysunek 6-7 Wykres zmiany średniego opóźnienia wyrobów gotowych

Uzyskane wyniki pozwalają ocenić, w jakich warunkach działania adaptacyjne prowadzą do rzeczywistego ograniczenia skutków zakłóceń materiałowych, a kiedy dostępny bufor czasowy umożliwia absorpcję zakłócenia bez dodatkowej ingerencji w plan.

W celu zobrazowania struktury wykorzystywanych danych przedstawiono próbkę zbioru, ilustrującą układ zmiennych oraz przykładowe wartości poszczególnych pól. Dane te zestawiono w załączniku nr 1.

6.2.2. Wyniki dla zakłóceń materiałowych

Druga grupa eksperymentów obejmowała przypadki, w których zidentyfikowane zakłócenie dotyczyło niedostępności lub opóźnienia materiału niezbędnego do realizacji zlecenia. Dla każdego przypadku określono poziom intensywności zakłócenia, zestaw działań dopuszczalnych oraz działanie adaptacyjne wybrane przez mechanizm.

Tabela 6-11 Rozkład eksperymentów i akcji

Ilość Eksperymentów	A0	A1	A2	A3	A4	A5	Suma
D3-MATERIAL_DISTR	**180**	**393**	**34**		**75**	**9**	**691**
Niskie Zakłócenie		11	1		2		14
Średnie Zakłócenie	18	16	3		1		38
Wysokie Zakłócenie	162	366	30		72	9	639

Scenariusz bazowy A0 został wybrany w 180/691 przypadkach co stanowi 36% przypadków. To wskazuje na wysoką zdolność do absorbcji zakłóceń. Spowodowane to jest dostępnymi buforami -zarówno SS jak i ST.

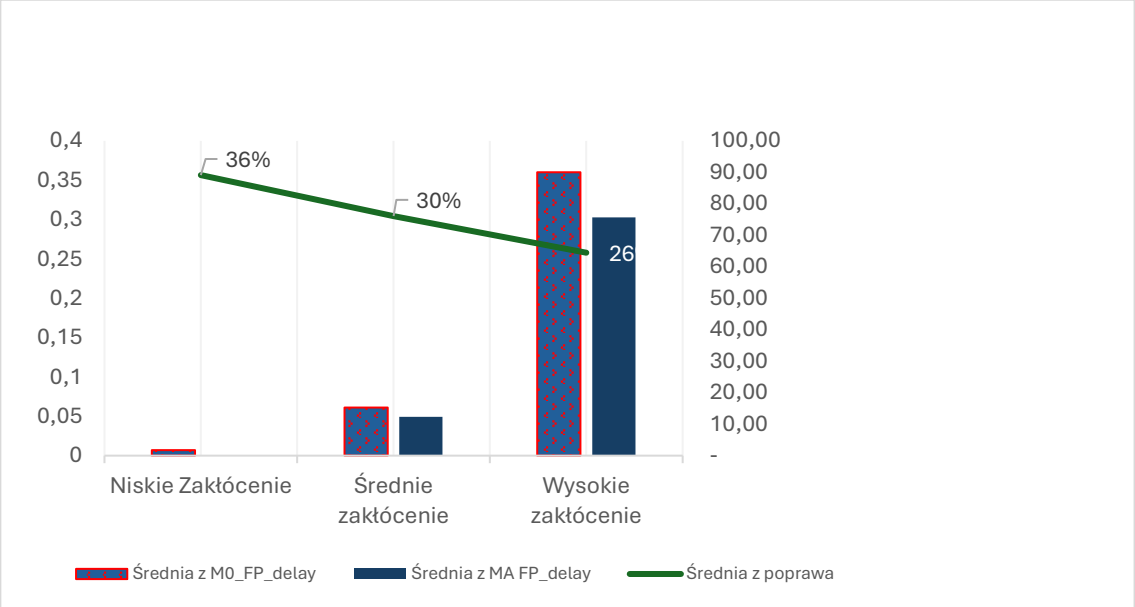
Średnia poprawa wskaźnika terminowości wynosi 26%

W tabeli 6-12 przedstawiono porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia.

Tabela 6-12 Porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia

Etykiety wierszy	Liczba	Średnia z M0_FP_delay	Średnia z MA FP_delay	Ilość - całkowita poprawa	Średnia z Poprawa
Niskie Zakłócenie	14	1,79	-	14	36%
Średnie Zakłócenie	38	15,26	12,38	7	30%
Wysokie Zakłócenie	639	90,02	75,71	75	26%
Suma	**691**	**84,12**	**71,45**	**96**	**26%**

Na rysunku 6-8 przedstawiono zmianę opóźnienia wyrobu końcowego po zastosowaniu mechanizmu adaptacyjnego.



Rysunek 6-8 Zmiana opóźnienia wyrobów końcowych

Uzyskane wyniki pozwalają ocenić, w jakich warunkach działania adaptacyjne prowadzą do rzeczywistego ograniczenia skutków zakłóceń materiałowych, a kiedy dostępny bufor czasowy umożliwia absorpcję zakłócenia bez dodatkowej ingerencji w plan.

Przy małych brakach materiałowych bufor wystarczał i częściej wybierane było A0/A1, a przy większych pojawiały się A2/A4 i A5

6.2.3. Wyniki dla zakłóceń jakościowych

Zakłócenia jakościowe analizowano jako odrębną kategorię ze względu na ich specyficzny charakter. W przeciwieństwie do prostego wydłużenia czasu operacji problem jakościowy może prowadzić do zatrzymania realizacji zlecenia,

konieczności wykonania dodatkowych działań, naprawy, ponownej kontroli lub uruchomienia alternatywnej ścieżki realizacji.

Scenariusz bazowy A0 został wybrany w 77/262 przypadkach co stanowi 29% przypadków. To wskazuje na istniejące bufory i finalna absorbcje zakłóceń.

Średnia poprawa wskaźnika terminowości wynosi 26%

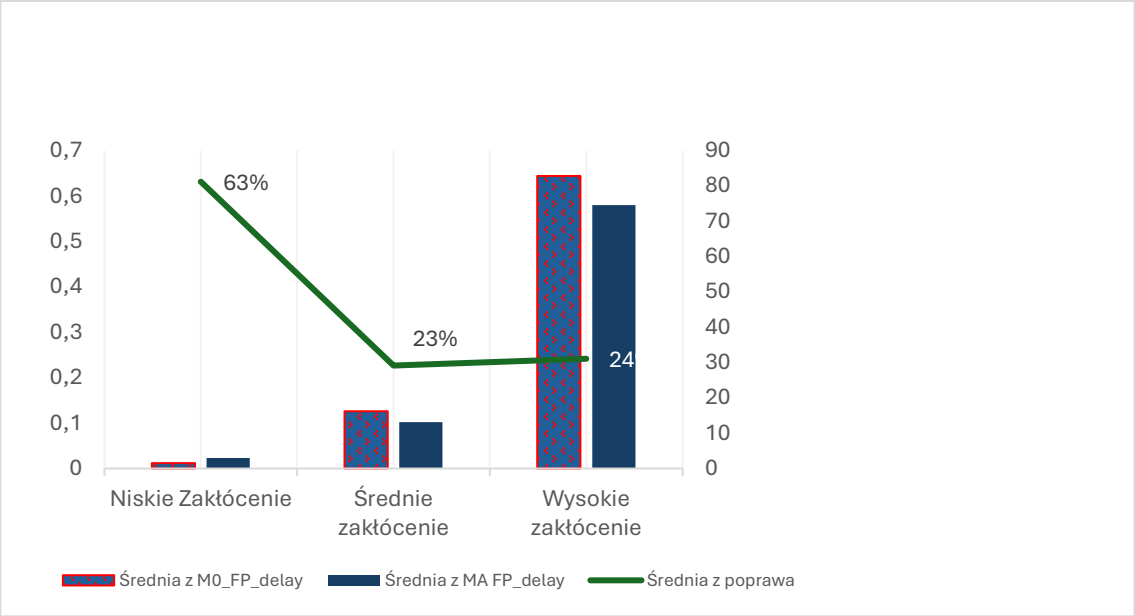
Tabela 6-13 Rozkład eksperymentów i akcji

Ilość Eksperymentów	A0	A1	A3	Suma
D2-QUALITY_DISTR	**77**	**160**	**25**	**262**
Niskie Zakłócenie	1	6	3	10
Średnie Zakłócenie	17	10	2	29
Wysokie Zakłócenie	59	144	20	223

Tabela 6-14 Porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia

Etykiety wierszy	Liczba	Średnia z M0_FP_delay	Średnia z MA FP_delay	Ilość - całkowita poprawa	Średnia z Poprawa
Niskie Zakłócenie	10	1,50	3,00	9	63%
Średnie Zakłócenie	29	16,21	13, 10	3	23%
Wysokie Zakłócenie	223	82,84	74,58	9	24%
Suma	**262**	**72,36**	**66,54**	**21**	**26%**

Wyniki pokazują, że w przypadku zakłóceń jakościowych szczególnego znaczenia nabiera możliwość ograniczenia propagacji skutków zatrzymania na kolejne elementy procesu. W części przypadków korzystniejsze było pozostawienie planu bez zmian, natomiast przy wyższym ryzyku opóźnienia mechanizm wybierał działania umożliwiające wcześniejsze uruchomienie innego zlecenia, zmianę kolejności realizacji lub częściowe przeplanowanie.



Rysunek 6-9 Zmiana opóźnienia wyrobów końcowych

6.2.4. Porównanie wariantu bazowego i adaptacyjnego

W kolejnym etapie przeprowadzono zbiorcze porównanie dwóch analizowanych wariantów działania systemu:

$$M0 - \text{brak adaptacji}$$

$$MA - \text{zastosowanie działania adaptacyjnego } A^*$$

Porównanie wykonano dla tych samych przypadków produkcyjnych i stanów systemu, dzięki czemu możliwe było określenie bezpośredniego efektu wynikającego z zastosowania mechanizmu adaptacyjnego.

Jako podstawowe kryterium przyjęto zmianę opóźnienia wyrobu końcowego:

$$\Delta FPDelay = FPDelay_{MA} - FPDelay_{M0}.$$

Interpretacja :

- Wartość ujemna oznacza poprawę po zastosowaniu adaptacji,
- wartość równa zero – brak wpływu,
- wartość dodatnia wskazuje na pogorszenie wyniku

Analizę uzupełniono o zmianę opóźnienia zleceń, czas odtworzenia oraz zakres zmian operacji.

$$\Delta Delay = DelayMA - DelayM0$$
$$\Delta OrderDelay = OrderDelayMA - OrderelayM0$$
$$\Delta Recovery = RecoveryMA - RecoveryM0$$

Pozwoliło to ocenić nie tylko poprawę terminowości, ale również skalę ingerencji koniecznej do uzyskania tej poprawy. W tabeli 6-15 przedstawiono porównanie podstawowych metryk, natomiast w tabeli 6-16 przedstawiono rozkład kwantylowy.

Tabela 6-15 Porównanie podstawowych metryk dla M0,MA

Metryka	M0_mediana	MA_ mediana	Poprawa	Poprawa _pct	Przypadki poprawy_pct
Opóźnienie	38	24	14	36,8	71
FP_ opóźnienie	36	28	8	22,2	67,4
Zlecenia zalegle	2	1	1	50	45,5
Recovery	40	20	20	50	50,1

Tabela 6-16 Rozkłady kwartylowe

Metryka	M0_Q1	M0_Median	M0_Q3	MA_Q1	MA_Median	MA_Q3
Opóźnienie	21	38	64	9	24	49
FP_ opóźnienie	20	36	65	12	28	55
Zlecenia zalegle	1	2	5	1	1	3
Recovery	20	40	100	20	20	60

Analiza rozkładów kwartylowych wskazuje, że zastosowanie mechanizmu adaptacyjnego prowadzi do poprawy większości analizowanych miar. Dla ogólnego opóźnienia mediana zmniejszyła się z 38 do 24, a wartości pierwszego i trzeciego kwartylu również uległy obniżeniu. Oznacza to, że poprawa nie dotyczy wyłącznie pojedynczych przypadków, lecz jest widoczna w całym rozkładzie wyników.

Podobną tendencję obserwuje się dla opóźnienia wyrobu końcowego. Mediana FP_delay zmniejszyła się z 36 do 28, natomiast trzeci kwartyl z 64 do 49. Wskazuje to na ograniczenie wpływu zakłóceń na termin realizacji wyrobu końcowego, przy czym efekt jest mniejszy niż w przypadku ogólnej miary opóźnienia.

Dla liczby zleceń zaległych mediana pozostaje bez zmian i wynosi 2, natomiast trzeci kwartyl zmniejsza się z 5 do 3. Oznacza to, że mechanizm nie wpływa istotnie na typowy przypadek, ale może ograniczać liczbę zaległych zleceń w sytuacjach bardziej niekorzystnych. Metryka ta wymaga jednak dodatkowej analizy pod kątem jej związku z opóźnieniem i sposobu definiowania zlecenia zaległego.

Największą zmianę obserwuje się dla czasu odtworzenia. Mediana Recovery zmniejszyła się z 40 do 20, natomiast trzeci kwartyl z 100 do 60. Wynik ten wskazuje, że działanie mechanizmu może mieć szczególne znaczenie w sytuacjach o dużej intensywności zakłócenia, skracając czas potrzebny do powrotu systemu do akceptowalnego stanu.

Uzyskane wyniki wskazują więc, że efekt adaptacji jest widoczny nie tylko w wartościach centralnych, lecz również w ograniczeniu skrajnie niekorzystnych przypadków. Szczególnie istotne wydaje się zmniejszenie wartości trzeciego kwartylu dla Recovery oraz liczby zleceń zaległych, co może świadczyć o zwiększeniu odporności systemu w warunkach silniejszych zakłóceń.

Tabela 6-17 Wynik według rodzaju zakłócenia

Zakłócenie	N	Mediana poprawy FP_delay	Przypadki poprawy_pct
D1-FLOW_DISTR	2483	3,5	70,6

D3-MATERIAL_DISTR	702	6	59
D2-QUALITY_DISTR	62	3	59,5

Analiza wyników według rodzaju zakłócenia wskazuje, że skuteczność mechanizmu adaptacyjnego różni się pomiędzy poszczególnymi klasami zakłóceń. Największą medianę poprawy opóźnienia wyrobu końcowego uzyskano dla zakłóceń materiałowych, dla których wartość ta wyniosła 6. Jednocześnie poprawę odnotowano w 59,0% analizowanych przypadków, co wskazuje, że choć potencjalna korzyść z adaptacji jest w tej grupie relatywnie duża, nie występuje ona jednakowo często dla wszystkich przypadków.

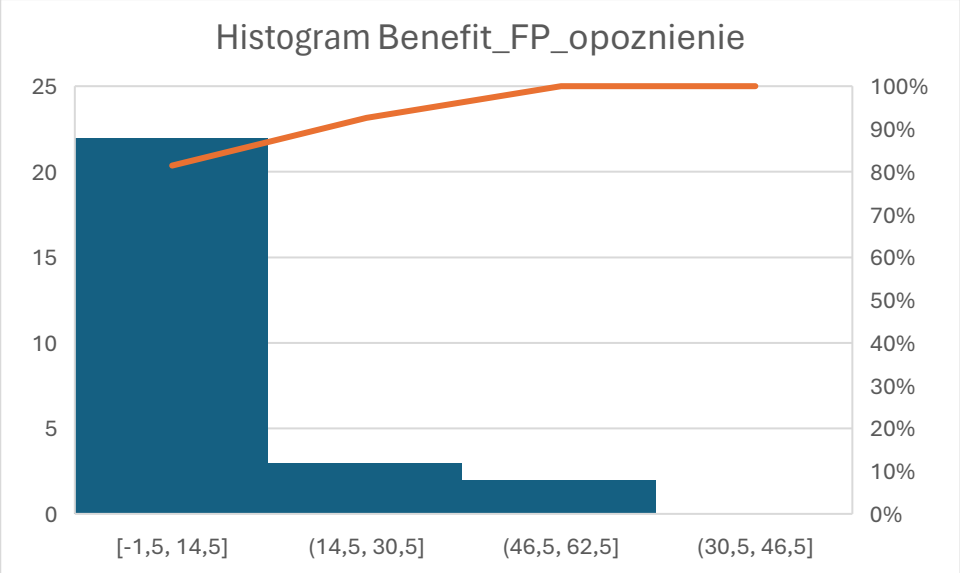
Dla zakłóceń typu FLOW mediana poprawy wskaźnika zaległości na wyrobach gotowych (FP_delay) wyniosła 3,5, natomiast udział przypadków zakończonych poprawą osiągnął 70,6%. Oznacza to, że mechanizm działa w tej grupie bardziej konsekwentnie, choć przeciętna skala uzyskanej poprawy jest mniejsza niż dla zakłóceń materiałowych.

W przypadku zakłóceń jakościowych mediana poprawy wyniosła 3, a udział przypadków poprawy 59,5%. Wyniki te wskazują na umiarkowaną skuteczność adaptacji, przy jednocześnie większym zróżnicowaniu reakcji systemu na problemy jakościowe.

Efekty mechanizmu zestawiono w tabeli 6-18.

Tabela 6-18 Efekty mechanizmu

Zakłócenie	N	Mediana_ poprawy _FP	Poprawa pct	Bez zmiany pct	Pogorszenie pct
D1-FLOW_DISTR	2483	3,5	70,6	11,3	11,7
D3-MATERIAL_DISTR	702	6	59	30,1	7,7
D2-QUALITY_DISTR	262	3	59,5	31,7	5



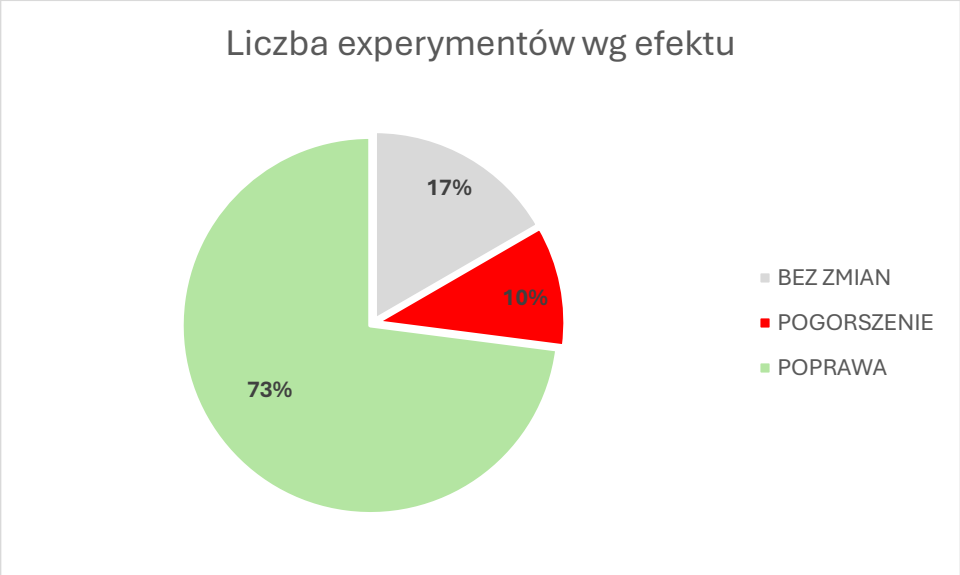
Rysunek 6-10 Histogram

Interpretacja:

$\boldsymbol{Benefit_{FP} > 0}$ oznacza poprawę
$\boldsymbol{Benefit_{FP} = 0}$ oznacza brak wpływu.
$\boldsymbol{Benefit_{FP} < 0}$ oznacza pogorszenie.

Tabela 6-19 Wielkość efektów wg rodzaju zmiany

Etykiety wierszy	Liczba	Średnia z Benefit FP_delay
BEZ ZMIAN	574	-
POGORSZENIE	358	- 2,38
POPRAWA	2515	13,64
Suma	**3447**	**9,47**



Rysunek 6-11 Lista eksperymentów wg efektu. Źródło :Opracowanie własne

Tabela 6-20 Zestawienie efektów mechanizmy wg rodzaju zakłócenia

Etykiety wierszy	BEZ ZMIAN	POGORSZENIE	POPRAWA	Suma końcowa
D1-FLOW_DISTR	0	-1,73	11,75	8,64
D3-MATERIAL_DISTR	0	-4,79	21,34	12,63
D2-QUALITY_DISTR	0	-6,85	14,42	8,57
Suma końcowa	**0**	**-2,38**	**13,64**	**9,47**

6.2.5. Analiza wpływu intensywności zakłócenia na skuteczność adaptacji

Skuteczność mechanizmu przeanalizowano również w zależności od poziomu intensywności zakłócenia. Intensywność określano na podstawie relacji

pomiędzy głębokością odchylenia a dostępnym buforem czasowym do terminu realizacji wyrobu końcowego.

Porównano trzy poziomy:

- niski,
- średni,
- wysoki.

Dla każdej grupy określono różnicę pomiędzy wariantem bazowym i adaptacyjnym dla podstawowych metryk wynikowych.

Analiza umożliwia określenie, czy wartość zastosowania mechanizmu adaptacyjnego zmienia się wraz ze wzrostem intensywności zakłócenia. Szczególne znaczenie ma identyfikacja przypadków, w których dostępny bufor jest wystarczający do absorpcji zakłócenia oraz przypadków, w których brak działania prowadzi do propagacji opóźnienia na kolejne elementy systemu.

6.2.6. Analiza stabilności i kosztu adaptacji

Ocena skuteczności mechanizmu nie może ograniczać się wyłącznie do poprawy terminowości. Każda ingerencja w istniejący plan może prowadzić do zmian kolejności realizacji, przesunięcia operacji lub wcześniejszego uruchomienia kolejnych zleceń. Z tego względu analizie poddano również zakres zmian wymaganych do uzyskania poprawy wyników.

Jako podstawową miarę stabilności przyjęto liczbę zmienionych operacji oraz, w przypadkach gdy było to możliwe, wielkość ich przesunięcia względem wariantu bazowego.

Wyniki zestawiono z uzyskaną redukcją opóźnienia i przedstawiono w tabeli 6-21.

Tabela 6-21 Zestawienie poziomu zakłócenia z efektem

Intensywność	N	M0_FP_delay	MA FP_delay	Poprawa FP_delay	Przypadki poprawy_[%]
Niska	68	4	0	3	20,6
Średnia	353	14	7	4	62
Wysoka	3023	40	32	4	69

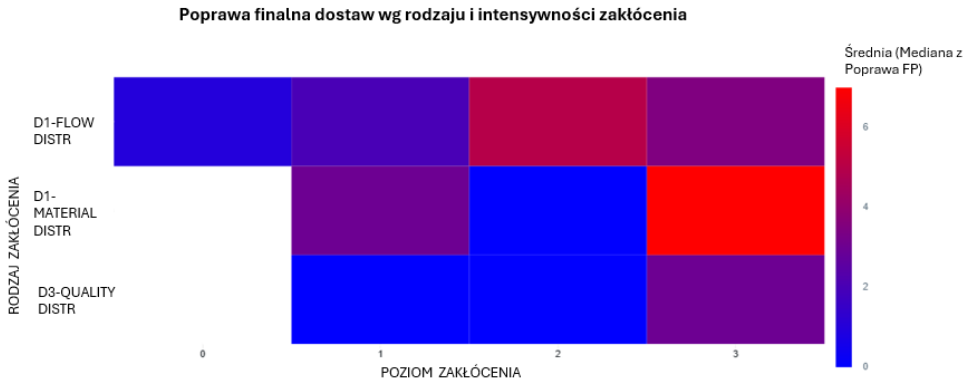
Analiza wyników wskazuje na wyraźną zależność pomiędzy intensywnością zakłócenia a efektem zastosowania mechanizmu adaptacyjnego. Dla zakłóceń o niskiej intensywności mediana opóźnienia wyrobu końcowego w wariancie bazowym wyniosła 4, natomiast po zastosowaniu adaptacji spadła do 0. Jednocześnie poprawę odnotowano jedynie w 20,6% przypadków, co sugeruje, że przy niewielkich zakłóceniach dostępny bufor czasowy często pozwala na ich absorpcję bez konieczności podejmowania dodatkowych działań.

Dla zakłóceń o średniej intensywności mediana FP_delay zmniejszyła się z 14 do 7, a poprawę zaobserwowano w 62% przypadków. Wskazuje to, że wraz ze wzrostem skali zakłócenia rośnie znaczenie zastosowania mechanizmu adaptacyjnego.

Największą powtarzalność efektu uzyskano dla zakłóceń o wysokiej intensywności. Mediana FP_delay zmniejszyła się z 40 do 32, natomiast poprawa wystąpiła w 69% przypadków. Oznacza to, że mechanizm jest wykorzystywany szczególnie efektywnie w sytuacjach, w których zakłócenie w istotnym stopniu przekracza zdolność planu do jego naturalnej absorpcji.

Wyniki potwierdzają zatem, że skuteczność adaptacji zależy od poziomu intensywności zakłócenia. Wraz ze wzrostem intensywności zwiększa się udział przypadków, w których zastosowanie działania adaptacyjnego prowadzi do poprawy terminu realizacji wyrobu końcowego. Jednocześnie niewielka liczba obserwacji dla poziomu niskiego ((N=68)) w porównaniu z poziomem wysokim ((N=3023)) wskazuje na konieczność ostrożnej interpretacji bezpośrednich porównań pomiędzy grupami.

Poniżej na rysunku 6-12 przedstawiono Heatmapę obrazującą finalna poprawę wg rodzaju a poziomem zakłócenia.



Rysunek 6-12 Heatmapa poziom poprawy vs rodzaj i intensywność zakłócenia

Wyniki potwierdzają zatem, że skuteczność adaptacji zależy od poziomu intensywności zakłócenia. Wraz ze wzrostem intensywności zwiększa się udział przypadków, w których zastosowanie działania adaptacyjnego prowadzi do poprawy terminu realizacji wyrobu końcowego. Jednocześnie niewielka liczba obserwacji dla poziomu niskiego N=68 w porównaniu z poziomem wysokim N=3023 wskazuje na konieczność ostrożnej interpretacji bezpośrednich porównań pomiędzy grupami.

6.3. Ocena wpływu mechanizmu na odporność planowania

Wyniki eksperymentów poddano następnie ocenie z perspektywy odporności planowania produkcji. Odporność rozpatrywano jako zdolność systemu do absorpcji zakłócenia, podjęcia adekwatnej adaptacji oraz odtworzenia akceptowalnego poziomu realizacji przy ograniczeniu destabilizacji istniejącego planu.

Ocena wpływu mechanizmu ma za zadanie odpowiedzieć na pytanie - Czy wraz ze wzrostem intensywności zakłócenia zmienia się charakter działań wybieranych przez mechanizm?



Rysunek 6-13 Struktura wyboru działań adaptacyjnych w zależności od intensywności zakłócenia

Mechanizm zwiększa zakres ingerencji wraz ze wzrostem ryzyka, zamiast reagować jednakowo na każde zakłócenie.

Oceny wpływu proponowanego mechanizmu na odporność planowania dokonano poprzez odpowiedź na cztery zasadnicze pytania badawcze.

Po pierwsze oceniono, czy zastosowanie mechanizmu adaptacyjnego ogranicza skutki zidentyfikowanego zakłócenia w porównaniu z wariantem bazowym, w którym nie podejmowano działania adaptacyjnego. Analizie podlegała przede wszystkim zmiana opóźnienia wyrobu końcowego, opóźnienia zleceń oraz czasu odtworzenia.

6.3.1. Ograniczenie skutków zakłóceń

Pierwszym obszarem oceny odporności była zdolność mechanizmu adaptacyjnego do ograniczenia skutków zakłóceń obserwowanych w przebiegu realizacji produkcji. Analizę przeprowadzono poprzez porównanie wariantu bazowego M0, w którym nie podejmowano działania adaptacyjnego, z wariantem MA, odpowiadającym zastosowaniu działania A^*wybranego przez mechanizm.

Porównanie przeprowadzono dla tych samych przypadków eksperymentalnych, dzięki czemu możliwe było bezpośrednie określenie efektu zastosowania adaptacji. Jako podstawowe miary wykorzystano opóźnienie realizacji, opóźnienie wyrobu końcowego oraz koszt odtworzenia co zostało przedstawione w tabeli 6-22. Szczególne znaczenie przypisano wartości (FP_delay), ponieważ odzwierciedla ona wpływ lokalnych zakłóceń na termin realizacji wyrobu końcowego.

Tabela 6-22 Porównanie podstawowych metryk dla wariantu M0 i MA

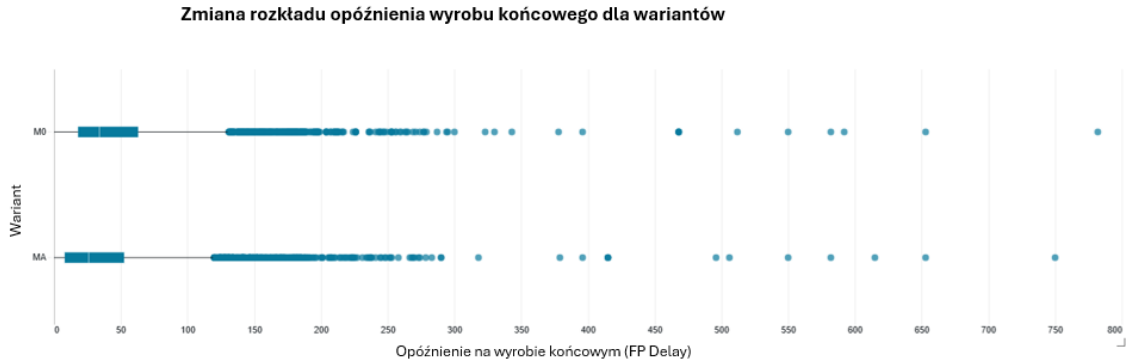
Metryka	M0_mediana	MA mediana	Mediana poprawy	Przypadki poprawy_pct	Bez zmiany [%]	Pogorszenie [%]
FP_delay	36	28	4	67,4	16,6	10,4
Delay	38	24	6	71	15,5	13,4
Recovery	40	20	5,3	50,1	41,6	8,3

Zestawienie wartości centralnych wskazuje na korzystną zmianę analizowanych parametrów po zastosowaniu mechanizmu adaptacyjnego. W przypadku opóźnienia wyrobu końcowego mediana zmniejszyła się z 35 w

wariancie bazowym do 29 w wariancie adaptacyjnym. Jednocześnie wcześniejsza analiza kwartylowa wykazała przesunięcie całego rozkładu w kierunku niższych wartości – pierwszy kwartyl zmniejszył się z 19 do 13, a trzeci kwartyl z 63 do 55.

Oznacza to, że efekt zastosowania mechanizmu nie ogranicza się wyłącznie do zmiany wartości średniej lub mediany, lecz jest widoczny również w szerszym rozkładzie wyników. Szczególnie istotne jest obniżenie wartości trzeciego kwartylu, ponieważ wskazuje ono na ograniczenie skutków zakłóceń również w grupie przypadków charakteryzujących się relatywnie dużymi opóźnieniami.

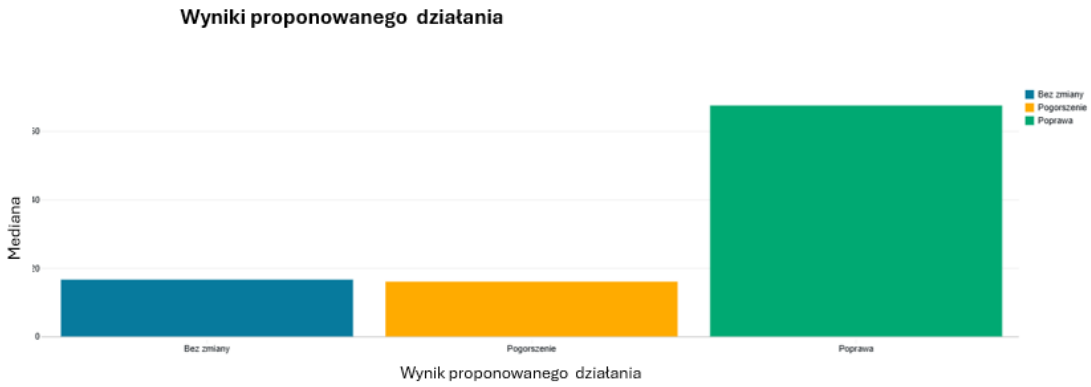
W celu dokładniejszej oceny różnic pomiędzy analizowanymi wariantami na rysunku 6-14 przedstawiono rozkład wartości (FP_delay) dla M0 i MA.



Rysunek 6-14 Porównanie rozkładu opóźnienia wyrobu końcowego dla wariantu M0 i MA

Porównanie rozkładów umożliwia ocenę nie tylko wartości centralnych, lecz również zróżnicowania rezultatów. Przesunięcie rozkładu MA w kierunku niższych wartości wskazuje na ograniczenie przewidywanego wpływu zakłóceń na realizację wyrobu końcowego. Jednocześnie utrzymywanie się przypadków o wysokich wartościach (FP_delay) oznacza, że zastosowanie mechanizmu adaptacyjnego nie eliminuje skutków wszystkich zakłóceń. W części przypadków ich głębokość lub dostępne możliwości adaptacji nie pozwalają na pełne skompensowanie powstałego odchylenia.

Z punktu widzenia oceny odporności istotne jest jednak nie tylko obniżenie wartości zagregowanych, ale również określenie, jak często zastosowanie mechanizmu prowadzi do rzeczywistej poprawy wyniku pojedynczego eksperymentu. Z tego względu każdy przypadek sklasyfikowano do jednej z trzech grup: poprawa, brak zmiany oraz pogorszenie. Wynik przypisania przedstawiono na rysunku 6-15.



Rysunek 6-15. Udział przypadków poprawy, braku zmiany i pogorszenia po zastosowaniu adaptacji

Takie ujęcie pozwala ocenić powtarzalność działania mechanizmu i uzupełnia analizę opartą na medianach. Wysoki udział przypadków poprawy świadczy o tym, że obserwowany efekt nie wynika jedynie z niewielkiej liczby eksperymentów charakteryzujących się bardzo dużą redukcją opóźnienia. Jednocześnie przypadki bez zmiany nie powinny być automatycznie interpretowane jako nieskuteczność mechanizmu. W części z nich zakłócenie mogło zostać zaabsorbowane przez istniejący bufor czasowy lub dostępne działania nie umożliwiały dalszego ograniczenia wpływu na termin wyrobu końcowego.

Szczególnej analizy wymagają przypadki pogorszenia wyniku. Ich identyfikacja pozwala wskazać sytuacje, w których wybrane działanie adaptacyjne nie przyniosło oczekiwanego efektu lub konsekwencje ingerencji w plan przewyższyły możliwą korzyść. Przypadki te stanowią istotne źródło informacji dla oceny ograniczeń mechanizmu oraz dalszego dopracowania reguł wyboru działań adaptacyjnych.

Wyniki tej części analizy wskazują zatem, że zastosowanie mechanizmu adaptacyjnego prowadzi do ogólnego ograniczenia negatywnego wpływu zakłóceń na realizację produkcji. Sama poprawa wartości (FP_delay) nie przesądza jednak jeszcze o pełnej ocenie odporności. Istotne jest również określenie, czy uzyskiwany efekt zależy od intensywności zakłócenia oraz czy mechanizm różnicuje zakres reakcji odpowiednio do skali występującego problemu. Zagadnienie to poddano analizie w kolejnym etapie.

6.3.2. Adekwatność reakcji do intensywności

Kolejnym elementem oceny odporności było określenie, czy sposób działania mechanizmu adaptacyjnego zmienia się wraz ze wzrostem intensywności zakłócenia. Intensywność określono na podstawie relacji pomiędzy głębokością zidentyfikowanego odchylenia a dostępnym buforem czasowym do terminu realizacji wyrobu końcowego. Przyjęto trzy poziomy: niski, średni oraz wysoki.

W pierwszym etapie porównano wartości opóźnienia wyrobu końcowego w wariancie bazowym (M0) i adaptacyjnym (MA) oraz udział przypadków, w których zastosowanie mechanizmu doprowadziło do poprawy wyniku. Zestawienie przedstawiono w tabeli 6-23.

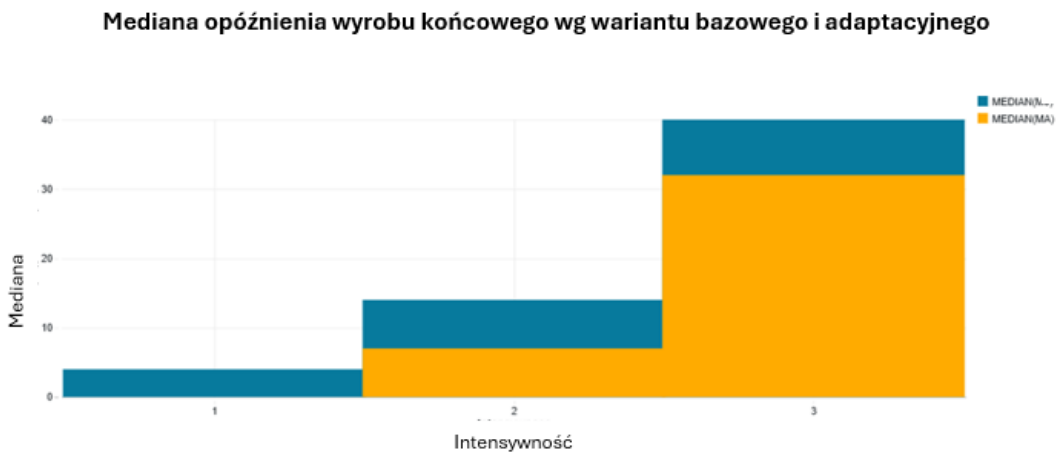
Tabela 6-23 Porównanie wartości opóźnienia w wariantach M0 i MA

Intensywność	N	M0_FP_delay	MA_FP_delay	Poprawa FP_delay	Przypadki_poprawy_pct	Dominujaca
Niska	68	4	0	3	20,6	A1

Średnia	353	14	7	4	62	A1
Wysoka	3023	40	32	4	69	A1

Wyniki wskazują na wyraźne zróżnicowanie sytuacji bazowej w zależności od intensywności zakłócenia. Dla poziomu niskiego mediana (FP_delay) w wariancie M0 wyniosła 4, dla poziomu średniego 14, natomiast dla wysokiego wzrosła do 40. Potwierdza to, że przyjęta klasyfikacja intensywności różnicuje przypadki również pod względem ich rzeczywistego wpływu na termin realizacji wyrobu końcowego.

Po zastosowaniu mechanizmu adaptacyjnego wartości te zmniejszyły się odpowiednio do 0, 7 oraz 32. Różnice pomiędzy wariantem bazowym i adaptacyjnym przedstawiono na rysunku 6-16.



Rysunek 6-16 Mediana opóźnienia wyrobu końcowego dla wariantu bazowego i adaptacyjnego w zależności od intensywności zakłócenia

Porównanie wariantów M0 i MA pokazuje, że efekt adaptacji występuje na wszystkich analizowanych poziomach intensywności, jednak jego charakter nie jest jednakowy.

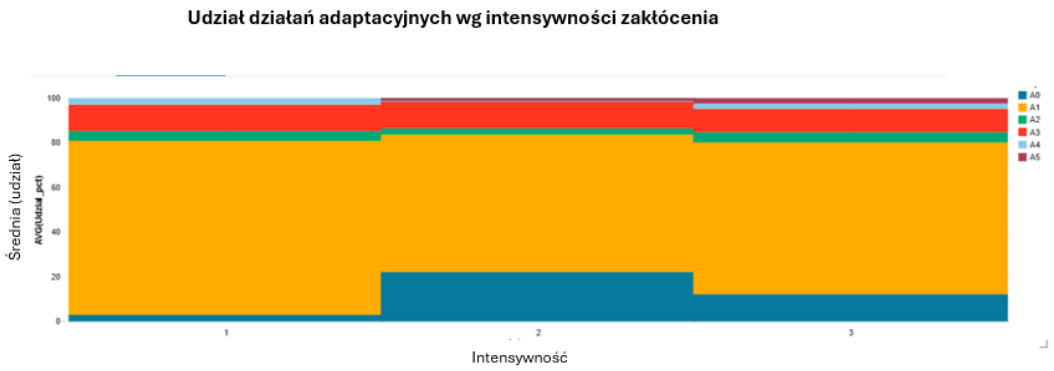
Dla zakłóceń o niskiej intensywności mediana (FP_delay) spadła do zera, lecz poprawę odnotowano jedynie w 20,6% przypadków. Wynik ten wskazuje, że w tej grupie duża część zdarzeń nie wymaga istotnej ingerencji w plan lub ich wpływ może zostać skompensowany przez istniejący bufor czasowy.

W grupie zakłóceń o średniej intensywności udział przypadków poprawy wzrósł do 62%, natomiast dla zakłóceń wysokiej intensywności osiągnął 69%. Oznacza to, że wraz ze wzrostem intensywności zakłócenia rośnie częstotliwość przypadków, w których zastosowanie adaptacji przynosi mierzalną korzyść.

Należy jednocześnie zauważyć, że mediana poprawy wynosi odpowiednio 3, 4 i 4. Oznacza to, że wzrost intensywności wpływa przede wszystkim na częstotliwość występowania korzystnego efektu adaptacji, a nie proporcjonalnie na wielkość poprawy w pojedynczym eksperymencie.

Samo porównanie wartości (FP_delay) nie pozwala jednak stwierdzić, czy mechanizm dostosowuje sposób reakcji do skali zidentyfikowanego problemu. Z perspektywy odporności pożądane jest, aby zakłócenia możliwe do zaabsorbowania nie powodowały nadmiernej ingerencji w harmonogram, natomiast przypadki o większym przewidywanym wpływie uruchamiały bardziej zdecydowane działania adaptacyjne.

Z tego względu w kolejnym kroku przeanalizowano strukturę wyboru działań (A0-A5) dla poszczególnych poziomów intensywności. Udział każdej akcji obliczono względem wszystkich eksperymentów należących do danego poziomu intensywności. Wynik przedstawiono na rysunku 6-17.



Rysunek 6-17 Struktura wyboru działań adaptacyjnych w zależności od intensywności zakłócenia

Analiza struktury wybieranych działań wskazuje, że intensywność zakłócenia nie powoduje zasadniczej zmiany dominującego sposobu reakcji mechanizmu. Na wszystkich poziomach intensywności najczęściej wybieranym działaniem jest A1 – zmiana priorytetu zlecenia. Jego udział wynosi 77,9% dla zakłóceń o niskiej intensywności, 61,5% dla intensywności średniej oraz 68,0% dla intensywności wysokiej.

Drugim względnie stabilnym elementem struktury decyzji jest działanie A3 – wcześniejsze uruchomienie kolejnego zlecenia do realizacji, którego udział utrzymuje się na poziomie około 10–12% niezależnie od intensywności zakłócenia. Pozostałe działania są wybierane znacznie rzadziej.

Większe zróżnicowanie obserwuje się w przypadku A0, oznaczającego brak działania adaptacyjnego. Jego udział wzrasta z 2,9% dla poziomu niskiego do 22,1% dla poziomu średniego, a następnie zmniejsza się do 12,1% dla poziomu wysokiego. Wynik ten wskazuje, że sama intensywność zakłócenia nie determinuje bezpośrednio konieczności ingerencji w plan. O wyborze działania decydują również charakter zakłócenia, dostępny zbiór działań wykonalnych oraz przewidywane konsekwencje poszczególnych wariantów.

Działania o większym zakresie ingerencji, w szczególności A4 i A5, mają niewielki udział w całej populacji. A5 nie występuje dla zakłóceń o niskiej intensywności, natomiast pojawia się dla poziomu średniego i wysokiego odpowiednio w 1,4% i 2,4% przypadków. Może to wskazywać, że działania tego typu są uruchamiane jedynie w wybranych sytuacjach, w których działania o mniejszym zakresie ingerencji nie zapewniają wystarczającej poprawy.

Uzyskane wyniki wskazują zatem, że wpływ intensywności zakłócenia jest wyraźniejszy w zakresie skuteczności adaptacji niż samej struktury wybieranych działań. Mechanizm w większości przypadków wykorzystuje stosunkowo mało ingerujące działanie A1, natomiast bardziej złożone działania pełnią funkcję uzupełniającą w specyficznych warunkach zakłócenia.

Łączna analiza efektu adaptacji oraz struktury wybieranych działań wskazuje, że poziom intensywności stanowi istotny element procesu decyzyjnego. Przy niskiej intensywności korzyść z dodatkowej ingerencji występuje stosunkowo

rzadko, natomiast dla zakłóceń średnich i wysokich udział przypadków poprawy wyraźnie wzrasta.

Wynik ten wspiera przyjęte założenie, zgodnie z którym o potrzebie adaptacji nie powinien decydować wyłącznie fakt wystąpienia zakłócenia. Istotne znaczenie ma jego przewidywany wpływ w relacji do dostępnego bufora oraz możliwość propagacji skutków na realizację wyrobu końcowego.

Adekwatność reakcji mechanizmu przejawia się zatem w dwóch wymiarach: zmianie częstości uzyskiwania korzystnego efektu wraz ze wzrostem intensywności oraz różnicowaniu rodzaju wybieranych działań adaptacyjnych. Kolejnym elementem oceny jest określenie, czy uzyskana poprawa nie jest osiągana kosztem nadmiernej ingerencji w istniejący plan produkcyjny.

6.3.3. Stabilność planu

Ograniczenie skutków zakłócenia nie może być traktowane jako jedyne kryterium skuteczności mechanizmu adaptacyjnego. Z punktu widzenia odporności planowania istotne jest również zachowanie stabilności istniejącego planu produkcyjnego. Uzyskanie niewielkiej poprawy terminu realizacji kosztem dużej liczby zmian w harmonogramie mogłoby prowadzić do nadmiernej zmienności planu i ograniczać praktyczną użyteczność mechanizmu.

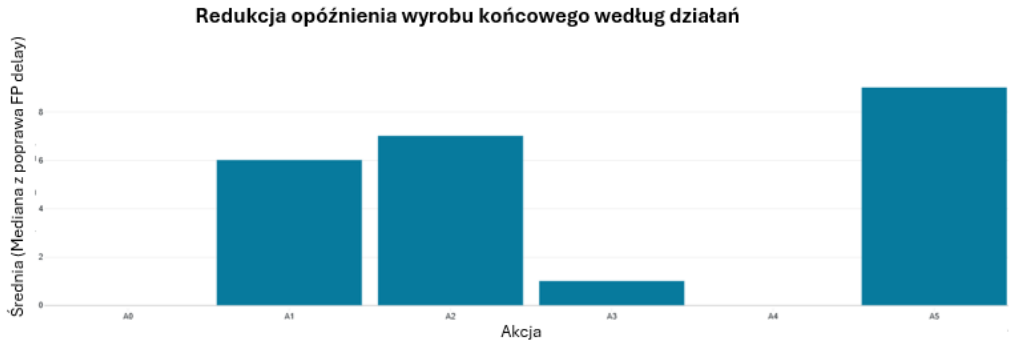
Z tego względu w kolejnym etapie analizy efekt uzyskany w wyniku adaptacji zestawiono z zakresem ingerencji wymaganym do jego osiągnięcia. Jako miarę efektu przyjęto redukcję opóźnienia wyrobu końcowego, określoną jako różnicę pomiędzy wartością (FP_delay) w wariancie bazowym i adaptacyjnym:

Tabela 6-24 Wyniki poszczególnych wariantów

Akcja	N	Mediana_Benefit_FP	Mediana_Changed_oper	Mediana_Recovery	Przypadki_poprawy_pc
A0	447	0	0	20	0
A1	2327	6	0,33	20	81,7
A2	153	7	0,25	20	82,4
A3	363	1	0	274,56	50,7
A4	75	0	0	736,77	42,7
A5	79	9	0,6	20	96,2

- A1 – bardzo dobry kompromis: mediana poprawy 6, Changed_oper = 0,33, poprawa w 81,7% przypadków.
- A2 – podobnie: nawet nieco większa mediana poprawy 7 przy mniejszym Changed_oper = 0,25, poprawa 82,4%.
- A5 – najlepszy efekt: mediana poprawy 9 i 96,2% skuteczności, ale największa ingerencja 0,60. To bardzo dobry przykład działania silniejszego, stosowanego rzadziej.
- A3 – efekt słaby: mediana poprawy tylko 1, przy bardzo wysokim Recovery = 274,56.
- A4 – mediana poprawy 0, Recovery aż 736,77; wygląda na działanie wykorzystywane w trudnych przypadkach, a nie typowy „dobry performer”.
- A0 – zgodnie z definicją brak efektu i brak zmian.

Reasumując mechanizm najczęściej wybiera działania A1/A2, które dają poprawę przy ograniczonej ingerencji, a A5 przynosi większą poprawę, ale wymaga większej zmiany planu.



Rysunek 6-18 Mediana redukcji opóźnienia wyrobu końcowego według wybranego działania adaptacyjnego

Sama wielkość uzyskanego efektu nie przesądza jednak o jakości działania adaptacyjnego. Z perspektywy odporności planowania istotne jest, czy poprawa terminu realizacji nie jest osiągana kosztem nadmiernej liczby zmian w istniejącym planie.

Najmniejszy zakres ingerencji obserwowano dla działań A1 i A2, dla których mediana wskaźnika (Changed_oper) wyniosła odpowiednio 0,33 i 0,25. Pomimo ograniczonego zakresu zmian działania te zapewniały medianę redukcji opóźnienia na poziomie odpowiednio 6 i 7. Wskazuje to na korzystny kompromis pomiędzy skutecznością adaptacji a stabilnością harmonogramu.

Inny profil charakteryzuje działanie A5. Zapewnia ono największą medianę poprawy, równą 9, jednak wymaga jednocześnie największego zakresu ingerencji, dla którego mediana (Changed_oper) wynosi 0,60. Wynik ten wskazuje na istnienie kompromisu pomiędzy wielkością uzyskiwanej poprawy a stabilnością planu.



Rysunek 6-19 Zależność pomiędzy zakresem zmian planu a redukcją opóźnienia wyrobu końcowego

Analiza pojedynczych przypadków eksperymentalnych pozwala ocenić relację pomiędzy wielkością uzyskiwanej poprawy a zakresem zmian wprowadzonych do planu. Z punktu widzenia odporności najbardziej pożądane są przypadki charakteryzujące się wysoką wartością $Benefit_{FP}$ przy jednocześnie niskiej wartości Changed_ord). Uzyskane wyniki wskazują, że poprawa terminu realizacji nie wymaga systematycznie dużej ingerencji w plan. Szczególnie działania A1 i A2 umożliwiają uzyskanie istotnej redukcji opóźnienia przy

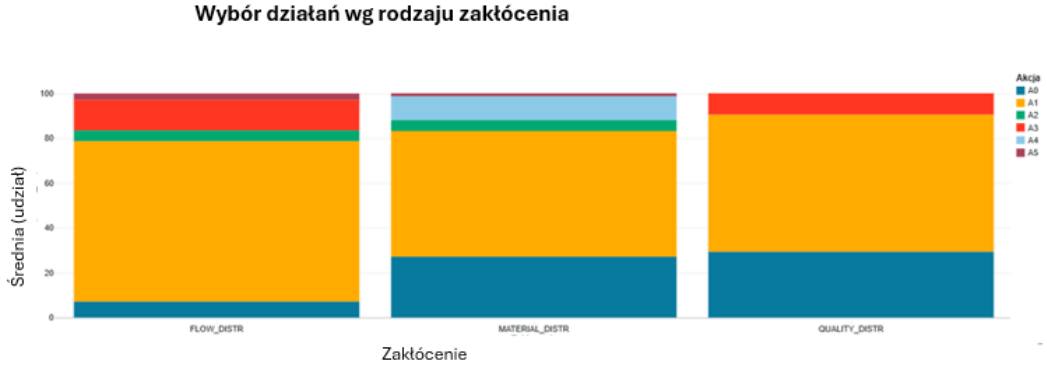
relatywnie ograniczonym zakresie zmian. Bardziej ingerujące działanie A5 jest stosowane znacznie rzadziej, ale w przypadkach jego wyboru obserwowany efekt jest większy.

Wyniki wspierają zatem założenie, że mechanizm adaptacyjny nie maksymalizuje poprawy terminu realizacji niezależnie od konsekwencji dla harmonogramu, lecz umożliwia osiągnięcie kompromisu pomiędzy ograniczeniem skutków zakłócenia a zachowaniem stabilności planu.

6.3.4. Zależność reakcji od rodzaju zakłócenia

Ostatnim analizowanym wymiarem działania mechanizmu była zależność pomiędzy rodzajem zidentyfikowanego zakłócenia a wyborem działania adaptacyjnego. Założeniem mechanizmu nie jest stosowanie jednolitej reakcji dla wszystkich odchyleń, lecz ograniczenie zbioru potencjalnych działań na podstawie ich wykonalności oraz wybór działania odpowiadającego aktualnemu stanowi systemu.

W celu zweryfikowania tego założenia przeanalizowano strukturę działań A0–A5 oddzielnie dla zakłóceń typu D1-FLOW, D3-MATERIAL oraz D2-QUALITY. Dla każdej klasy zakłócenia określono udział poszczególnych działań w całkowitej liczbie przypadków należących do danej grupy. Wyniki przedstawiono na rysunku 6-20.



Rysunek 6-20 Struktura wyboru działań adaptacyjnych w zależności od rodzaju zakłócenia

Porównanie struktury wybieranych działań wskazuje, że rodzaj zakłócenia wpływa na sposób reakcji mechanizmu adaptacyjnego. We wszystkich analizowanych klasach dominującym działaniem jest A1, jednak jego udział różni się w zależności od źródła zakłócenia. Najwyższy udział A1 odnotowano dla zakłóceń D1-FLOW – 71,5%, natomiast dla D3-MATERIAL i D2-QUALITY wyniósł on odpowiednio 56,0% i 61,1%.

Wyraźne różnice występują również w przypadku działania A0, oznaczającego brak ingerencji w plan. Dla zakłóceń D1-FLOW udział A0 wynosi jedynie 7,2%, podczas gdy dla D3-MATERIAL wzrasta do 27,2%, a dla D2-QUALITY do 29,4%. Oznacza to, że w przypadku zakłóceń materiałowych i jakościowych znacznie częściej występują sytuacje, w których mechanizm nie identyfikuje korzyści uzasadniającej zastosowanie działania adaptacyjnego lub dostępny zbiór działań nie umożliwia uzyskania lepszego wyniku.

Jednocześnie widoczne są działania charakterystyczne dla określonych klas zakłóceń. W przypadku D1-FLOW istotny udział ma A3, wybierane w 13,6% przypadków, podczas gdy dla D2-QUALITY udział tego działania wynosi 9,5%, a dla D3-MATERIAL nie występuje ono wśród wybranych działań. Z kolei A4 występuje wyłącznie dla zakłóceń materiałowych i odpowiada za 10,7% decyzji. Działanie A5 pojawia się dla D1-FLOW i D3-MATERIAL, jednak jego udział jest niewielki i wynosi odpowiednio 2,8% oraz 1,3%.

Wyniki są zgodne z założeniem różnicowania przestrzeni decyzyjnej w zależności od charakteru zakłócenia. Typ zakłócenia nie prowadzi wprawdzie do całkowicie odmiennej strategii reakcji – A1 pozostaje dominującym działaniem we wszystkich grupach – jednak wpływa na dostępność i częstotliwość wyboru działań uzupełniających. Szczególnie widoczne jest to dla A4 w zakłóceniach materiałowych oraz A3 w zakłóceniach przepływu i jakościowych.

Sama struktura wyboru działań nie pozwala jednak określić, czy reakcje te prowadzą do porównywalnego ograniczenia skutków zakłócenia. Z tego względu w kolejnym kroku oceniono wielkość oraz częstość uzyskiwanej poprawy (FP_delay) oddzielnie dla klas D1-FLOW, D3 -MATERIAL i D2-QUALITY

Tabela 6-25 Dominujące akcje dla klas

Zakłócenie	Akcja	N	Udział [%]	action_rank
FLOW_DISTR	A1	1774	71,5	1
FLOW_DISTR	A3	338	13,6	2
FLOW_DISTR	A0	179	7,2	3
MATERIAL_DISTR	A1	393	56	1
MATERIAL_DISTR	A0	191	27,2	2
MATERIAL_DISTR	A4	75	10,7	3
QUALITY_DISTR	A1	160	61,1	1
QUALITY_DISTR	A0	77	29,4	2
QUALITY_DISTR	A3	25	9,5	3

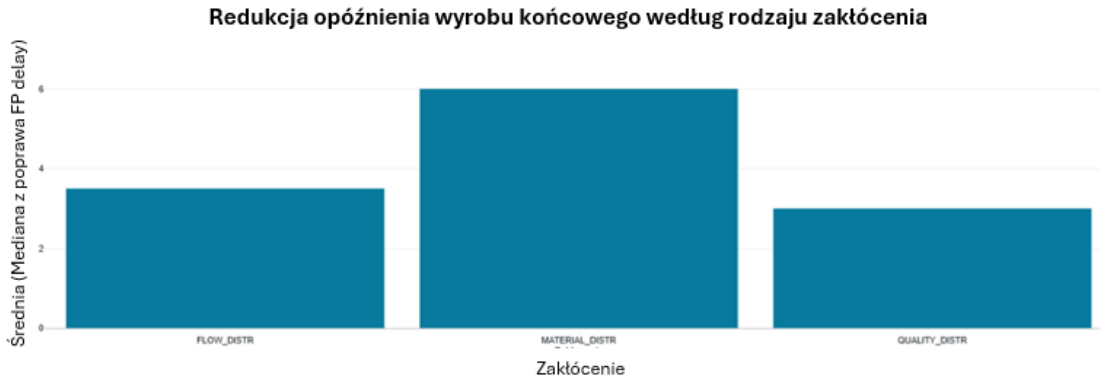
Analiza efektu adaptacji wskazuje na zróżnicowaną skuteczność mechanizmu w zależności od rodzaju zakłócenia. Największą medianę redukcji opóźnienia wyrobu końcowego uzyskano dla zakłóceń materiałowych. W grupie D3-MATERIAL mediana poprawy (FP_delay) wyniosła 6, podczas gdy dla D1-FLOW osiągnęła wartość 3,5, a dla D2-QUALITY – 3.

Inny obraz uzyskano przy analizie powtarzalności efektu. W przypadku zakłóceń D1-FLOW poprawa wystąpiła w 70,6% eksperymentów, podczas gdy dla D3-MATERIAL i D2-QUALITY odsetek ten wyniósł odpowiednio 59,0% oraz 59,5%. Wyniki wskazują zatem, że dla zakłóceń materiałowych potencjalna wielkość uzyskiwanej korzyści jest większa, natomiast dla zakłóceń przepływu korzystny efekt adaptacji występuje częściej.

Różnice te potwierdzają, że skuteczność mechanizmu nie powinna być oceniana wyłącznie za pomocą jednej zagregowanej miary. Rodzaj zakłócenia wpływa zarówno na dostępny zbiór działań adaptacyjnych, jak i na skalę oraz powtarzalność uzyskiwanego efektu.

Łączne zestawienie struktury wyboru działań i wartości redukcji opóźnienia wskazuje, że mechanizm różnicuje reakcję w zależności od warunków występujących w systemie produkcyjnym. Rodzaj zakłócenia pełni funkcję

ograniczającą zbiór działań wykonalnych, natomiast ostateczny wybór działania uwzględnia jego przewidywany efekt oraz wpływ na stabilność planu. Wynik ten wspiera założenie, że odporność planowania wymaga nie tylko reakcji na samo wystąpienie zakłócenia, lecz również dostosowania charakteru reakcji do źródła i przewidywanych konsekwencji problemu.



Rysunek 6-21 Mediana redukcji opóźnienia wyrobu końcowego według rodzaju zakłócenia

6.3.5. Syntetyczna ocena odporności

Przeprowadzone analizy pozwalają na syntetyczną ocenę wpływu proponowanego mechanizmu na odporność planowania produkcji. Odporność rozpatrywano jako zdolność systemu do absorpcji części skutków zakłócenia, uruchomienia adekwatnego działania adaptacyjnego w przypadkach wymagających ingerencji, ograniczenia czasu odtworzenia oraz zachowania możliwie wysokiej stabilności istniejącego planu.

Takie ujęcie pozwala odejść od oceny mechanizmu wyłącznie poprzez redukcję opóźnienia i uwzględnić sposób, w jaki system przechodzi od wystąpienia zakłócenia do odzyskania akceptowalnego stanu realizacji produkcji.

Spośród 3444 analizowanych eksperymentów w 345 przypadkach, stanowiących 10,0% całej populacji, zastosowanie adaptacji doprowadziło do całkowitego wyeliminowania opóźnienia na poziomie wyrobu końcowego. W kolejnych 2652 przypadkach (77,0%) mechanizm uruchomił działanie adaptacyjne, jednak po jego zastosowaniu część opóźnienia nadal pozostawała. Nie oznacza to braku skuteczności tych działań, ponieważ – jak wykazano we wcześniejszych analizach – w znacznej części przypadków adaptacja prowadziła do redukcji wartości (FP_delay), nawet jeśli nie umożliwiała jego całkowitego wyeliminowania.

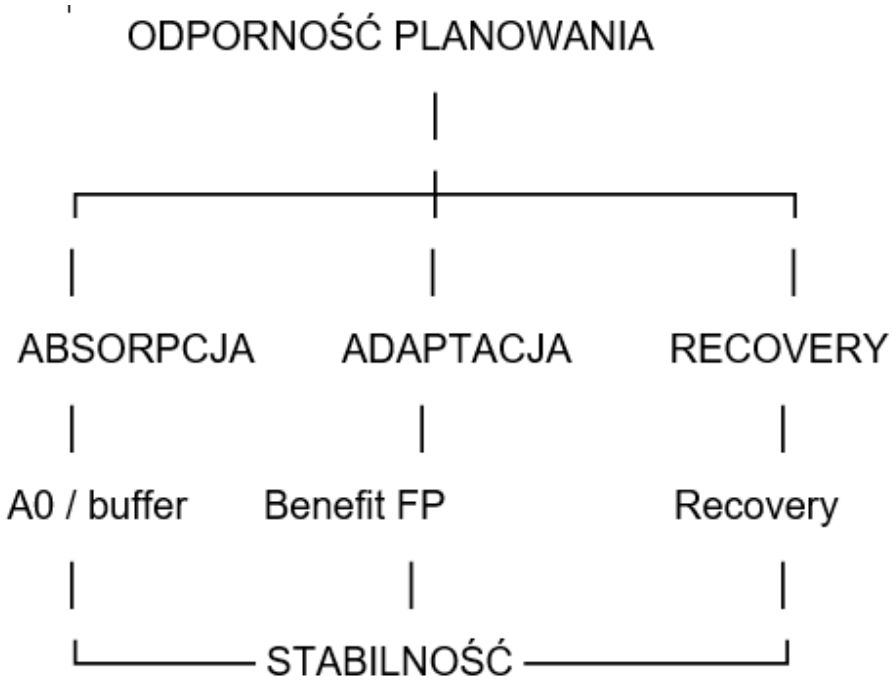
W 447 przypadkach, odpowiadających 13,0% eksperymentów, wybrane zostało działanie A0, oznaczające pozostawienie planu bez ingerencji adaptacyjnej. We wszystkich tych przypadkach po zakończeniu procesu decyzyjnego pozostawało opóźnienie wyrobu końcowego. Wynik ten wskazuje, że A0 nie powinno być interpretowane jako miara absorpcji zakłócenia. Jego wybór oznacza natomiast, że w określonych warunkach żadne z rozpatrywanych działań adaptacyjnych nie zapewniało korzyści uzasadniającej zmianę istniejącego planu.

Tabela 6-26 Struktura efektów zastosowania mechanizmu adaptacyjnego

Wynik	N	%
Pełna kompensacja po adaptacji	345	10,0
Częściowa kompensacja / pozostałe opóźnienie	2652	77,0
Brak działania adaptacyjnego	447	13,0

Uzyskane wyniki pokazują również, że skuteczność mechanizmu należy rozpatrywać dwustopniowo. Najsilniejszym rezultatem jest pełne skompensowanie wpływu zakłócenia, jednak istotnym efektem mechanizmu jest także częściowe ograniczenie opóźnienia w przypadkach, w których całkowite odtworzenie terminowości nie jest możliwe.

Tak przyjęta struktura oceny pozwala rozpatrywać odporność planowania jako zdolność systemu do absorpcji części zakłóceń, selektywnego uruchamiania adaptacji w przypadkach wymagających ingerencji oraz ograniczania czasu i zakresu negatywnego wpływu zakłócenia przy zachowaniu stabilności planu.



Rysunek 6-22 Schemat modelu. Źródło: Opracowanie własne

6.4. Dyskusja wyników

6.4.1. Interpretacja wyników badań eksperymentalnych

Przeprowadzone badania eksperymentalne dowodzą, że ostateczna skuteczność mechanizmu adaptacyjnego jest zjawiskiem wielowymiarowym i nie jest determinowana wyłącznie przez pierwotną klasę zakłócenia. Na rzeczywisty efekt mitygacyjny wpływa symultanicznie kilka czynników: intensywność anomalii, pojemność dostępnego bufora czasowego, topologiczna pozycja zakłóconego elementu w strukturze zależności produkcyjnych (BOM) oraz zbiór działań technologicznie wykonalnych w danym stanie systemu.

Tezę tę bezpośrednio weryfikuje analiza porównawcza poszczególnych klas odchyleń. W przypadku zakłóceń przepływu D1 (klasa FLOW), redukcję opóźnienia wyrobu gotowego (*FP_delay*) odnotowano w 70,6% badanych przypadków, przy medianie poprawy na poziomie 3,5. Z kolei dla zakłóceń materiałowych D3 (klasa MATERIAL) odsetek udanych interwencji był zauważalnie niższy (59,0%), jednak mediana uzyskanego efektu naprawczego wzrosła do wartości 6. Oznacza to, że zakłócenia typu D1 - FLOW charakteryzują się wyższym prawdopodobieństwem i powtarzalnością skutecznej adaptacji, podczas gdy w klasie D3-MATERIAL potencjalny zysk z rekonfiguracji jest wyższy, lecz silniej uzależniony od specyficznych warunków brzegowych danego zlecenia.

Zróżnicowanie to wynika bezpośrednio z odmiennej natury ograniczeń obu klas. Zakłócenia przepływu D1 (FLOW) mają najczęściej charakter miękkich ograniczeń organizacyjno-wydajnościowych, które system może kompensować poprzez elastyczną zmianę priorytetów na gniazdach roboczych. W przypadku braków komponentów D3 (MATERIAL) system natrafia na twarde ograniczenia fizyczne. Zmniejsza to przestrzeń dopuszczalnych rozwiązań i częstotliwość udanych interwencji, jednak gdy wariant alternatywny (np. substytut lub zmiana alokacji) jest technicznie wykonalny, pozwala na znacznie głębszą redukcję opóźnienia finalnego.

Szczególnie interesującym rezultatem eksperymentów jest absolutna dominacja strategii oznaczonej jako działanie A1. Została ona wytypowana przez mechanizm decyzyjny w 71,5% przypadków dla klasy D1-FLOW, 56,0% dla D3-MATERIAL oraz 61,1% dla D2-QUALITY. Skuteczność tej interwencji (poprawa w 81,7% implementacji, mediana redukcji *FP_delay* = 6) osiągnięto przy relatywnie znikomym poziomie generowanej nerwowości planu. Wynik ten stanowi ważny dowód inżynierski: efektywna mitygacja zakłóceń w złożonych systemach w większości przypadków nie wymaga globalnego przeplanowania (*global rescheduling*), lecz precyzyjnego ukierunkowania i optymalizacji istniejących w danym momencie ścieżek realizacyjnych.

Z kolei odmienny profil efektywności zaobserwowano dla działań A3 i A4. Charakteryzowały się one wydłużonym czasem odtworzenia układu (*Recovery time*) oraz niższą medianą redukcji opóźnienia. Parametrów tych nie należy jednak utożsamiać z niższą jakością samej strategii. Interwencje te są inicjowane przez algorytm w stanach skrajnych – w sytuacjach silnych blokad strukturalnych lub krytycznego wyczerpania przestrzeni rozwiązań (braku innych opcji). Dowodzi to, że końcowy rezultat działania adaptacyjnego jest funkcją nie tylko samej akcji korygującej, ale i stopnia degradacji systemu, w którym akcja ta musiała zostać podjęta.

Analiza wrażliwości na intensywność zakłóceń wykazała również nieliniową korelację między skalą problemu a korzyściami z adaptacji. W warunkach zakłóceń o niskiej intensywności, wymierną poprawę stwierdzono jedynie w 20,6% przypadków. Dla zdarzeń o średniej i wysokiej intensywności odsetek ten skokowo wzrósł, wynosząc odpowiednio 62,0% i 69,0%. Co istotne, wzrost ten nie przełożył się na proporcjonalne zwielokrotnienie zysku jednostkowego (mediana poprawy uległa spłaszczeniu: odpowiednio 3, 4 i 4). Oznacza to, że eskalacja siły zakłócenia zwiększa przede wszystkim prawdopodobieństwo użyteczności mechanizmu adaptacyjnego, a nie wprost bezwzględną wartość redukowanego opóźnienia.

Powyższe obserwacje prowadzą do fundamentalnej konkluzji projektowej: rdzeniem nowoczesnego, adaptacyjnego planowania nie jest mechaniczna eskalacja inwazyjnych działań w odpowiedzi na rosnącą skalę zakłócenia. Inteligentny system wsparcia (DSS) powinien opierać się na selektywnej, "chirurgicznej" wręcz aplikacji interwencji, nieustannie bilansując potencjał redukcji opóźnień z fizycznymi ograniczeniami hali oraz imperatywem utrzymania nadrzędnej stabilności głównego harmonogramu.

6.4.2. Odniesienie wyników do dotychczasowych badań

Rozpatrując zagadnienie przez pryzmat wdrażania rozwiązań cyfrowych, za kluczowy punkt odniesienia należy uznać prace Baryannisa i współpracowników [3]. Systematyzując aplikacje sztucznej inteligencji w zarządzaniu ryzykiem, zarysowali oni perspektywę przejścia od paradygmatu ściśle reaktywnego do wyprzedzającej detekcji anomalii. Ten obiecujący kierunek jest z powodzeniem rozwijany w nowszych badaniach. Przykładowo, Fani i in. skutecznie zintegrowali analizę danych, reguły asocjacyjne i modelowanie symulacyjne w architekturze systemów wspomagających planowanie. Z kolei badania Senonera i zespołu [46] dowiodły słuszności włączania predykcji czasów cyklu w proces podejmowania decyzji harmonogramowych, nawet w wymagającym środowisku produkcji jednostkowej i wysokozmiennej. Użyteczność tego podejścia potwierdzają również ustalenia Botelho i in.[8], którzy udokumentowali wysoką efektywność synergii uczenia maszynowego oraz eksploracji procesów (ang. process mining) w prognozowaniu pozostałego czasu realizacji zleceń produkcyjnych.

Rezultaty uzyskane w ramach niniejszej dysertacji harmonijnie wpisują się w powyższy nurt badawczy, jednocześnie wyraźnie obnażając jego fundamentalne ograniczenie. Sama w sobie, wyizolowana zdolność do precyzyjnego przewidywania terminu rozpoczęcia, opóźnienia czy zakończenia zlecenia nie przekłada się automatycznie na wzrost odporności systemu planowania. Antycypacja zyskuje bowiem realny wymiar operacyjny dopiero w momencie, gdy zostaje strukturalnie powiązana z kwantyfikacją ryzyka, mapowaniem węzłów propagacji zakłóceń oraz trafną selekcją wykonalnych działań adaptacyjnych. Taka diagnoza idealnie rezonuje z postulowanym we współczesnej literaturze przedmiotu przejściem od analityki predykcyjnej do preskryptywnej (rekomendacyjnej). Jak trafnie zauważają Smyth i in [50]., optymalne wykorzystanie potencjału AI wymaga jej fuzji z algorytmami preskryptywnymi. Wtórują im Li i in., proponując holistyczne podejście integrujące predykcję, analizę przeżycia oraz wyjaśnialna sztuczną inteligencję (XAI) w budowie odporności. Zbieżną filozofię reprezentuje hybrydowy model autorstwa

Babazadeha i in. [52], w którym wyniki sieci neuronowych bezpośrednio zasilają proces optymalizacji działań odtworzeniowych.

Na tym zarysowanym tle, zasadniczy wkład naukowy niniejszej rozprawy polega na pełnej operacjonalizacji tych postulatów bezpośrednio na mikropoziomie planowania i sterowania produkcją. Opracowane rozwiązanie w nowatorski sposób integruje predykcję odchyleń czasowych z dogłębną analizą wielopoziomowej struktury wyrobu (BOM), śledzeniem kaskadowej propagacji skutków zakłócenia oraz selekcją optymalnej interwencji z puli działań technologicznie wykonalnych. Co istotne, proces ewaluacji celowo nie został zredukowany wyłącznie do oceny trafności statystycznej prognoz czy też skali zniwelowanego opóźnienia. Uwzględniono w nim równolegle czas niezbędny na odbudowę systemu oraz zakres ingerencji wprowadzonych do pierwotnego planu, co pozwala obiektywnie zważyć skuteczność adaptacji względem jej operacyjnego kosztu. Takie wielowymiarowe ujęcie koresponduje z koncepcją wskaźnika Time-to-Adapt, zaproponowaną przez Mosayebiego i in., lecz znacząco ją rozszerza – włączając w obszar ewaluacji ostateczny rezultat wdrożonej interwencji oraz stopień wywoływanej przez nią nerwowości planu.

Konkluzje płynące z przeprowadzonych badań dobitnie wykazują zatem, że odporność harmonogramowania nie jest immanentną właściwością samego algorytmu predykcyjnego. Należy ją traktować jako emergentny efekt funkcjonowania domkniętej pętli decyzyjnej, na którą składają się: obserwacja stanu systemu, predykcja, kwantyfikacja ryzyka, dobór interwencji, ewaluacja jej skutków oraz analiza informacji zwrotnej. O rzeczywistej wartości wdrożonego rozwiązania nie przesądza ostatecznie to, czy zakłócenie można poprawnie przewidzieć, lecz fakt, czy tak wygenerowana wiedza prowadzi do wykonalnej decyzji, która tłumi propagację opóźnień, nie kompromitując przy tym rygoru i stabilności planu.

W tym szerszym ujęciu, przedłożona rozprawa buduje istotny pomost koncepcyjny między dwoma nurtami badawczymi, które do tej pory nierzadko funkcjonowały w izolacji: makroskopowymi analizami odporności i efektu domina w globalnych łańcuchach dostaw, a operacyjnym, inżynieryjnym nurtem predykcyjno-adaptacyjnego planowania produkcji na poziomie gniazd roboczych. Zgromadzony materiał badawczy dowodzi, że odporność nie musi być definiowana wyłącznie jako abstrakcyjna, ogólna zdolność systemu do przetrwania szoku i odbudowy. Może – i powinna – być traktowana jako w pełni mierzalny rezultat konkretnych, ukierunkowanych decyzji podejmowanych w gęstej sieci operacji produkcyjnych i zależności materiałowych. Spostrzeżenie to konstytuuje kluczową wartość poznawczą i aplikacyjną opracowanego rozwiązania.

6.4.3. Znaczenie naukowe i praktyczne uzyskanych wyników

Wyniki przeprowadzonych badań jednoznacznie potwierdzają zasadność architektonicznego połączenia trzech kluczowych funkcji: bieżącego monitorowania stanu systemu, predykcji kaskadowych skutków obserwowanych odchyleń oraz inteligentnego doboru działań adaptacyjnych. W zaproponowanym układzie warstwa predykcyjna służy do ścisłej oceny bieżącego i przyszłego wpływu lokalnych zakłóceń na globalny harmonogram. Z kolei warstwa decyzyjna

pełni rolę translacyjną – przekształca te analityczne prognozy w zbiór technicznie wykonalnych interwencji, ostatecznie rekomendując optymalny wariant reakcji.

Kluczowym osiągnięciem zaproponowanej metodyki jest zmiana paradygmatu wykorzystania modeli predykcyjnych – polegająca na przesunięciu ich z roli czysto diagnostycznej w obszar aktywnego wsparcia (analityki preskryptywnej). Sama wiedza o zbliżającym się opóźnieniu nie buduje bowiem realnej odporności (*resilience*) systemu produkcyjnego. Właściwy efekt mitygacyjny rodzi się dopiero w momencie ścisłego sprzężenia prognozy z logiką adaptacyjną oraz wielokryterialną oceną skutków wdrożenia dostępnych działań.

Zrealizowane scenariusze eksperymentalne uwydatniły również krytyczne znaczenie stabilności planu jako równorzędnego kryterium optymalizacyjnego. Wykazano, że wariant gwarantujący maksymalną redukcję opóźnienia nie zawsze stanowi rozwiązanie preferowane, w szczególności, gdy jego implementacja wymaga nadmiernej, kaskadowej ingerencji w istniejący harmonogram. Analiza wyników dla badanych strategii adaptacyjnych (w tym działań oznaczonych jako A1, A2 i A5) bezsprzecznie dowodzi istnienia kompromisu operacyjnego (tzw. *trade-off*) pomiędzy skalą uzyskanego efektu naprawczego a zakresem wprowadzanych zmian i generowaną nerwowością planu.

W wymiarze aplikacyjnym powyższe wnioski definiują opracowany mechanizm jako zaawansowany system wspomagania decyzji (ang. *Decision Support System*). Jego technologicznym przeznaczeniem nie jest zastąpienie kompetencji doświadczonego planisty, ani też pełne przejęcie zadań optymalizacyjnych z systemów nadrzędnych. Narzędzie to ma funkcjonować jako cyfrowy asystent operacyjny, którego głównym zadaniem jest wczesna identyfikacja zagrożeń, symulacyjna ocena ich konsekwencji oraz generowanie rekomendacji naprawczych – zawsze w rygorystycznym poszanowaniu bieżących ograniczeń zasobowych i technologicznych hali produkcyjnej.

7. Bariery wdrożeniowe i ograniczenia

Wyniki przeprowadzonej walidacji eksperymentalnej potwierdzają potencjał aplikacyjny opracowanego mechanizmu jako narzędzia do adaptacyjnego wspomagania planowania w warunkach stochastycznych zakłóceń. Należy jednak mieć na uwadze, że przeniesienie tego rozwiązania z kontrolowanego środowiska badawczego na rzeczywistą halę produkcyjną wiąże się z szeregiem wyzwań. Skuteczne wdrożenie operacyjne w przemyśle wymaga spełnienia konkretnych uwarunkowań technologicznych i organizacyjnych. Zaliczyć do nich trzeba przede wszystkim zapewnienie wysokiej jakości i ciągłości strumieni danych, pełną interoperacyjność z ekosystemem systemów nadrzędnych (ERP/MES) oraz transparentność działania algorytmów. Ta ostatnia kwestia, wpisująca się w postulat wyjaśnianej sztucznej inteligencji (ang. *Explainable AI*), jest absolutnie niezbędna, aby system zyskał zaufanie planistów i nie był postrzegany jedynie jako analityczna „czarna skrzynka", lecz realne wsparcie procesu decyzyjnego.

Równie istotna jest świadomość obiektywnych ograniczeń metodycznych, wynikających z założeń przyjętych na etapie projektowania eksperymentów. Każdy model analityczny stanowi pewne uproszczenie rzeczywistości, dlatego uzyskane wyniki należy interpretować przez pryzmat zdefiniowanych warunków brzegowych. Obejmują one w szczególności topologię badanego systemu wytwórczego, przyjętą klasyfikację zakłóceń, zbiór dopuszczalnych interwencji adaptacyjnych oraz dobór wskaźników oceny. Parametry te wyznaczają przestrzeń, w której zaproponowane podejście zachowuje swoją ważność i może być bezpiecznie uogólniane, nie wymagając ponownej kalibracji algorytmów decyzyjnych.

Wychodząc z tego założenia, w niniejszym rozdziale dokonano krytycznej analizy głównych barier implementacyjnych oraz ograniczeń samej metodyki. Omówiono tu technologiczne i organizacyjne uwarunkowania, których spełnienie warunkuje możliwość skalowania opisanego rozwiązania. Przeprowadzona dyskusja stanowi naturalny punkt wyjścia do sformułowania perspektywicznych kierunków dalszych prac badawczo-rozwojowych nad proaktywnymi systemami sterowania i planowania produkcji.

7.1. Jakość i dostępność danych

Z perspektywy inżynierii systemów, fundamentalnym warunkiem determinującym skuteczność proponowanego mechanizmu adaptacyjnego jest dojrzałość cyfrowa środowiska produkcyjnego – w szczególności jakość, kompletność oraz aktualność zasilających go strumieni danych. Zależność ta ma charakter dwutorowy: rzutuje bezpośrednio na precyzję warstwy predykcyjnej (estymującej kaskadowe skutki zakłóceń), jak i na niezawodność warstwy decyzyjnej, która na podstawie cyfrowego obrazu sytuacji generuje zbiór technologicznie wykonalnych działań.

W nowoczesnych środowiskach wytwórczych odtworzenie rzeczywistego stanu hali produkcyjnej wymaga agregacji informacji z wielu rozproszonych modułów systemu (ERP/MES) – począwszy od struktur produktowych (BOM) i marszrut technologicznych, poprzez statusy zleceń i dostępność komponentów, aż po zdarzenia jakościowe. Aby system mógł poprawnie symulować propagację zakłóceń, absolutnie krytyczna staje się pełna spójność identyfikatorów

referencyjnych (ang. traceability). Ewentualne braki w mapowaniu relacji między zleceniem, indeksem materiałowym, operacją a alokowanym zasobem prowadzą do zerwania ciągłości grafu zależności produkcyjnych. W złożonych procesach, charakteryzujących się wielopoziomowymi strukturami BOM i współdzieleniem gniazd roboczych, taka fragmentaryzacja danych skutkuje najczęściej błędną, często niedoszacowaną oceną wpływu lokalnego przestoju na terminowość wysyłki wyrobu gotowego.

Równie istotnym uwarunkowaniem jest minimalizacja opóźnień informacyjnych (ang. data latency). Ponieważ algorytm adaptacyjny musi operować na możliwie bieżącym „zdjęciu" systemu, rozbieżność w czasie pomiędzy fizycznym zdarzeniem na hali a jego odwzorowaniem w bazie danych drastycznie obniża adekwatność rekomendowanych interwencji. Istotne jest, aby częstotliwość odświeżania danych była ściśle dopasowana do dynamiki samego procesu – system musi mieć szansę na wygenerowanie i wdrożenie decyzji naprawczej zanim fizyczny bufor czasowy zlecenia ulegnie całkowitemu wyczerpaniu.

Integralność danych ma także bezpośrednie przełożenie na weryfikację fizycznej wykonalności działań korygujących. Przykładowo, opóźniona ewidencja zużycia komponentów może skłonić algorytm do zarekomendowania rekonfiguracji opartej na materiale, który fizycznie nie jest już dostępny w magazynie. Problem ten potęguje niejednorodny stopień ustrukturyzowania źródeł informacyjnych. O ile dane transakcyjne z systemów ERP są zazwyczaj wysoce sformalizowane, o tyle zapisy dotyczące bezpośrednich przyczyn zakłóceń czy interwencji operatorskich często wymagają zaawansowanej normalizacji i oczyszczania przed ich implementacją do logiki decyzyjnej.

W ujęciu wdrożeniowym powyższe obserwacje wymuszają obudowanie mechanizmu adaptacyjnego dedykowanymi procedurami zarządzania jakością danych (ang. Data Governance). Mechanizm ten powinien dysponować funkcjonalnością samo-diagnostyki – w przypadku wykrycia luk informacyjnych lub niespójności, system powinien automatycznie oflagować obniżoną wiarygodność predykcji lub celowo zawęzić katalog rekomendowanych działań, chroniąc tym samym harmonogram przed wdrożeniem decyzji obarczonych zbyt wysokim ryzykiem błędu.

Podsumowując, dojrzałość i higiena architektury danych stanowią twardy warunek brzegowy dla bezpiecznego skalowania proponowanego rozwiązania. W rzeczywistym środowisku produkcyjnym to właśnie jakość warstwy analitycznej determinuje granicę, do której planista może bezpiecznie zaufać rekomendacjom systemu autonomicznego.

7.2. Integracja z systemami ERP/MES/APS

Krytycznym warunkiem wdrożenia opracowanego mechanizmu adaptacyjnego w rzeczywistym środowisku przemysłowym jest jego płynna integracja z architekturą istniejących systemów informatycznych przedsiębiorstwa. W nowoczesnych fabrykach wiedza niezbędna do proaktywnego zarządzania zakłóceniami jest z natury rozproszona w cyfrowym ekosystemie, bazującym najczęściej na trójwarstwowym modelu obejmującym systemy klasy ERP, MES oraz APS. Każdy z tych węzłów pełni ściśle określoną funkcję, a zaproponowany algorytm musi zostać z nimi umiejętnie zorkiestrowany proponowanej architekturze zintegrowanej, system ERP (Enterprise Resource Planning) pełni rolę fundamentu transakcyjnego i strukturalnego. Dostarcza on

statycznych i referencyjnych uwarunkowań planistycznych, takich jak macierze BOM, technologiczne marszruty, główne zapotrzebowania materiałowe oraz nominalne czasy realizacji (lead times). Z kolei system MES (Manufacturing Execution System) pełni funkcję warstwy telemetrycznej. Rejestrując rzeczywisty przebieg procesu wytwórczego na poziomie hali (statusy maszyn, przestoje, mikro-odchylenia), pozwala on drastycznie zredukować opóźnienie informacyjne pomiędzy fizycznym wystąpieniem zakłócenia a jego uwzględnieniem w cyfrowej analizie. Należy jednocześnie wyraźnie podkreślić komplementarny – a nie konkurencyjny – charakter opracowanego mechanizmu względem zaawansowanych systemów harmonogramowania APS (Advanced Planning and Scheduling). Celem algorytmu adaptacyjnego nie jest pełna, globalna re-optymalizacja harmonogramu, co stanowi domenę systemów APS. Jego zadaniem jest precyzyjne zarządzanie wyjątkami wczesna identyfikacja węzłów krytycznych, estymacja propagacji opóźnienia oraz wygenerowanie rekomendacji (np. działania adaptacyjnego A^*). Rekomendacja ta może następnie posłużyć jako precyzyjnie zdefiniowane ograniczenie (warunek wejściowy) dla kolejnego cyklu przeplanowania w systemie APS.W ujęciu inżynierii oprogramowania, opracowany mechanizm pełni zatem rolę inteligentnej warstwy pośredniej (ang. middleware), spinającej poziom transakcyjny (ERP), wykonawczy (MES) i optymalizacyjny (APS). Takie podejście realizuje fundamentalną zasadę separacji odpowiedzialności (Separation of Concerns), oddzielając ewidencję stanu systemu od kognitywnej oceny ryzyka i ostatecznej realizacji decyzji. Oznacza to konieczność zaprojektowania asynchronicznej wymiany danych, w której mechanizm adaptacyjny aktualizuje stan systemu z częstotliwością dostosowaną do dynamiki fizycznego procesu. W początkowej fazie mechanizm powinien funkcjonować w paradygmacie Human-in-the-Loop (HITL). Pełni on wówczas rolę doradczą – planista otrzymuje powiadomienie o ryzyku wraz ze skwantyfikowanymi opcjami mitygacji, zachowując ostateczny autorytet decyzyjny. Dopiero po zbudowaniu odpowiedniego zaufania do rekomendacji modeli predykcyjnych (weryfikacja historyczna trafności wyborów), możliwe jest sukcesywne delegowanie uprawnień – np. automatyczne przekazywanie wytypowanych, nisko ryzykownych parametrów bezpośrednio do modułów wykonawczych lub systemu APS. Podsumowując, integracja omawianego mechanizmu w przemysłowym ekosystemie informatycznym to proces wymagający przemyślanego zaprojektowania architektury procesów decyzyjnych, precyzyjnej delimitacji odpowiedzialności poszczególnych podsystemów oraz ustalenia jasnych reguł autoryzacji wprowadzanych zmian w głównym planie produkcji. Porównanie systemów i rolę proponowanego mechanizmu przedstawiono w tabeli 7-1

Tabela 7-1 Miejsce mechanizmu adaptacyjnego w architekturze systemów wspierających planowanie i realizację produkcji

System	Rola w architekturze	Relacja z mechanizmem
ERP	dane planistyczne i materiałowe	źródło stanu i zależności
MES	dane wykonawcze	aktualizacja rzeczywistego stanu
Mechanizm adaptacyjny	predykcja + decyzja	wybór rekomendowanego działania
APS	harmonogramowanie i przeplanowanie	realizacja decyzji planistycznej
Planista	nadzór i zatwierdzenie	human-in-the-loop

7.3. Interpretowalność decyzji

Fundamentalnym warunkiem udanej komercjalizacji i praktycznej użyteczności proponowanego mechanizmu adaptacyjnego jest jego transparentność decyzyjna. W realiach zarządzania halą produkcyjną, każda automatyczna rekomendacja ingerująca w kluczowe parametry operacyjne – takie jak sekwencjonowanie operacji technologicznych, modyfikacja priorytetów czy realokacja zasobów – musi podlegać bezwzględnej weryfikacji przez doświadczonego planistę. Z tego względu opracowany system nie może funkcjonować jako analityczna „czarna skrzynka".

Kwestię interpretowalności algorytmów (wpisującą się w paradygmat *Explainable AI* – XAI) ujęto w niniejszej pracy dwuwymiarowo. Pierwszy poziom odnosi się do warstwy predykcyjnej – odpowiada na pytanie o etiologię zjawiska, czyli dlaczego model estymuje konkretny poziom ryzyka opóźnienia dla danego zlecenia. Drugi wymiar dotyczy warstwy preskryptywnej (decyzyjnej) – transparentnie uzasadnia mechanikę wyboru konkretnej ścieżki adaptacyjnej na podstawie dostarczonej predykcji oraz bieżących ograniczeń systemu.

Przejrzystość warstwy predykcyjnej osiągnięto poprzez rygorystyczną analizę wpływu poszczególnych zmiennych wejściowych na wynik estymacji. W przeprowadzonych eksperymentach z powodzeniem zaimplementowano wartości SHAP (*Shapley Additive exPlanations*), które pozwalają na precyzyjną, lokalną dekompozycję decyzji modelu. Dzięki temu algorytm predykcyjny potrafi powiązać wygenerowany, abstrakcyjny wynik bezpośrednio z namacalnymi parametrami fizycznego procesu – wskazując np. na krytyczne wyczerpanie bufora czasowego, poślizg na konkretnej operacji poprzedzającej, czy specyficzną budowę wielopoziomowego drzewa materiałowego (BOM).

Prawdziwa wartość dodana z perspektywy utrzymania ciągłości produkcji ujawnia się jednak na etapie przejścia od diagnozy do działania. Planista nie oczekuje wyłącznie suchego alertu o zagrożeniu, lecz kompleksowej argumentacji dla rekomendowanego planu naprawczego. Aby to osiągnąć, proces rozumowania mechanizmu został zaprojektowany w formie czytelnej sekwencji logicznej:

zakłócenie → przewidywany skutek → ocena intensywności → $\boldsymbol{A^{feasible}}$ **→** $\boldsymbol{A^{*}}$

Takie strukturalne odwzorowanie (od detekcji anomalii, przez zdefiniowanie zbioru wariantów dopuszczalnych $A^{feasible}$, aż po wybór rozwiązania optymalnego A^{*}) pozwala użytkownikowi prześledzić pełen „tok myślenia" systemu oceniając zbieżność cyfrowej rekomendacji z rzeczywistymi realiami hali wytwórczej.

Co niezwykle istotne z pragmatycznego punktu widzenia, system tłumaczy nie tylko to, jakie działanie ostatecznie wybrał, ale również – *dlaczego odrzucił pozostałe warianty*. Świadomość, że preferowana przez planistę alternatywna marszruta została odrzucona przez algorytm ze względu na chwilowy brak dostępności specyficznego oprzyrządowania, buduje zaufanie do cyfrowego narzędzia. Wyjaśnienie nie ogranicza się zatem do prezentacji wyniku końcowego, lecz jawnie eksponuje twarde ograniczenia i kryteria selekcji.

Opisana architektura celowo utrzymuje człowieka w centrum procesu decyzyjnego, stanowiąc klasyczną implementację modelu *Human-in-the-Loop* (HITL). System wspiera planistę, uzupełniając jego zdolności analityczne, lecz nie odbiera mu autorytetu decyzyjnego. Możliwość ręcznego nadpisania decyzji (wybór alternatywy ze zbioru działań wykonalnych) pozwala na swobodne łączenie potężnych mocy obliczeniowych maszyny z intuicją oraz nieustrukturyzowaną wiedzą ekspercką (ang. *tacit knowledge*), której nigdy nie da się w pełni zamodelować w bazach danych.

W ujęciu długoterminowym interpretowalność pełni również nadrzędną funkcję audytową i rozwojową. Analiza *post factum* przypadków, w których wdrożone działanie nie przyniosło oczekiwanej redukcji opóźnienia, stanowi fundament do budowy pętli sprzężenia zwrotnego (*feedback loop*). Identyfikacja takich zdarzeń umożliwia ciągłą, iteracyjną kalibrację reguł decyzyjnych oraz doskonalenie całego mechanizmu.

Podsumowując, otwarta, transparentna architektura procesów predykcyjnych i decyzyjnych gwarantuje weryfikowalność rekomendacji, mityguje ryzyko ślepej automatyzacji niepożądanych zmian w harmonogramie i skutecznie przełamuje barierę oporu technologicznego wśród użytkowników.

Poziomy interpretowalności mechanizmu przedstawiono w tabeli 7-2.

Tabela 7-2 Poziomy interpretowalności mechanizmu adaptacyjnego

Poziom interpretowalności	Pytanie użytkownika	Przykładowa informacja
Predykcja	Dlaczego przewidywane jest opóźnienie?	główne zmienne SHAP
Ryzyko	Dlaczego przypadek jest istotny?	FP_delay, bufor, poziom intensywności
Feasibility	Dlaczego nie można użyć A4?	brak materiału / niespełniony warunek
Decyzja	Dlaczego wybrano A1?	najlepszy efekt przy ograniczonej ingerencji
Alternatywa	Co jeszcze było możliwe?	pozostałe akcje z $A^{feasible}$

7.4. Ograniczenia organizacyjne i technologiczne i badawcze

Praktyczna aplikacyjność opracowanego mechanizmu adaptacyjnego zależy nie tylko od dojrzałości warstwy danych czy integracji interfejsów informatycznych. Przekroczenie granicy między środowiskiem laboratoryjnym a przemysłowym wdrożeniem (tzw. deployment) natrafia na złożoną sieć uwarunkowań organizacyjnych i technologicznych samej hali produkcyjnej. Bariery te bezpośrednio determinują zarówno tempo implementacji, jak i docelowy zakres autonomii decyzyjnej systemu. W wymiarze organizacyjnym, fundamentalnym wyzwaniem pozostaje zarządzenie zmianą. Mimo iż algorytm jest w stanie autonomicznie wyznaczyć i zarekomendować optymalne działanie korygujące A^*, jego fizyczna egzekucja głęboko ingeruje w stabilność harmonogramu – m.in. zmieniając kolejność zleceń, zamrażając zasoby i alokując deficytowe materiały. Z tego względu, w początkowej fazie cyklu życia systemu, absolutnie uzasadnione jest utrzymanie paradygmatu Human-in-the-Loop (HITL), w którym to planista zachowuje ostateczny autorytet decyzyjny i przejmuje odpowiedzialność za skutki interwencji. Sukces wdrożenia jest ponadto ściśle skorelowany z poziomem technologicznej adopcji przez samych

użytkowników. Systemy informatyczne rzadko dysponują pełnym obrazem ograniczeń fizycznych, co sprawia, że planiści na co dzień korzystają z tzw. wiedzy ukrytej (tacit knowledge). Narzucanie rekomendacji z pominięciem tej wiedzy skutkuje natychmiastowym spadkiem zaufania do algorytmu. Z tego powodu proces wdrażania musi zakładać transparentną prezentację uzasadnień oraz ciągłe ewidencjonowanie sytuacji, w których planista celowo odrzuca wskazanie systemu na rzecz rozwiązania autorskiego. Kolejnym aspektem organizacyjnym jest konieczność zarządzania efektem kaskadowym (ripple effect). W środowiskach o gęstej siatce współdzielonych zasobów i wielopoziomowych strukturach BOM, zmiana priorytetu zlecenia „A" natychmiast rzutuje na dostępność maszyn dla zlecenia „B". System musi zatem posiadać precyzyjnie zdefiniowane granice decyzyjne – progi eskalacji określające, kiedy interwencja może zostać zamknięta lokalnie (w obrębie gniazda roboczego), a kiedy jej skala wymaga wstrzymania automatycznej adaptacji i poddania całej siatki zleceń globalnemu przeplanowaniu w systemie APS.Z perspektywy technologicznej, twardym uwarunkowaniem jest wydajność infrastruktury obliczeniowej. Złożoność architektury musi zatem gwarantować, że pełen cykl przetwarzania – od pozyskania danych, przez inferencję modelu, aż po ewaluację wariantów – zakończy się przed zamknięciem tzw. okna decyzyjnego, czyli zanim fizyczny bufor czasu dla zagrożonego zlecenia ulegnie bezpowrotnemu wyczerpaniu. Co więcej, modele oparte na uczeniu maszynowym są podatne na zjawisko degradacji predykcyjnej (ang. concept drift). Zmiany w technologii wytwarzania, modyfikacje asortymentu czy starzenie się parku maszynowego powodują, że model wytrenowany na danych historycznych zaczyna tracić na dokładności. Wymusza to implementację metodyki MLOps (Machine Learning Operations), zapewniającej ciągły monitoring wskaźników jakościowych modelu oraz zautomatyzowane procedury jego okresowego douczania. Analogicznym rygorom podlega utrzymanie samej regułowej logiki decyzyjnej. Przestrzeń dopuszczalnych działań adaptacyjnych (od A_0do A_5) odzwierciedla konkretną topologię procesów na dany moment. Reorganizacja zasobów fabryki czy zmiana strategii zaopatrzenia mogą dezaktywować część interwencji lub otworzyć nowe możliwości kompensacji. Mechanizm adaptacyjny wymaga zatem traktowania jako ewolucyjny komponent systemu produkcyjnego, a nie jednorazowo zainstalowana wtyczka typu plug-and-play. Z niezawodnością procesów analitycznych wiąże się również odporność na anomalie danych. Ostatnim, lecz niezwykle ważnym uwarunkowaniem technologicznym jest skalowalność obliczeniowa. Złożoność problemów harmonogramowania z natury ma charakter nieliniowo rosnący. Wraz ze wzrostem głębokości struktur BOM oraz liczby alternatywnych marszrut, pojawia się ryzyko eksplozji kombinatorycznej. Rozwiązanie tego problemu wymaga nowoczesnego podejścia do inżynierii oprogramowania, aby zoptymalizować czas generowania odpowiedzi systemu

Główne ograniczenia zostały zebrane w tabeli 7-3.

Tabela 7-3 Główne ograniczenia organizacyjne i technologiczne wdrożenia mechanizmu adaptacyjnego.

Obszar	Ograniczenie	Potencjalny skutek	Sposób ograniczenia
Organizacja	brak właściciela decyzji	brak realizacji rekomendacji	human-in-the-loop, role
Użytkownicy	niski poziom zaufania	odrzucanie rekomendacji	explainability, feedback
Proces	lokalna decyzja wpływa na inne zlecenia	efekt uboczny przeplanowania	reguły eskalacji
Modele ML	pogorszenie jakości w czasie	błędne predykcje	monitoring, retraining
Decision Layer	zmiana realiów procesu	nieaktualne feasible actions	okresowa aktualizacja reguł
Infrastruktura	opóźnienia/niedostępność	nieaktualna rekomendacja	monitoring i fail-safe
Skalowanie	wzrost liczby przypadków	długi czas obliczeń	skalowalna architektura

Podsumowując powyższe uwarunkowania, wdrożenie inteligentnego mechanizmu adaptacyjnego należy traktować nie jako prosty projekt IT, lecz jako szeroko zakrojoną transformację. Jedyną racjonalną ścieżką implementacji jest ewolucyjne, kaskadowe podnoszenie poziomu automatyzacji – ściśle skorelowane ze stopniowym wzrostem higieny danych, stabilnością predykcji oraz budowaniem zaufania kadry inżynierskiej do cyfrowego asystenta planowania.

Rzetelna interpretacja uzyskanych wyników badawczych wymaga krytycznej refleksji nad ograniczeniami przyjętego modelu eksperymentalnego. Zdefiniowane poniżej warunki brzegowe w żaden sposób nie deprecjonują poprawności walidowanej logiki decyzyjnej, jednak precyzyjnie wyznaczają trafność zewnętrzną modelu – czyli ramy, w których uzyskane wnioski mogą być bezpośrednio uogólniane na inne systemy produkcyjne.

Pierwsza grupa uwarunkowań wynika z monograficznego charakteru środowiska testowego. Eksperymenty osadzono w specyficznych realiach produkcji typu HMLV (High-Mix Low-Volume), charakteryzującej się głębokimi strukturami BOM, współdzieleniem gniazd roboczych oraz wysoką zmiennością marszrut technologicznych. Konsekwencją takiego podejścia jest to, że uzyskane wartości numeryczne – w tym bezwzględna skala redukcji opóźnień, czasy odtworzenia oraz rozkład częstotliwości poszczególnych interwencji adaptacyjnych – są silnie skorelowane z fizyczną topologią tego konkretnego zakładu. Translacja mechanizmu do środowiska o odmiennym profilu (np. produkcji potokowej) wymagałaby kalibracji parametrów inicjalnych oraz ponownej walidacji empirycznej. Powyższa specyfika zdeterminowała również zakres analizowanych anomalii operacyjnych, który zawężono do trzech fundamentalnych klas: Przepływ, Materiał oraz Jakość. Ich dobór podyktowany był dostępnością i wiarygodnością historycznych danych. Model w obecnym kształcie nie uwzględnia danych jak np. absencje personelu, zaburzenia w zewnętrznym łańcuchu dostaw. Analogicznym uproszczeniem objęto architekturę warstwy decyzyjnej – zaprojektowany zbiór działań kompensacyjnych A_0– A_5\$ jest zbiorem zamkniętym, uszytym na miarę technologicznych i organizacyjnych możliwości badanego obiektu. Nie stanowi

on uniwersalnego katalogu interwencji i w innych środowiskach wymagałby redefinicji lub rozszerzenia o dodatkowe warianty decyzyjne.

Kolejny obszar ograniczeń dotyczy konstrukcji samej funkcji celu i metryk oceny. Do pomiaru stabilności planu i skali koniecznej ingerencji wykorzystano wskaźnik Changed_oper (udział zleceń objętych modyfikacją). Choć miara ta poprawnie kwantyfikuje zjawisko tzw. nerwowości systemu harmonogramowania (system nervousness), nie wychwytuje ona pełnego spektrum ukrytych kosztów operacyjnych. Działania o podobnej skuteczności w redukcji opóźnienia (FP_delay) mogą w rzeczywistości drastycznie różnić się rzeczywistym nakładem pracy – np. poprzez wymuszenie kosztownych przezbrojeń (changeovers), gwałtowne piki obciążeń wybranych zasobów czy generowanie wtórnych opóźnień dla zleceń nieobjętych bezpośrednią analizą. Brakuje tu zatem pełnego, ekonomicznego rachunku kosztów, co sprawia, że mechanizm optymalizuje system pod kątem wskaźników techniczno-czasowych, a nie stricte finansowych. Istotnym warunkiem brzegowym jest ponadto przyjęta metoda walidacji. Przeprowadzone badania miały charakter historycznego studium eksperymentalnego. Nie objęły one długookresowej ewaluacji w trybie wdrożenia operacyjnego na hali produkcyjnej. Nie zbadano tym samym kluczowych aspektów związanych z adaptacją: rzeczywistego poziomu akceptacji rekomendacji przez inżynierów planowania, wpływu systemu na codzienną ergonomię procesów decyzyjnych oraz długofalowych skutków interakcji wielookresowej (sytuacji, w których system musi uwzględniać konsekwencje swoich własnych, wcześniejszych interwencji w kolejnych cyklach planistycznych).Podsumowując, uzyskane rezultaty należy interpretować przede wszystkim jako skuteczny dowód koncepcji (Proof of Concept) dla samej architektury rozwiązania. Potwierdzają one słuszność kierunkową opracowanej logiki, która płynnie integruje detekcję anomalii, predykcję ich kaskadowych skutków oraz ewaluację działań naprawczych. Wartość naukowa badań polega na weryfikacji mechanizmu adaptacyjnego jako kompletnego narzędzia wsparcia w zdefiniowanym środowisku referencyjnym, jednak pełne ilościowe uogólnienie tych wyników stanowi otwartą przestrzeń dla przyszłych prac badawczo-rozwojowych w zróżnicowanych gałęziach przemysłu.

Zbiorczo ograniczenia przedstawiono w tabeli 7-4.

Tabela 7-4 Główne ograniczenia przeprowadzonych badań i ich wpływ na interpretację wyników

Ograniczenie	Zakres w badaniu	Konsekwencja dla interpretacji
Środowisko	jeden system HMLV	ograniczone uogólnienie wartości liczowych
Zakłócenia	D1-FLOW, D3-MATERIAL, D2-QUALITY	brak pełnego spektrum zakłóceń
Działania	A0–A5	ograniczona przestrzeń decyzyjna
Stabilność	Changed_oper	brak pełnej oceny skutków przeplanowania
Koszt adaptacji	brak wyceny ekonomicznej	brak porównania finansowego działań
Walidacja	eksperymentalna	brak długookresowej walidacji operacyjnej
Dynamika	pojedyncze decyzje/stan	brak pełnej wielookresowej optymalizacji

7.5. Możliwości wdrożenia i skalowania mechanizmu

Z perspektywy inżynierii wdrożeń, optymalną strategią implementacji zaproponowanego mechanizmu jest podejście ewolucyjne. Zakłada ono etapowe wdrażanie rozwiązania, ściśle skorelowane z rosnącą krzywą dojrzałości cyfrowej przedsiębiorstwa – w szczególności z jakością danych, stabilnością

modeli predykcyjnych oraz stopniem zintegrowania ekosystemu IT. Taka metodyka pozwala skutecznie mitygować ryzyko organizacyjne i technologiczne, nieuchronnie towarzyszące gwałtownemu przejściu od eksperymentalnego środowiska analitycznego do w pełni zautomatyzowanego sterowania produkcją.

Proponowana mapa drogowa (*roadmap*) wdrożenia obejmuje trzy fundamentalne fazy:

1. **Tryb asystenta decyzyjnego (Decision Support):** W pierwszej fazie system pełni funkcję wyłącznie analityczno-doradczą. Algorytm w trybie ciągłym monitoruje strumienie danych, identyfikuje węzły krytyczne, estymuje propagację opóźnień i wyznacza optymalną ścieżkę mitygacji (A^*). Wygenerowany pakiet informacji, wraz z transparentnym uzasadnieniem, trafia na pulpit planisty. Na tym etapie system nie posiada uprawnień do fizycznej ingerencji w nadrzędny harmonogram.
2. **Model współdzielonej egzekucji (Active Human-in-the-Loop):** W miarę budowania zaufania do rekomendacji algorytmu, planista zachowuje funkcję autoryzacyjną (zatwierdza zaproponowane działanie), jednak sam proces jego fizycznej implementacji ulega automatyzacji. System zyskuje uprawnienia do samodzielnego propagowania zatwierdzonych parametrów – np. zmiany priorytetu zlecenia w systemie ERP, modyfikacji statusu w MES czy przesłania zaktualizowanych ram czasowych do modułu APS.
3. **Wybiórcza automatyzacja (Selective Autonomy):** W docelowym warunkach eksploatacyjnych dopuszcza się pełną automatyzację logiki decyzyjnej dla ściśle zdefiniowanych sub-populacji zakłóceń. Dotyczy to interwencji o niskiej inwazyjności w globalny plan, wysokiej powtarzalności efektu naprawczego oraz deterministycznych warunkach wykonalności. Działania obarczone wyższym ryzykiem eskalacji (np. globalna zmiana priorytetów kluczowych klientów) pozostają pod stałym nadzorem inżynierskim.

Łatwość ewolucyjnego przejścia przez opisane fazy wynika wprost z zaprojektowanej, modułowej architektury rozwiązania. Całkowite odseparowanie od siebie warstwy predykcyjnej (oceny ryzyka) oraz logiki preskryptywnej (macierzy działań i kryteriów wyboru) sprawia, że mechanizm można elastycznie skalować w trzech niezależnych wymiarach:

- **Wymiar wolumetryczny (Skalowanie horyzontalne):** Dotyczy zwiększania obciążenia systemu poprzez rozszerzanie wolumenu analizowanych produktów, marszrut i zleceń. Wymaga to odpowiedniego skalowania mocy obliczeniowej (infrastruktury przetwarzania danych), jednak główna mechanika i logika oceny pozostają niezmienione.
- **Wymiar stochastyczny (Katalog zakłóceń):** Architektura pozwala na sukcesywne "wpinanie" nowych modeli oceny odchyleń. Przyszłe iteracje systemu mogą zostać rozbudowane o detekcję zakłóceń egzogenicznych (np. perturbacje w łańcuchu dostaw, opóźnienia logistyczne) oraz endogenicznych (nagłe awarie krytycznych zasobów, braki personalne), w tym także nakładających się na siebie zakłóceń kaskadowych.
- **Wymiar decyzyjny (Przestrzeń rozwiązań):** Pierwotnie zdefiniowany wektor dopuszczalnych działań $(A_0 - A_5)$ stanowi otwarty katalog. Zależnie od specyfiki technologicznej danego przedsiębiorstwa, zbiór ten może zostać rozszerzony o nowe strategie kompensacyjne (np. aktywację

alternatywnego łańcucha dostaw, out-sourcing wybranej operacji czy dynamiczny podział partii produkcyjnej – *lot splitting*).

Szczególnie obiecującym kierunkiem rozwoju tej architektury jest jej zaawansowana integracja z systemami klasy APS. Zamiast budować autonomiczny monolit planistyczny, mechanizm adaptacyjny przejmuje funkcję inteligentnego filtra wyprzedzającego (tzw. algorytmu wstępnej selekcji). Przesyłając do systemu APS precyzyjne wskazania dotyczące priorytetów i ryzyk, radykalnie zawęża on przestrzeń wariantów do przeliczenia. Pozwala to skierować potężną moc optymalizacyjną APS wyłącznie na te wycinki harmonogramu, w których ingerencja jest bezwzględnie konieczna.

Podsumowując, optymalna strategia skalowania zaproponowanego mechanizmu nie dąży do zastąpienia dotychczasowych narzędzi systemem w pełni autonomicznym. Stanowi ona raczej koncepcję wdrożenia inteligentnej warstwy pośredniej (cyfrowej nakładki / *cognitive overlay*). Warstwa ta, bazując na istniejącym ekosystemie ERP/MES/APS, rozszerza jego możliwości o zdolność do wyprzedzającej, predykcyjnej ewaluacji skutków zakłóceń oraz wysoce selektywnej, precyzyjnej rekomendacji działań naprawczych.

7.6. Kierunki dalszych badań

Przeprowadzone badania eksperymentalne jednoznacznie potwierdziły – w ramach przyjętych założeń i analizowanych scenariuszy – że synergia predykcyjnej oceny skutków zakłóceń z proaktywną warstwą decyzyjną pozwala na skuteczną mitygację opóźnień produkcyjnych. Uzyskane rezultaty dowodzą zarazem, że odporność systemu planowania nie jest wyłącznie funkcją dokładności samej predykcji. Stanowi ona wypadkową szybkości detekcji zagrożeń, dostępności walidowanych działań adaptacyjnych, wrodzonej stabilności planu oraz zdolności systemu do wielowymiarowej ewaluacji konsekwencji podejmowanych interwencji. W świetle tych ustaleń, opracowane rozwiązanie tworzy solidny fundament dla dalszych eksploracji naukowych, obejmujących zarówno rozszerzenie taksonomii modelowanych anomalii, jak i zaawansowany rozwój algorytmów selekcji działań korygujących.

Pierwszym z kluczowych postulatów badawczych jest poszerzenie katalogu analizowanych zakłóceń. Weryfikacja modelu dla anomalii z klas Przepływ/Proces, Materiał oraz Jakość otwiera drogę do uwzględnienia zdarzeń o bardziej złożonej naturze: awarii krytycznych węzłów technologicznych, nagłych deficytów kompetencyjnych personelu, zatorów logistycznych, czy chociażby czasowej niedostępności infrastruktury IT. Na szczególną uwagę zasługuje tu modelowanie zakłóceń sprzężonych (występujących kaskadowo lub symultanicznie). Ich nakładanie się często generuje nieliniową propagację odchyleń i tzw. efekt domina, którego rzeczywistych skutków nie sposób estymować poprzez trywialną agregację rezultatów pojedynczych incydentów. Nurt ten powinien objąć również zdarzenia rzadkie, charakteryzujące się niskim prawdopodobieństwem wystąpienia, lecz krytycznym wpływem na ciągłość operacyjną.

Drugim istotnym wektorem rozwoju jest rozbudowa przestrzeni decyzyjnej. Wykorzystany w pracy zbiór elementarnych interwencji (A0–A5) stanowi adekwatną bazę reaktywną, jednak w środowisku docelowym powinien zostać zintegrowany z mechanizmami bardziej złożonymi. Zaliczyć można do nich m.in. dynamiczny podział wielkości partii, rekonfigurację przydziału zasobów i matryc

kompetencji, elastyczne zarządzanie kalendarzami, uruchamianie alternatywnych marszrut technologicznych czy wreszcie selektywne, częściowe przeplanowanie. Taka ekspansja wymusza równoległe sformułowanie reguł wykonalności, mapujących wielowymiarowe ograniczenia technologiczne, materiałowe i organizacyjne. Z operacyjnego punktu widzenia warunkiem jest bowiem to, by rekomendowane działanie było nie tylko optymalne matematycznie, ale przede wszystkim fizycznie możliwe do zaimplementowania na hali produkcyjnej.

Trzecim obszarem wymagającym pogłębienia jest struktura samej funkcji wielokryterialnej oceny interwencji. W zaproponowanym modelu dominującą rolę odgrywają metryki czasu (redukcja opóźnień, czas odtworzenia planu) oraz miary stabilności (zakres wprowadzanych zmian). Dalsze prace powinny nasycić ten model o perspektywę ekonomiczną. Niezbędna staje się parametryzacja kosztów pracy w nadgodzinach, przyspieszonych frachtów, dodatkowych przezbrojeń, zamrożonego kapitału w produkcji w toku (WIP) oraz ukrytych kosztów dekompozycji pozostałej części harmonogramu. Kwantyfikacja tych „efektów ubocznych” – czyli wpływu interwencji na zlecenia niezwiązane bezpośrednio ze źródłem zakłócenia – pozwoli skutecznie eliminować zjawisko suboptymalizacji, gdzie poprawa lokalna osiągana jest kosztem globalnej degradacji wydajności systemu.

Kolejnym naturalnym etapem ewolucji jest przejście od statycznej, punktowej analizy stanu systemu do decyzyjności w przesuwającym się horyzoncie kroczącym (ang. rolling horizon). Ujęcie wielookresowe pozwoliłoby weryfikować, czy krótkoterminowo korzystna interwencja nie generuje długu operacyjnego w dalszych fazach realizacji planu. Badania w tym nurcie powinny uwzględniać sekwencyjność decyzji, ich skumulowane skutki oraz możliwość dynamicznej aktualizacji strategii w miarę napływu danych z warstwy wykonawczej (MES). Pozwoliłoby to na przejście od izolowanych reakcji do konstruowania kompleksowych polityk adaptacyjnych.

W perspektywie technologicznej, wyzwaniem pozostaje utrzymanie odporności modeli predykcyjnych na zjawisko dryfu danych (data/concept drift), wywoływane ewolucją struktury zamówień, technologii czy zmiennością czasów cyklu. Przyszłe architektury powinny integrować mechanizmy autodetekcji degradacji modelu, ciągłej re-kalibracji oraz uczenia przyrostowego (online learning). Niezwykle cennym rozszerzeniem byłaby implementacja mechanizmów estymacji niepewności (ang. uncertainty quantification). Dzięki nim warstwa preskryptywna oceniałaby nie tylko samą prognozę opóźnienia, ale i przedział ufności tej predykcji, w sytuacjach wysokiej niepewności rekomendując działania zachowawcze lub eskalując problem do eksperta.

Od strony algorytmicznej, rozwój metod optymalizacji adaptacyjnej powinien eksplorować zaawansowane koncepcje sztucznej inteligencji, w tym uczenie ze wzmocnieniem (RL) oraz architektury hybrydowe. Trening agentów RL, ze względu na ryzyko eksploracji in-vivo, wymusza jednak sprzęgnięcie systemu z wysoce wiarygodnym, symulacyjnym Cyfrowym Bliźniakiem. Niezależnie od wybranego rygoru algorytmicznego, imperatywem pozostaje zachowanie pełnej interpretowalności modelu (XAI), umożliwiającej planiście zrozumienie logiki stojącej za generowaną rekomendacją.

Osobnym, wysoce obiecującym paradygmatem badawczym jest rygorystyczna estymacja wpływu przyczynowego (ang. causal inference). O ile obecna metodyka pozwala porównywać skuteczność scenariuszy, o tyle pełna

walidacja wdrożeniowa wymaga wyizolowania efektu badanej interwencji od szumu systemowego (np. losowych wahań obciążenia czy równoległych awarii). Wdrożenie metod wnioskowania kontrfaktycznego oraz kontrolowanych eksperymentów pilotażowych pozwoli na bezstronną ocenę faktycznej wartości dodanej generowanej przez system.

Nie mniej istotna jest szeroka walidacja zewnętrzna opracowanego rozwiązania. Implementacja koncepcji w zróżnicowanych reżimach produkcyjnych – w szczególności w wymagającym środowisku produkcji małoseryjnej, wielowariantowej o wysokim stopniu współdzielenia zasobów – pozwoli zbadać granice jej możliwej generalizacji.

Na koniec należy wyraźnie wyeksponować potrzebę włączenia w ten ekosystem czynnika ludzkiego (ang. human-in-the-loop). Systematyczna analiza motywów, dla których planiści akceptują bądź odrzucają systemowe rekomendacje, to nieocenione źródło wiedzy ukrytej (tacit knowledge), trudnej do uchwycenia w twardych danych ustrukturyzowanych. Taka pętla sprzężenia zwrotnego powinna służyć do bieżącej kalibracji wag w funkcji oceny kryteriów. Rozwój w kierunku autonomii systemu musi zatem gwarantować utrzymanie nadrzędnej roli eksperta i transparentnej rejestracji przesłanek decyzyjnych.

Reasumując, dalsza ewolucja proponowanego podejścia predykcyjno-adaptacyjnego musi wykraczać poza samo doskonalenie metryk modeli ML. Środek ciężkości powinien spoczywać na badaniu złożonych interakcji na styku: prognoza – decyzja – skutek operacyjny. Włączenie do analiz szerokiego spektrum zakłóceń, wielookresowej perspektywy kroczącej, miar niepewności oraz aktywnej roli planisty, prowadzi do ostatecznego celu – budowy dojrzałej, zamkniętej pętli adaptacyjnej. W tak zdefiniowanym środowisku procesy detekcji, antycypacji, ewaluacji i działania tworzą nierozerwalny organizm, gwarantujący trwałą i systemową odporność nowoczesnych środowisk produkcyjnych.

8. Wnioski

Przedmiotem rozprawy było opracowanie oraz empiryczna walidacja autorskiego podejścia predykcyjno-adaptacyjnego, ukierunkowanego na podnoszenie odporności systemu planowania produkcji w warunkach narastającej zmienności i niepewności procesowej. Badania skoncentrowano na złożonym środowisku wytwórczym, cechującym się wielopoziomową strukturą wyrobów (BOM), złożonymi marszrutami technologicznymi oraz koniecznością intensywnego współdzielenia zasobów. W tak ukształtowanych uwarunkowaniach skutki lokalnych zakłóceń rzadko ulegają samoistnemu wygaszeniu – z reguły propagują kaskadowo przez kolejne poziomy powiązań technologicznych, bezpośrednio zagrażając terminowej realizacji wyrobów gotowych. Zrealizowany program badawczy pozwolił na sformułowanie następujących uogólnień i wniosków końcowych:

1. **Budowa odporności planowania produkcji wymaga ścisłej integracji prognozowania przebiegu procesów z ewaluacją skutków zakłóceń oraz syntezą działań adaptacyjnych.** Sama detekcja i antycypacja ryzyka opóźnienia nie stanowią wystarczającej przesłanki do mitygacji jego negatywnych konsekwencji. Informacja predykcyjna nabiera realnego waloru decyzyjnego dopiero wówczas, gdy umożliwia precyzyjną identyfikację zagrożonego węzła w planie, kwantyfikację jego wpływu na globalny proces oraz wyznaczenie technologicznie dopuszczalnych wariantów interwencji. W dysertacji opracowano autorski model łączący te etapy w spójną pętlę procesową: od rekonstrukcji stanu systemu, przez predykcję i estymację ryzyka, aż po wybór oraz ewaluację następstw wybranego działania. Podejście to transformuje rolę analityki predykcyjnej – z pasywnego narzędzia raportującego odchylenia w aktywny element proaktywnej adaptacji harmonogramu.
2. **Rzetelna ocena ryzyka na poziomie wyrobu finalnego wymusza wierne odwzorowanie przestrzenno-czasowych i materiałowych zależności w systemie.** W środowiskach o wielopoziomowej strukturze BOM lokalne opóźnienie pojedynczej operacji bądź zlecenia cząstkowego nie determinuje bezwzględnie niedotrzymania terminu dostawy wyrobu końcowego. Stopień szkodliwości zakłócenia pozostaje wypadkową takich czynników, jak stan buforów magazynowych, elastyczność pokrycia zapotrzebowania z alternatywnych źródeł. Kluczowym filarem opracowanego rozwiązania stało się dynamiczne bilansowanie potrzeb materiałowych z dostępnymi zasobami wraz z mapowaniem łańcucha zależności. Umożliwia to precyzyjne śledzenie propagacji zakłóceń w strukturze wyrobu oraz rozdzielenie nieistotnych odchyleń lokalnych od krytycznych zagrożeń dla realizacji całego planu.
3. **Wyniki badań eksperymentalnych dostarczają empirycznych dowodów na skuteczność proponowanego podejścia w redukcji opóźnień produkcyjnych.** Ilościowa ewaluacja porównawcza scenariusza bazowego (M_0) z wariantem predykcyjno-adaptacyjnym (M_A) wykazała statystycznie istotne obniżenie mediany opóźnień – zarówno na poziomie pojedynczych zleceń, jak i gotowych wyrobów. Wyniki te stanowią empiryczną walidację użyteczności opracowanego modelu w badanych warunkach. Jednocześnie odnotowano, że poprawa wskaźników nie zachodziła uniwersalnie we wszystkich analizowanych przypdkach. Dowodzi to, iż efektywność adaptacji jest ściśle uwarunkowana specyfiką zakłócenia, bieżącym stanem

obciążenia systemu oraz realną dostępnością przestrzeni decyzyjnej. Wniosek ten precyzyjnie zakreśla pole aplikacyjne oraz naturalne granice oddziaływania metody.

4. **Efektywna adaptacja wymaga ścisłego dopasowania charakteru interwencji do typu zakłócenia oraz aktualnego profilu ograniczeń systemowych.** Zaobserwowana różnica wyników w zależności od typu zakłócenia (klasy: Przepływ/Proces, Materiał, Jakość) jednoznacznie wskazuje na brak pojedynczego działania korygującego o uniwersalnej skuteczności. Reorientacja priorytetów harmonogramowych może skutecznie udrażniać wąskie gardła przepływu, lecz pozostaje bezużyteczna w obliczu deficytu surowcowego lub blokady jakościowej. Z tego powodu wybór interwencji musi być bezwzględnie oparty na uprzedniej weryfikacji jej fizycznej i technologicznej wykonalności. Opracowane podejście ogranicza zbiór przeszukiwań wyłącznie do wariantów dopuszczalnych w danym stanie systemu, uznając przy tym rozmyślne odstąpienie od interwencji za w pełni racjonalny i uzasadniony rezultat procesu decyzyjnego, gdy przewidywane korzyści nie rekompensują kosztu adaptacji.
5. **Kryterium sukcesu procesów adaptacyjnych powinno być zorientowane na globalny wynik planu produkcji, a nie na lokalną optymalizację pojedynczych zleceń.** Lokalne przyspieszenie realizacji wybranej operacji nie przekłada się na skrócenie cyklu wytwarzania wyrobu końcowego, jeśli krytyczne ograniczenie występuje w innym podsystemie. Stąd też ocena skutków podejmowanych działań korygujących musi być dokonywana przez pryzmat nadrzędnego celu produkcyjnego – terminowości wyrobów finalnych. Równocześnie zysk chwilowy należy zawsze bilansować z miarami destabilizacji harmonogramu. Kształtowanie odporności nie polega bowiem na maksymalizacji częstotliwości korekt, lecz na selektywnym wdrażaniu zmian, których spodziewany efekt uzasadnia naruszenie wyjściowej stabilności planu.
6. **Oryginalny problem podjęty w pracy sprowadza się do opracowania i eksperymentalnej weryfikacji zintegrowanego modelu adaptacyjnego w planowaniu produkcji.** W ramach pracy dokonano autorskiej syntezy danych operacyjnych, modeli uczenia maszynowego, dynamicznego bilansowania materiałowego, analizy struktur zależności oraz procedur decyzyjnych selekcjonujących dopuszczalne interwencje. Meritum polega na operacjonalizacji predykcji ML – przełożeniu szacowanych odchyleń czasowych na kwantyfikację ryzyka dla wyrobu finalnego oraz generowanie uzasadnionych decyzji adaptacyjnych. Rozwiązanie to wyprowadza modele predykcyjne z wąskiego zastosowania analitycznego, włączając je bezpośrednio w pętlę sterowania i zarządzania odpornością.
7. **Zakres uzyskanych wyników empirycznych definiuje potrzebę prowadzenia dalszych prac walidacyjnych w pełno-skalowych warunkach operacyjnych.** Formułowane wnioski odnoszą się do przyjętego zbioru danych historycznych, zdefiniowanych scenariuszy zakłóceń oraz określonej przestrzeni działań korygujących. Wyniki eksperymentów symulacyjnych stanowią istotny krok badawczy, lecz nie są tożsame z pełną ewaluacją efektów wdrożenia przemysłowego. Dalsze eksploracje powinny objąć testy pilotażowe w warunkach ciągłego przepływu planistycznego, rozbudowę rodzajów zakłóceń oraz długofalową ocenę trwałości uzyskiwanych efektów. Kluczowym wyzwaniem

aplikacyjnym pozostaje precyzyjne wyznaczenie akceptowalnego kompromisu pomiędzy przyrostem terminowości, stabilnością harmonogramu a nakładem zasobów niezbędnym do przeprowadzenia adaptacji.

Podsumowując, cel główny rozprawy został w pełni osiągnięty poprzez sformułowanie autorskiego modelu predykcyjno-adaptacyjnego oraz jego rygorystyczną walidację w ramach przeprowadzonego programu eksperymentalnego. Wyniki badań dowodzą, że kształtowanie odporności systemów planowania produkcji zyskuje nową jakość dzięki synergicznemu połączeniu predykcji odchyleń, analizy ich propagacji oraz selekcji technologicznie dopuszczalnych interwencji. Zasadniczym osiągnięciem pracy pozostaje zatem stworzenie teoretycznych i metodycznych fundamentów pod efektywne przejście od pasywnej detekcji zagrożeń do uzasadnionej, proaktywnej adaptacji planu, nakierowanej na ochronę terminowości wyrobów finalnych.

Bibliografia

1	Tang, C. S. (2006). Perspectives in supply chain risk management. International Journal of Production Economics. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.12.006
2	Ivanov, D., Dolgui, A., & Sokolov, B. (2019). The impact of digital technology and Industry 4.0 on supply chain resilience. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1488086
3	Baryannis, G., Validi, S., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Supply chain risk management and artificial intelligence: State of the art and future research directions. Computers in Industry. https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.01.012
4	Ivanov, D., Sokolov, B., & Dolgui, A. (2019). Simulation-based optimization of supply chains under disruption. Omega. https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.07.007
5	Dolgui, A., Ivanov, D., & Sokolov, B. (2018). Ripple effect in supply chains. International Journal of Production Economics. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.01.012
6	Dolgui, A., Ivanov, D., & Rozhkov, M. (2021). Digital supply chain resilience. Annual Reviews in Control. https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2021.03.001
8	Botelho, J. G. S., Choueiri, A. C., Pécora Júnior, J. E., & Santos, E. A. P. *A process mining and machine learning based approach for remaining time prediction of production orders*. Journal of Intelligent Manufacturing. https://doi.org/10.1007/s10845-026-02792-9
9	Min, H. (2010). Artificial intelligence in supply chain management. International Journal of Logistics Management. https://doi.org/10.1108/09574091011071990
10	Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data science, predictive analytics, and big data. Journal of Business Logistics. https://doi.org/10.1111/jbl.12010
11	Choi, T.-M., Wallace, S. W., & Wang, Y. (2018). Big data analytics in operations management. Production and Operations Management. https://doi.org/10.1111/poms.12838
12	Carbonneau, R., Laframboise, K., & Vahidov, R. (2008). Application of machine learning techniques for demand forecasting. European Journal of Operational Research. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.004
13	Babiceanu, R. F., & Seker, R. (2016). Big data and virtualization for manufacturing cyber-physical systems. Computers in Industry. https://doi.org/10.1016/j.compind.2016.02.004
14	Carbonneau, R., Laframboise, K., & Vahidov, R. (2008). *Machine learning in demand forecasting*. European Journal of Operational Research. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.12.004
16	Kusiak, A. (2018). Smart manufacturing. International Journal of Production Economics. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.01.011
17	Tao, F., Zhang, M., Liu, Y., & Nee, A. Y. C. (2019). Digital twin-driven smart manufacturing. Journal of Manufacturing Systems. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.01.003
18	Zhong, R. Y., Xu, X., Klotz, E., & Newman, S. T. (2017). Intelligent manufacturing in Industry 4.0. Engineering. https://doi.org/10.1016/J.ENG.2017.01.009
19	Xu, X., Lu, Y., Vogel-Heuser, B., & Wang, L. (2021). Industry 4.0 and Industry 5.0—resilient manufacturing. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.101967
20	ElMaraghy, H. A., ElMaraghy, W. H., Tomiyama, T., & Monostori, L. (2013). Complexity in engineering design and manufacturing. CIRP Annals. https://doi.org/10.1016/j.cirp.2013.05.001
21	Koren, Y., Gu, X., & Guo, W. (2018). Reconfigurable manufacturing systems. CIRP Annals. https://doi.org/10.1016/j.cirp.2018.04.002
22	Dolgui, A., Ivanov, D., & Sokolov, B. (2022). Reconfigurable supply chain: the X-network. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1846979

23	Kamble, S. S., Gunasekaran, A., & Sharma, R. (2020). Industry 4.0 and resilience. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1680894
24	Queiroz, M. M., Ivanov, D., Dolgui, A., & Wamba, S. F. (2022). Impacts of epidemic outbreaks on supply chains: Mapping a research agenda amid the COVID-19 pandemic through a structured literature review. Annals of Operations Research, 319, 1159–1196. https://doi.org/10.1007/s10479-020-03685-7
25	Leng, J., Ruan, G., Jiang, P., Xu, K., Liu, Q., Zhou, X., & Liu, C. (2020). Digital twin-based manufacturing. Journal of Manufacturing Systems. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.04.001
26	Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. (2022). Digital twin in smart manufacturing. Engineering. https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.01.015
27	Ivanov, D. (2022). Lean resilience in supply chains. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1890857
28	Ivanov, D., & Dolgui, A. (2019). *Low-certainty-need supply chains*. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1563805
30	Ivanov, D. (2020). Predicting the impacts of epidemic outbreaks on global supply chains. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1750727
31	Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). *A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0*. International Journal of Production Research. https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1768450
32	Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). Viability of intertwined supply networks. International Journal of Production Economics. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107567
33	Ivanov, D. (2021). Supply chain viability and resilience. International Journal of Production Economics. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108347
34	Dolgui, A., Ivanov, D., & Sokolov, B. (2018). *Ripple effect in the supply chain*. International Journal of Production Economics.https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.01.012
35	Christopher, M., & Peck, H. (2004). Building the resilient supply chain. International Journal of Logistics Management. https://doi.org/10.1108/09574090410700275
36	Ponomarov, S. Y., & Holcomb, M. C. (2009). Understanding supply chain resilience. International Journal of Logistics Management. https://doi.org/10.1108/09574090910954873
37	Stadtler, H. (2005). Supply chain management and advanced planning systems. Springer. https://doi.org/10.1007/0-387-24277-9
38	Whybark, D. C., & Williams, J. G. (1976). Material requirements planning under uncertainty. Management Science. https://doi.org/10.1287/mnsc.22.5.595
39	
40	Vollmann, T. E., Berry, W. L., Whybark, D. C., & Jacobs, F. R. (2005). *Manufacturing planning and control for supply chain management*. McGraw-Hill.
41	Slack, N., Brandon-Jones, A., & Burgess, N. (2019). *Operations management*. Pearson.
42	Pinedo, M. (2016). *Scheduling: Theory, algorithms, and systems*. Springer.
43	Hopp, W. J., & Spearman, M. L. (2011). *Factory physics*. McGraw-Hill.
44	Orlicky, J. (1975) – Material Requirements Planning
45	Fani, V., Antomarioni, S., Bandinelli, R., & Bevilacqua, M. Data-driven decision support tool for production planning: a framework combining association rules and simulation. Computers in Industry, 144, 103800. https://doi.org/ 10.1016/j.compind.2022.103800
46	Senoner, J., Kratzwald, B., Kuzmanovic, M., Netland, T. H., & Feuerriegel, S. Addressing distributional shifts in operations management: The case of order fulfillment in customized production. Production and Operations Management, 32(10), 3022–3042. https://doi.org/ 10.1111/poms.14021
47	Ivanov, D. Intelligent digital twin (iDT) for supply chain stress-testing, resilience, and viability. International Journal of Production Economics, 263, 108938. https://doi.org/ 10.1016/j.ijpe.2023.108938

48	Mosayebi, M., Fathi, M., Hedayati, M. K., & Ivanov, D. Time-to-Adapt (TTA). International Journal of Production Economics, 278, 109432. https://doi.org/ 10.1016/j.ijpe.2024.109432
49	Zhang, C., Juraschek, M., & Herrmann, C. Deep reinforcement learning-based dynamic scheduling for resilient and sustainable manufacturing: A systematic review. Journal of Manufacturing Systems, 77, 962–989. https://doi.org/ 10.1016/j.jmsy.2024.10.026
50	Smyth, C., Dennehy, D., Fosso Wamba, S., Scott, M., & Harfouche, A. Artificial intelligence and prescriptive analytics for supply chain resilience: A systematic literature review and research agenda. International Journal of Production Research, 62(23), 8537–8561. https://doi.org/ 10.1080/00207543.2024.2341415
51	Li, X., Krivtsov, V., Pan, C., Nassehi, A., Gao, R. X., & Ivanov, D. End-to-end supply chain resilience management using deep learning, survival analysis, and explainable artificial intelligence. International Journal of Production Research, 63(3), 1174–1202. https://doi.org/ 10.1080/00207543.2024.2367685
52	Babazadeh, R., Taraghi Nazloo, H., & Kamran, M. A. A hybrid ANN–MILP model for agile recovery production planning for PPE products under sharp demands. International Journal of Production Research, 63(2), 758–778. https://doi.org/ 10.1080/00207543.2024.2313100
53	Urgo, M., Lanza, G., Vrabič, R., & Gyulai, D. Future-proof production scheduling and control. CIRP Annals, 74(2), 971–991. https://doi.org/ 10.1016/j.cirp.2025.04.095
54	Hu, K., Yao, X., Qiao, F., Shen, W., Wu, H., & Yang, W. Digital twin-integrated bandit learning for LRM-driven multi-agent resilient production scheduling. Journal of Manufacturing Systems, 86, 50–66. https://doi.org/ 10.1016/j.jmsy.2026.02.021
55	MDPI. (2023). State of the art of digital twins in improving supply chain resilience. https://www.mdpi.com/2305-6290/9/1/22
56	Doshi, A. (2025). Beyond resilience: How AI and digital twins are rewriting the rules of supply chain recovery. Supply Chain Management Review.
57	Ganguly, S. (2022). *Resilience and robustness in the supply chain*. University of Auckland Business School
58	Takyar, A. (2024). *AI for production planning: Significance, use cases, benefits, implementation, and trends*. LeewayHertz.

Spis tabel

Tabela 1-1Specyfikacja klas systemów 16
Tabela 2-1 Charakterystyka pojęć zdolności systemu 27
Tabela 2-2 Typy zakłóceń 29
Tabela 2-3 Stan wdrożeń AI w Polsce [57] 30
Tabela 3-1 Porównanie proponowanego modelu do znanych systemów ... 46
Tabela 4-1 Mechanizmy odporności 58
Tabela 4-2 Powiazanie z mechanizmem 60
Tabela 4-3 Macierz wykonalności działań adaptacyjnych w zależności od rodzaju zakłócenia 68
Tabela 4-4 Kompleksowy opis zastosowanych metod 70
Tabela 4-5 Architektura proponowanych miar 73
Tabela 4-6 Czynniki modelu 76
Tabela 5-1 Cechy procesu oraz wpływ na badania 82
Tabela 5-2 Grupy danych 84
Tabela 5-2 Grupy danych ciąg dalszy 85
Tabela 5-3 Tabele źródłowe ujęte w badaniach 85
Tabela 5-4 Dane tabeli nagłówków zleceń Źródło : Opracowanie własne .. 94
Tabela 5-5 Dane tabeli operacji Źródło : Opracowanie własne 95
Tabela 5-6 Dane tabeli niezgodności Źródło : Opracowanie własne 97
Tabela 5-7 Zastosowane modele uczenia maszynowego 100
Tabela 5-8 Opis atrybutów modelu 101
Tabela 5-9 Opis metryk modeli 114
Tabela 5-10 Zmienne wykorzystywane w procesie identyfikacji odchyleń i zakłóceń 120
Tabela 5-10 Zmienne wykorzystywane w procesie identyfikacji odchyleń i zakłóceń Ciąg dalszy 121
Tabela 5-11 Stany mechanizmu - opis 127
Tabela 5-12 Zbiór akcji 128
Tabela 5-13 Przykładowe oceny wariantów 131
Tabela 6-1 Charakterystyka badań 138
Tabela 6-2 Reakcje i charakterystyka 140
Tabela 6-3 Przykładowe działania adaptacyjne 140
Tabela 6-4 Stosowalność działań adaptacyjnych 141
Tabela 6-5 Warianty akcji 141
Tabela 6-6 Zdefiniowane struktury danych 145
Tabela 6-7 Ilość zakłóceń wg intensywności 147
Tabela 6-8 Wyniki eksperymentów-wybór alternatywy 148
Tabela 6-9 Rozkład eksperymentów i akcji 149
Tabela 6-10 Porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia 149
Tabela 6-11 Rozkład eksperymentów i akcji 150
Tabela 6-12 Porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia 151
Tabela 6-13 Rozkład eksperymentów i akcji 152
Tabela 6-14 Porównanie wartości wybranych metryk dla wariantu bazowego oraz adaptacyjnego z podziałem na poziomy intensywności zakłócenia 152
Tabela 6-15 Porównanie podstawowych metryk dla M0,MA 154
Tabela 6-16 Rozkłady kwartylowe 154

Tabela 6-17 Wynik według rodzaju zakłócenia 154
Tabela 6-18 Efekty mechanizmu 155
Tabela 6-19 Wielkość efektów wg rodzaju zmiany 156
Tabela 6-20 Zestawienie efektów mechanizmy wg rodzaju zakłócenia 156
Tabela 6-21 Zestawienie poziomu zakłócenia z efektem..... 157
Tabela 6-22 Porównanie podstawowych metryk dla wariantu M0 i MA ... 159
Tabela 6-23 Porównanie wartości opóźnienia w wariantach M0 i MA 161
Tabela 6-24 Wyniki poszczególnych wariantów..... 164
Tabela 6-25 Dominujące akcje dla klas 167
Tabela 6-26 Struktura efektów zastosowania mechanizmu adaptacyjnego 169
Tabela 7-1 Miejsce mechanizmu adaptacyjnego w architekturze systemów wspierających planowanie i realizację produkcji 176
Tabela 7-2 Poziomy interpretowalności mechanizmu adaptacyjnego..... 178
Tabela 7-3 Główne ograniczenia organizacyjne i technologiczne wdrożenia mechanizmu adaptacyjnego..... 180
Tabela 7-4 Główne ograniczenia przeprowadzonych badań i ich wpływ na interpretację wyników..... 181

Spis rysunków

Rysunek 1-1 Drzewo BOM (opracowanie własne)..... 17
Rysunek 1-2 Efekt bullwhip i elastyczność planu (opracowanie własne).... 19
Rysunek 2-1 Mapa współwystępowania terminów dla obszaru: adaptacyjność/dane × odporność/żywotność/decyzje pod niepewnością × produkcja (2018–2026). 31
Rysunek 2-2 Mapa współwystępowania terminów dla obszaru: analityka danych/data-driven × planowanie produkcji/harmonogramowanie × produkcja (2018–2026)..... 32
Rysunek 4-1 Grafowa reprezentacja badanego systemu produkcyjnego z uwzględnieniem zależności BOM, operacji, zasobów oraz propagacji skutków zakłóceń. Źródło: opracowanie własne. 52
Rysunek 4-2 Model Systemu Modelowania Procesów produkcyjnych 54
Rysunek 4-3 Cykl zarządzania adaptacyjnego – z rozwinięciem mechanizmu predykcji i decyzji Źródło: Opracowanie własne 61
Rysunek 4-4 Architektura predykcyjno -adaptacyjnego mechanizmu planowania produkcji; Źródło: Opracowanie własne 63
Rysunek 4-5 Zastosowane fazy i metody. Źródło Opracowanie własne. 71
Rysunek 5-1 Czas trwania zlecenia 82
Rysunek 5-2 Składowe czasu trwania operacji 83
Rysunek 5-3 Architektura rozwiązania. Źródło : Opracowanie własne 88
Rysunek 5-4 Predykcyjno-Adaptacyjny mechanizm planowania produkcji; Źródło : Opracowanie własne 90
Rysunek 5-5 Przepływ danych. Źródło : Opracowanie własne 92
Rysunek 5-6 Model danych Źródło :Opracowanie własne 93
Rysunek 5-7 Liczba zakańczanych zleceń w czasie Źródło : Opracowanie własne 94
Rysunek 5-8 Rozkład czasu realizacji zleceń Źródło : Opracowanie własne 95
Rysunek 5-9 Zakańczanie zgłoszeń jakościowych w czasie Źródło : Opracowanie własne 97
Rysunek 5-10 Zakres predykcji. Źródło : Opracowanie własne 101
Rysunek 5-11 Zmienne o największym znaczeniu. Źródło : Opracowanie własne 109
Rysunek 5-12 Najczęściej występujące zmienne na pierwszej pozycji. Źródło : Opracowanie własne 110
Rysunek 5-13 Ranking globalnej istotności zmiennych 111
Rysunek 5-14 Kierunek zależności i istotności zmiennych 112
Rysunek 5-15 Metryki R2 Modelu ETA. Źródło : Opracowanie własne.... 115
Rysunek 5-16 Schemat blokowy algorytmu adaptacyjnego sterowania produkcją. Źródło : Opracowanie własne 116
Rysunek 5-18 Graf BOM. Wizualizacje z wykorzystaniem różnych narzędzi Źródło : Opracowanie własne 124
Rysunek 6-1 Konstrukcja badania. Źródło : Opracowanie własne 135
Rysunek 6-2 Dane nt. zakłóceń. . Źródło : Opracowanie własne 139
Rysunek 6-3 Scenariusze postępowania 140
Rysunek 6-4 Konstrukcja procedury badawczej 144
Rysunek 6-5 Rozkład zakłóceń wg typów 147

Rysunek 6-6 Struktura bloków programów(Python)..... 148
Rysunek 6-7 Wykres zmiany średniego opóźnienia wyrobów gotowych .. 150
Rysunek 6-8 Zmiana opóźnienia wyrobów końcowych..... 151
Rysunek 6-9 Zmiana opóźnienia wyrobów końcowych..... 153
Rysunek 6-10 Histogram 155
Rysunek 6-11 Lista eksperymentów wg efektu. Źródło :Opracowanie własne 156
Rysunek 6-12 Heatmapa poziom poprawy vs rodzaj i intensywność zakłócenia 158
Rysunek 6-13 Struktura wyboru działań adaptacyjnych w zależności od intensywności zakłócenia 159
Rysunek 6-14 Porównanie rozkładu opóźnienia wyrobu końcowego dla wariantu M0 i MA 160
Rysunek 6-15. Udział przypadków poprawy, braku zmiany i pogorszenia po zastosowaniu adaptacji 161
Rysunek 6-16 Mediana opóźnienia wyrobu końcowego dla wariantu bazowego i adaptacyjnego w zależności od intensywności zakłócenia 162
Rysunek 6-17 Struktura wyboru działań adaptacyjnych w zależności od intensywności zakłócenia 163
Rysunek 6-18 Mediana redukcji opóźnienia wyrobu końcowego według wybranego działania adaptacyjnego 165
Rysunek 6-19 Zależność pomiędzy zakresem zmian planu a redukcją opóźnienia wyrobu końcowego 165
Rysunek 6-20 Struktura wyboru działań adaptacyjnych w zależności od rodzaju zakłócenia 166
Rysunek 6-21 Mediana redukcji opóźnienia wyrobu końcowego według rodzaju zakłócenia 168
Rysunek 6-22 Schemat modelu. Źródło: Opracowanie własne..... 169

Załączniki

Załącznik 1 w podziale na numer kolumny w zbiorze

Załącznik1

Kolumna1	Kolumna2	Kolumna3	Kolumna4	Kolumna5	Kolumna6	Kolumna7
experiment_id	demand_element	d_demand_order	d_item	d_schedule_li	demand_type	d_is_demand_
EXPER_0267	SO 0015020/17/292	15014520	17	292	VC	0
EXPER_0267	34190001	34190001	3	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	4	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	9	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	7	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	5	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	6	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	1	0	SB	0
EXPER_0267	34190001	34190001	8	0	SB	0
EXPER_0267	369740	36740	1	0	SB	0
EXPER_0267	202950001	202950001	19	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	23	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	27	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	22	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	26	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	35	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	28	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	25	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	34	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	21	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	36	0	AR	1
EXPER_0267	202950001	202950001	20	0	AR	1
EXPER_0267	34190001	34190001	2	0	SB	0
EXPER_0267	202950001	202950001	24	0	AR	1
EXPER_0267	36740	36740	2	0	SB	0

Załącznik1

Kolumna8	Kolumna9	Kolumna10	Kolumna11	Kolumna12	Kolumna13	Kolumna14	Kolumna15
parent_material	required_S-6terial	is_sample	required_quai	plant	supplier	coord_type	procurement_
-	FP-30552-01	0	1.000	0001	null	5	E
S-30552-01	S-43907-04	0	2.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	S-41300-02	0	8.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	S-123619	0	12.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	S-43648-10	0	2.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	S1399C3-2	0	4.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	S1773C3K	0	6.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	S-43333-01	0	3.000	0001	null	SB	F
S-30552-01	3095-012	0	1.000	0001	null	SB	E
S-30552-01	S-23066128	0	8.000	0001	null	SB	E
S-20703	S-46329-01	0	1.000	0001	null	AR	F
S-20703	S-23064968	0	1.000	0001	null	AR	F
S-20703	S-23066700	0	1.000	0001	null	AR	E
S-20703	S-23066701	0	1.000	0001	null	AR	F
S-20703	S-23066122	0	1.000	0001	null	AR	E
S-20703	S-5A5596	1	1.000	0001	null	AR	E
S-20703	S-23066697	0	1.000	0001	null	AR	E
S-20703	S-23064967	0	1.000	0001	null	AR	F
S-20703	S-1223021	0	35.000	0001	null	AR	F
S-20703	S-23066702	0	1.000	0001	null	AR	E
S-20703	S-30252	0	1.000	0001	null	AR	F
S-20703	S-46330-01	0	1.000	0001	null	AR	F
S-30552-01	S-23066703	0	1.000	0001	null	SB	E
S-20703	S-23066126	0	1.000	0001	null	AR	E
S-30195-01	S-23065035	0	8.000	0001	null	SB	E

Załącznik1

Kolumna16	Kolumna17	Kolumna18	Kolumna19	Kolumna20	Kolumna21
special_procu	plan_delivery_	profit_center	production_li	material_type	planned_demand_date
null	0	Wydział1	A11	HALB	2025-09-17
null	294	Wydział1	null	HALB	2025-09-08
null	476	Wydział1	null	HALB	2025-09-08
null	140	Wydział1	null	HAWA	2025-09-08
null	240	Wydział3	null	HALB	2025-09-08
null	476	Wydział2	null	HAWA	2025-09-08
null	224	Wydział1	null	HAWA	2025-09-08
null	112	Wydział1	null	HALB	2025-09-08
null	0	Wydział1	A13	HALB	2025-09-08
null	0	Wydział2	B02	HALB	2025-08-18
null	294	Wydział1	null	HALB	2025-08-04
null	98	Wydział1	null	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział1	A15	HALB	2025-08-04
null	98	Wydział1	null	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział2	B02	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział1	A04	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział1	A04	HALB	2025-08-04
null	42	Wydział1	null	HALB	2025-08-04
null	30	Wydział3	null	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział2	B02	HALB	2025-08-04
4A	1	Wydział1	null	HALB	2025-08-04
null	280	Wydział1	null	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział1	A04	HALB	2025-08-28
null	0	Wydział2	B02	HALB	2025-08-04
null	0	Wydział2	B02	HALB	2025-08-18

Załącznik1

Kolumna22	Kolumna23	Kolumna24	Kolumna25	Kolumna26	Kolumna27
pred_max_component_cover_date	r_covering_order	r_item	r_schedule_li	covering_elen	r_is_stock
2025-11-04	346190	0	0	PA	0
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	362740	0	0	PA	0
2025-09-08	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-09-03	STOCK	0	0	WB	1
2025-10-22	20064295	1	0	FE	0
2025-09-03	20062133	1	0	FE	0
2025-09-08	20054532	1	0	FE	0

Załącznik1

Kolumna28	Kolumna29	Kolumna30	Kolumna31	Kolumna32	Kolumna33	Kolumna34
r_is_special_s	r_parent_mat	r_plant	r_incoming_q	vendor	cover_elem_plan_start_date	pred_cover_e
0	null	Wydział1	1.000	null	2025-08-28	-
0	null	Wydział1	58.000	null	-	-
0	null	Wydział1	320.000	null	-	-
0	null	Wydział1	998.000	null	-	-
0	null	Wydział3	3361.000	null	-	-
0	null	Wydział2	1265.000	null	-	-
0	null	Wydział1	219.000	null	-	-
0	null	Wydział1	97.000	null	-	-
0	null	Wydział1	8.000	null	2025-08-18	-
0	null	Wydział2	19.000	null	-	-
0	null	Wydział1	14.000	null	-	-
0	null	Wydział1	82.000	null	-	-
0	null	Wydział1	7.000	null	-	-
0	null	Wydział1	66.000	null	-	-
0	null	Wydział2	6.000	null	-	-
0	null	Wydział1	589.000	null	-	-
0	null	Wydział1	6.000	null	-	-
0	null	Wydział1	38.000	null	-	-
0	null	Wydział3	5822.000	null	-	-
0	null	Wydział2	26.000	null	-	-
0	null	Wydział1	161.000	null	-	-
0	null	Wydział1	37.000	null	-	-
0	null	Wydział1	1.000	null	-	-
0	null	Wydział2	16.000	null	-	-
0	null	Wydział2	15.000	null	-	-

Załącznik1

Kolumna35	Kolumna36	Kolumna37	Kolumna38	Kolumna39	Kolumna40
cover_date	pred_cover_date	pred_commer	r_cover_date_	pred_delay_c	cover_elem_component_avail_date
2025-09-11	2025-11-04	Dedicated mc	FROZEN	Delay model r	2025-10-22
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-31	2025-10-22	Dedicated mc	FROZEN	Delay model r	2025-09-08
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-08-24	-	null	STABLE	null	-
2025-09-07	2025-10-12	Dedicated mc	FROZEN	null	2025-09-03
2025-07-02	2025-09-03	Dedicated mc	FROZEN	null	-
2025-08-11	2025-09-08	Dedicated mc	FROZEN	null	-

Załącznik1

Kolumna41	Kolumna42	Kolumna43	Kolumna44	Kolumna45	Kolumna46	Kolumna47
feasible_cover_elem_start_date	r_is_cover_da	created_in_it	cov_allocatec	cov_uncovere	is_final_cover	cov_is_parent
2025-10-23	1	3	1.000	0.000	1	null
-	1	0	2.000	0.000	1	1
-	1	0	8.000	0.000	1	1
-	1	0	12.000	0.000	1	1
-	1	0	2.000	0.000	1	1
-	1	0	4.000	0.000	1	1
-	1	0	6.000	0.000	1	1
-	1	0	3.000	0.000	1	1
2025-09-09	1	1	1.000	0.000	1	1
-	1	0	8.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	35.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	1	1.000	0.000	1	1
-	1	0	1.000	0.000	1	1
-	1	0	8.000	0.000	1	1

Załącznik1

Kolumna48	Kolumna49	Kolumna50	Kolumna51	Kolumna52	Kolumna53
top_demand_element	top_material	top_element_demand_date	graph_type	level	materialized_
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	0	0
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	3
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	4
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	9
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	7
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	5
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	6
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	1
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	8
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	8.1
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.1
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.5
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.9
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.4
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.8
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.12
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.10
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.7
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.11
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.3
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.13
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.2
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	1	2
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	2.6
SO 0015020/17/292	FP-30552-01	2025-09-17	SALES	2	8.2

Załącznik1

Kolumna54	Kolumna55	Kolumna56	Kolumna57	Kolumna58	Kolumna59	Kolumna60	Kolumna61	Kolumna62
graph_node_t	is_leaf_order	is_f30_leaf_or	d_direct_miss	d_direct_miss	d_direct_miss	d_direct_faile	d_direct_out_	d_direct_com
1	0	0	0	0	0	0	0	0
1.3	1	0	0	0	0	0	0	0
1.4	1	0	0	0	0	0	0	0
1.9	1	0	0	0	0	0	0	0
1.7	1	0	0	0	0	0	0	0
1.5	1	0	0	0	0	0	0	0
1.6	1	0	0	0	0	0	0	0
1.1	1	0	0	0	0	0	0	0
1.8	0	0	0	0	0	0	0	0
1.8.1	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.1	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.5	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.9	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.4	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.8	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.12	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.10	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.7	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.11	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.3	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.13	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2.2	1	0	0	0	0	0	0	0
1.2	0	0	0	0	0	0	0	0
1.2.6	1	0	0	0	0	0	0	0
1.8.2	1	0	0	0	0	0	0	0

Kolumna72	Kolumna73	Kolumna74	Kolumna75	Kolumna76	Kolumna77	Kolumna78
is_component	action	reason	is_long_horizc	has_uncovere	max_component_cover_date	is_bottom_lev
1	ESCALATE	BLOCKED_BY	0	0	2025-11-04	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
1	ESCALATE	BLOCKED_BY	0	0	2025-10-22	1
0	null	null	0	0	2025-09-08	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
0	null	null	0	0	2025-10-22	1
null	null	null	0	0	2025-09-03	1
1	null	null	0	0	2025-09-08	1

Załącznik1

Kolumna79	Kolumna80	Kolumna81	Kolumna82	Kolumna83	Kolumna84	Kolumna85	Kolumna86	Kolumna87
D	F	DelayRisk	FPDelay	CRITICAL	RiskScore	Time_buffer_t	impact	distribution_i
48	48	0	1	1	0.7	-48	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
44	48	0	1	1	0.7	-35	1	null
21	48	0	1	1	0.7	9	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
30	48	0	1	0	0.5	14	1	null
55	48	1	1	1	1.0	-35	1	null
30	48	1	1	0	0.8	14	1	null
21	48	1	1	1	1.0	9	1	DISTR_0608

Załącznik1

Kolumna88	Kolumna89	Kolumna90	Kolumna91	Kolumna92	Kolumna93	Kolumna94
order	distr	details	Distr_lvl	A1	A2	A3
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	2025-08-29 09:52	2025-08-30 09:26	null
null	null	null	null	2025-09-07 12:56	2025-09-23 15:23	null
532002	QUALITY_DIST	null	3	2025-09-02 13:24	2025-09-03 10:11	2025-10-09

Załącznik1

Kolumna95	Kolumna96	Kolumna97	Kolumna98	Kolumna99	Kolumna100	Kolumna101	Kolumna102
A4	A5	M0	M1	M2	C_DELAY	C_FP_delay	C_Order_dela
null	null	null	null	null	48	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	44	48	null
null	null	null	null	null	21	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	null	null	null	null	30	48	null
null	2025-08-30 10:07	null	null	null	55	48	null
null	2025-09-22 18:38	null	null	null	30	48	null
2025-10-24	2025-09-04 14:40	null	null	null	21	48	3

Załącznik1

Kolumna103	Kolumna104	Kolumna105	Kolumna106	Kolumna107	Kolumna108	Kolumna109	Kolumna110	Kolumna111
C_Chenged_o	Recovery	A1_C_DELAY	A1_C_FP_dela	A1_C_Order_(	A1_C_Chenge	A1_Recovery	A2_C_DELAY	A2_C_FP_dela
0	0	null	null	null	null	null	null	null
0	0	null	null	null	null	null	null	null
0	0	null	null	null	null	null	null	null

Załącznik1

Kolumna112	Kolumna113	Kolumna114	Kolumna115	Kolumna116	Kolumna117	Kolumna118	Kolumna119	Kolumna120
A2_C_Order_(	A2_C_Chenge	A2_Recovery	A3_C_DELAY	A3_C_FP_dela	A3_C_Order_(	A3_C_Chenge	A3_Recovery	A4_C_DELAY
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
3	0	60	52	79	null	null	1421.6	67

Załącznik1

Kolumna121	Kolumna122	Kolumna123	Kolumna124	Kolumna125	Kolumna126	Kolumna127	Kolumna128	Kolumna129
A4_C_FP_dela	A4_C_Order_(	A4_C_Chenge	A4_Recovery	A5_C_DELAY	A5_C_FP_dela	A5_C_Order_(	A5_C_Chenge	A5_Recovery
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	null	null	null	null	null
null	null	null	null	12	26.5	null	null	null
null	null	null	null	49	57.5	null	null	null
94	null	null	1421.6	17	44	3	0	60