

**UNIWERSYTET SZCZECIŃSKI**  
**INSTYTUT ZARZĄDZANIA**

**mgr inż. Szymon Rymaszewski**

Zarządzanie procesami złożonymi przetwarzającymi  
spersonalizowane projekty w warunkach niepewności

**Autoreferat rozprawy doktorskiej**

Promotor rozprawy

dr hab. inż. Jarosław Wątróbski, prof. US

Promotor pomocniczy

dr hab. Bożena Śmiałkowska

Szczecin 2024

## **Spis treści**

1. Uzasadnienie wyboru tematu.....	3
2. Cel pracy i hipoteza badawcza.....	6
3. Opis zawartości pracy.....	9
4. Formalizacja obiektu badań.....	10
5. Opracowana autorska metoda.....	14
6. Wybrane wyniki badań.....	18
7. Wnioski końcowe i rekomendacje.....	22

## 1. Uzasadnienie wyboru tematu

Literatura przedmiotu ukazuje szereg problemów badawczych, które występują podczas zarządzania systemem produkcyjnym (André S. i in. 2017). Jako przykładowe można wskazać: wybór materiałów do produkcji w elastycznym systemie produkcyjnym, wybór właściwego wariantu technologicznego, dobór rodzaju i liczby wyposażenia technologicznego, wyznaczanie stopnia wykorzystania urządzeń technologicznych, ocenę opłacalności realizacji zamówień produkcyjnych, sterowanie zapasami, sterowanie rozdziałem zasobów czy **problem równoważenia** (balansowania) **zadań** (Tiamaz J. i Souissi N., 2018).

Ostatni z nich (problem równoważenia zadań) od lat zajmuje istotne miejsce w literaturze przedmiotu (Silva M. i in., 2020). Wielu badaczy wskazuje problem równoważenia działania procesów produkcyjnych jako mający kluczowe znaczenie dla przedsiębiorców (Babenko V., 2019) (Irani Z. i in., 2018) (Wu S. i in., 2019). Problem ten występuje zarówno w produkcji masowej jak i w niskonakładowej produkcji spersonalizowanych produktów (González-Cruza C. A. i in., 2015) (Rossi T. i in. 2017). Dotychczas opracowano szereg dedykowanych metod i modeli osadzonych w tej problematyce (Tao F. i in. 2002) (Dadashnejad A. A. i Valmohammadi, C., 2019) (Lu Y. i in., 2020). Jak wskazują M. Kuhn i J. Franke oraz S. Wu i in. niezależnie od tego, istnieje wyraźna luka pomiędzy badaniami naukowymi i ich wykorzystaniem praktycznym w obszarze zarządzania produkcją (Kuhn M. i Franke J., 2021) (Wu S. i in., 2019). W podobnym tonie, do zadania optymalizacji i balansowania zadań w procesach złożonych, odnosi się K. Sung Tae, wskazując, że planowanie konfiguracji systemów montażowych z nierównym tempem, potrzebuje zrównoważenia, odpowiednich buforów i szacowania przepustowości (Sung Tae K., 2018). Dodatkowo, w pracach M. Faccio i in., C. A. González-Cruza i in. oraz M. Silva i in. wskazuje się, że większość relewantnej literatury koncentruje się nad pojedynczymi aspektami procesów złożonych - mianowicie wielkością buforów i szacowaniem przepustowości - pozostawiając zbyt mało miejsca ważnemu aspektowi równoważenia zadań (Faccio M. i in., 2019) (González-Cruz C. A. i in., 2015) (Silva M. i in., 2020). Warto zaznaczyć również, że według S. André i in. integracja wskazanych trzech aspektów procesów złożonych to wyzwanie badawcze o dużym potencjale praktycznym (André S. i in. 2017). Prace A. Dolgui i in., M. Faccio i in. oraz S. Wu i in. potwierdzają również, że balansowanie zadań to wciąż problem wymagający pogłębionych badań (Dolgui A. i in., 2019) (Faccio M. i in., 2019) (Wu S. i in., 2019).

W literaturze przedmiotu niezwykle popularne jest mające praktyczne zastosowanie w przemyśle zadanie równoważenia linii produkcyjnych (Tao F. i in. 2002) (Dadashnejad A. A. i in 2019) (Lu Y. i in., 2020). Zdecydowana większość prac skupia się na liniach produkcyjnych w trzech podstawowych typach:

- Linia z pojedynczym typem produktu – jeden jednorodny produkt jest wytwarzany w linii (Dolgui A. i in., 2010).
- Linie z mieszanymi typami produktu – kilka modeli podstawowego produktu, jest wytwarzanych równocześnie, główny proces wytwarzania dla każdego produktu jest mocno podobny, występują tylko nieznaczne różnice atrybutów lub opcji w produkcji (Emde S., 2010).
- Linia wieloproduktowa – kilka produktów jest wytwarzanych w oddzielnych partiach, w tym wypadku linia może być ponownie równoważona do każdej partii (Boysen N., 2008).

Powyższe rozważania pozwalają przyjąć, że **problem równoważenia zadań to zagadnienie aktualne i ważne**. W pracy, równoważenie zadań rozumiane jest jako problem optymalnego podziału, równoważenia pracy montażowej na wszystkich stanowiskach z uwzględnieniem celów. Z tego powodu nakład pracy niezbędnej do montażu jest podzielony w zbiór  $V=\{1, \dots, n\}$  pojedynczych operacji nazywanych zadaniami. Zadania, są to niepodzielne jednostki pracy. Tym samym z każdym zadaniem  $j$  łączy się czas przetwarzania  $t_j$ , określany jako czas zadania. Ze względu na wymagania technologiczne lub organizacyjne, zadania nie mogą być przetworzone w dowolnej sekwencji, ale podlegają ograniczeniom pierwszeństwa (Boysen N., 2008).

Równoważenie linii można porównać do modelowania idealnego przepływu zadań przez proces produkcyjny (Faccio M. i in., 2019). Jednak najczęściej równoważy się linię dla powtarzalnych zadań (Wu S. i in., 2019). Praca idzie o krok dalej i zajmuje się procesami przetwarzającymi spersonalizowane projekty, czego przykładem są systemy produkcji jednostkowej, gdzie każdy kolejno wytwarzany produkt ma inną specyfikację określoną przez klienta i zajmuje inny czas na poszczególnych stacjach montażowych.

W kolejnym etapie dokonano próby przybliżenia warstwy metodycznej podjętego problemu badawczego. Na bazie analizy literatury przedmiotu, w tabeli 1.1 zawarto syntezę podejść metodycznych używanych w modelowaniu procesów produkcyjnych. Kryteria szczegółowe stanowią tutaj stopień złożoności tych procesów oraz liczba kryteriów. Obszarem zainteresowań badawczych jest obszar oznaczony przez (\*). W tabeli kolejne skróty oznaczają:

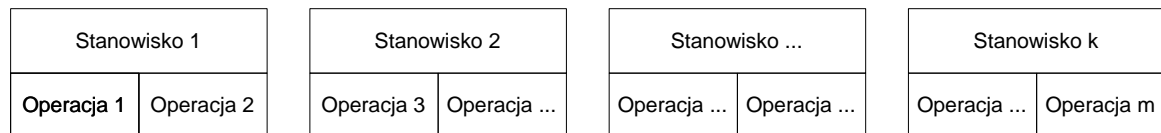
- S – metody standardowe,
- WLMM – wielokryterialne model matematyczny liniowy z wagami,
- WLMMN – wielokryterialny model matematyczny liniowy z wagami i niepewnością (np. rozmyte wagi kryteriów, rozmyte ograniczenia),
- ML – modelowanie losowego charakteru danych (NP. z wykorzystaniem rozkładów i generatorów losowych),
- CPM – metoda ścieżki krytycznej.

Tabela 1.1 Najpopularniejsze podejścia do problemu (źródło: opracowanie własne)

<i>Procesy</i>	<i>Problem decyzyjny</i>		
<b>Złożone procesy powtarzalne</b>	Problem jednokryterialny z danymi pewnymi  (S, CPM)	Problem z liniową wielokryterialną funkcją celu i ograniczeniami z danymi pewnymi  (WLMM+Pareto)	Problem z nieliniową wielokryterialną mieszaną **) funkcją celu, z ograniczeniami i danymi pewnymi (S)
	Problem jednokryterialny z danymi niepewnymi  (PERT)	Problem z liniową wielokryterialną funkcją celu i ograniczeniami z danymi niepewnymi (WLMMN)	Problem z nieliniową wielokryterialną funkcją mieszaną **) celu, z ograniczeniami i danymi niepewnymi (S+ML)
<b>Złożone procesy z zadaniami jednostkowymi (Niepowtarzalne)</b>	Problem jednokryterialny z danymi pewnymi  (S, CPM)	Problem z liniową wielokryterialną funkcją celu i ograniczeniami z danymi pewnymi (S+Pareto, WLMM+Pareto)	Problem z nieliniową wielokryterialną funkcją mieszaną **) celu, z ograniczeniami i danymi pewnymi (S)
	Problem jednokryterialny z danymi niepewnymi  (PERT)	Problem z liniową wielokryterialną funkcją celu i ograniczeniami z danymi niepewnymi  (S, WLMMN+Pareto)	Problem z nieliniową wielokryterialną funkcją mieszaną celu, z ograniczeniami i danymi niepewnymi ( *)

Jak ukazano powyżej, istnieje potrzeba pogłębionych badań i budowy metody, która przy złożonych procesach produkcji jednostkowej pozwala na przypisanie do stanowisk (procesów prostych) operacji (zadań), które mają być wykonane w tych procesach. Idea ta przedstawiona jest na rysunku 1.2. Samo zadanie równoważenia jest niezwykle istotne, jednak aby wykonać je skutecznie ważne jest określenie odpowiednich miar wydajności, które pozwolą optymalizować model (Irani Z. i in., 2018) (Tiamaz Y. i Souissi N., 2018). Zakłada się, że uzyskane wyniki będą mogły być wykorzystane w praktyce, a zatem miary wydajności powinny być określane przez decydentów procesu, a więc osoby, które podejmują decyzje w zakresie sposobu przebiegu samego procesu oraz jego zakładanych efektów (miar wydajności). W związku ze złożonością obiektu badań, miary wydajności

mogą być postrzegane jako odrębne kryteria stanowiące przedmiot optymalizacji (w tym przypadku optymalizacji wielokryterialnej) (Babenko V., 2019) (González-Cruza C. A., 2015). Za O. Battaia i A. Dolgui zakłada się zatem, że wybrane miary wydajności, są określone jako funkcje celu, które to pozwalają ocenić jakość możliwych rozwiązań i są używane do wyboru najlepszego z nich (Battaia O. i Dolgui A., 2012).



Rysunek 1.2 Przykład podziału operacji na stanowiska produkcyjne (źródło: opracowanie własne)

Z perspektywy metodycznej problemem jest więc:

- poprawne zamodelowanie obiektu badań jakim jest złożony proces przetwarzający spersonalizowane projekty z niepewnością,
- opracowanie metody, która wykorzystując optymalizację wielokryterialną, umożliwi równowagę pracy na poszczególnych stanowiskach oraz pozwoli osiągnąć zakładane przez decydentów miary wydajności takiego procesu.

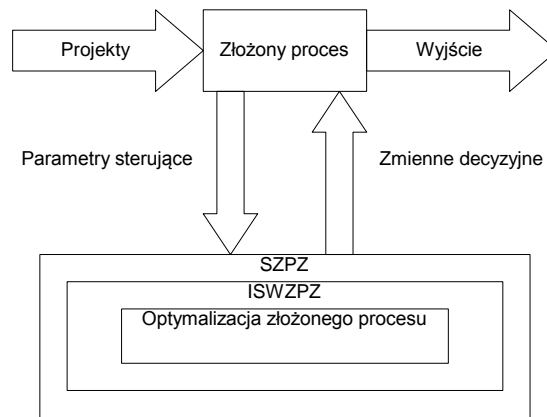
Nacisk kładziony jest tu na odpowiedni podział zadań na stanowiskach, a więc na właściwą równowagę tak, aby odpowiednie miary wydajności np. przepustowość, uzyskały oczekiwaną wartość. Należy dodatkowo zauważyć, że spersonalizowanie projektów, a w jego następstwie zadań, powodują nierówne tempo pracy takiego procesu, co z kolei powoduje wzrost obszaru niepewności danych. Zagadnienie to można uznać za złożone. Potwierdzają to publikacje w literaturze, które przedstawiają problem równoważenia linii produkcyjnej jako należący do grupy intensywnie badanych kwestii kombinatorycznych, a określanych jako NP - trudne (Battaia O. i Dolgui A., 2012).

## 2. Cel pracy i hipoteza badawcza

W przypadku niniejszej dysertacji dla obiektu badań, jakim jest złożony proces przetwarzający spersonalizowane projekty z niepewnością **przyjęto cel pracy** jakim jest **wypracowanie rozwiązań modelowych wspomagających zarządzanie tym procesem**. W szczególności chodzi tutaj o **opracowanie dedykowanego modelu** procesów złożonych przetwarzających spersonalizowane projekty w warunkach niepewności oraz **opracowanie** odpowiedniej **metody** zarządzania złożonymi procesami przetwarzającymi spersonalizowane projekty w warunkach niepewności.

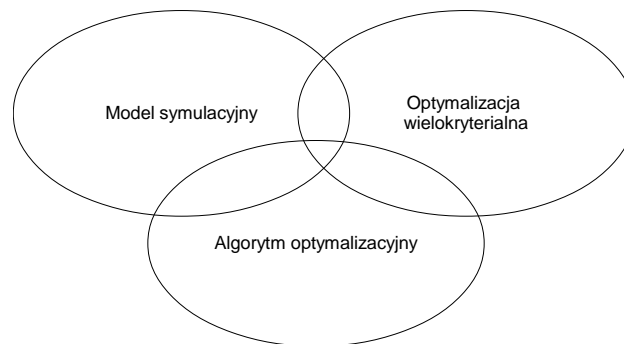
Zgodnie z literaturą przedmiotu, model jest uproszczonym odwzorowaniem obiektu rzeczywistego, w tym przypadku systemu produkcyjnego (Krupa K., 2008). Sam proces budowy modelu nazywany jest modelowaniem i jest definiowany jako tworzenie modeli dla układów rzeczywistych z oczekiwaną dokładnością i z określeniem dozwolonych kosztów (Tarnowski W., 2004). Dodatkowo, C. A. González-Cruz wskazuje, że modelowanie rozumiane jest jako proces identyfikacji, budowy i weryfikacji modelu (González-Cruza C. A., 2015). W procesie budowy i eksploatacji modelu planuje się wykorzystanie formalizacji oraz komputerowego modelowania i symulacji, pozwalających odzwierciedlić złożoną strukturę (jak przykładowo dynamiczne zachowanie się systemu produkcyjnego) i uwzględnić w pełni jego stochastyczność (Wang Q. i Chatwin C.R., 2005).

Oczekiwanym rezultatem pracy jest również nowa metoda, która umożliwi kompleksowe podejście do problemu równoważenia zadań w produkcji jednostkowej. Zakłada się, że w opracowanej metodzie, uwzględnione zostaną wszystkie najważniejsze aspekty obiektu badań czyli: wielokryterialność funkcji celu, złożoność procesu, oraz niepewność wiedzy. W wymiarze praktycznym, opracowana metoda będzie mogła być podstawą metodyczną informatycznego systemu wspomagania produkcji, zgodnie z kontekstem przedstawionym na rysunku 1.3. System zarządzania procesem złożonym (SZPZ) wykorzystuje informatyczny system wspomagania zarządzania procesem złożonym (ISWZPZ), w którego module ma być wykorzystywana opracowana w pracy metoda.



Rysunek 1.3 Kontekst systemu wspomagania zarządzania procesem złożonym (źródło: opracowanie własne)

Ze strony metodycznej cel postawiony w pracy zostanie osiągnięty poprzez wykorzystanie w opracowanej metodzie, modelowania symulacyjnego, metod optymalizacji wielokryterialnej oraz algorytmów heurystycznych. Opracowana metoda łączy te trzy wskazane metody, aby optymalizować zadane miary wydajności obiektu badań. Schemat konceptualny metody autorskiej przedstawiono na rysunku 1.4. Jak ukazano na diagramie, łącznikiem, pomiędzy modelem symulacyjnym a funkcją oceny będzie algorytm heurystyczny, który podczas działania modelu symulacyjnego, będzie optymalizował jego parametry wpływające na równoważenie zadań w procesie.



Rysunek 1.4 Ideowy schemat opracowanej metody (źródło: opracowanie własne)

W oparciu o tak zdefiniowany cel pracy sformułowano następujące cele szczegółowe:

### 1) Cele teoriopoznawcze:

- a) analiza i ocena istniejących teorii zarządzania procesem produkcji,
- b) identyfikacja i analiza cech procesów złożonych,
- c) uogólnienie doświadczeń metodycznych w zakresie modelowania procesów złożonych.



## 2) Cele metodologiczne:

- a) identyfikacja składowych autorskiej metody optymalizacji procesu złożonego z danymi niepewnymi,
- b) formalizacja obiektu badań jakim jest procesu złożony przetwarzający spersonalizowane projekty w warunkach niepewności,
- c) opracowanie kompleksowej metody zarządzania procesem złożonym z danymi niepewnymi,
- d) opracowanie podstaw metodycznych oraz środowiska informatycznego systemu wspomaganie decyzji dla obszaru zarządzania procesem złożonym z danymi niepewnymi,
- e) weryfikacja opracowanej metody w środowisku symulacyjnym.

## 3) Cele użyteczne:

- a) empiryczna weryfikacja skuteczności autorskiej metody w rzeczywistym środowisku produkcyjnym,
- b) analiza porównawcza wyników uzyskanych z wykorzystaniem autorskiej metody w zestawieniu z rozwiązaniami referencyjnymi opartymi na wiedzy ekspertów.

Tak sformułowane cele oraz problem badawczy stał się punktem wyjścia do sformułowania **hipotezy**:

*Opracowana metoda, wspomagająca zarządzanie procesem przetwarzającym spersonalizowane projekty z niepewnością, pozwoli na efektywny dobór parametrów sterujących procesem jednostkowym z zadaniem wyjściem.*

Poddana weryfikacji hipoteza oznacza, że opracowana metoda umożliwi taki dobór parametrów sterujących procesem, że zostanie osiągnięta poprawa wartości kryteriów w kierunku zadanym przez decydentów. Wyniki uzyskane dla metody zostaną zweryfikowane zarówno w środowisku symulacyjnym jak również kolejno porównane z danymi referencyjnymi procesu, zaproponowanymi przez eksperta.

\*\*\*

Zakres przedstawionej pracy doktorskiej jednoznacznie wpisuje się w nurt praktyczny **nauk o zarządzaniu i jakości** na poziomie funkcjonalnym zarządzania produkcją i technologią. W ujęciu poziomów zarządzania, praca operuje na poziomie operacyjnym w obszarach wspomaganie decyzji kierowniczych oraz zarządzania procesami. W pracy wykorzystano aparat matematyczny pochodzący z obszaru badań operacyjnych oraz metod komputerowych, takich jak symulacja czy zawarte w sztucznej inteligencji metody

przeszukiwania losowego i konstruowania funkcji heurystycznych. Praca wnosi do nauk o zarządzaniu i jakości sformalizowaną metodę umożliwiającą modelowanie złożonych procesów i ich optymalizację, która zawiera w sobie etapy od tworzenia modelu do otrzymania proponowanego rozwiązania optymalizującego proces w kierunku oczekiwanych wartości. W efekcie wykorzystanie autorskiej metody może prowadzić do zwiększenia zarówno konkurencyjności przedsiębiorstw jak i doskonalenia istniejących w nich procesów produkcji.

### **3. Opis zawartości pracy**

Praca składa się z pięciu rozdziałów oraz zaopatrzona jest we wstęp i zakończenie. We wstępie przedstawiono krótkie wprowadzenie do badanego problemu. Określono obiekt badań, a następnie opisano dokładnie problem badawczy. Wskazano, że jest on istotny zarówno z teoretycznego punktu widzenia jak i praktyki gospodarczej. Całość rozdziału kończy się przedstawieniem celu i hipotezy oraz krótkim opisem idei stworzonej metody, uwzględniając jej najważniejsze aspekty.

W rozdziale pierwszym przedstawiono charakterystykę procesów złożonych, przetwarzających spersonalizowane projekty w warunkach niepewności. Proces złożony został sklasyfikowany na podstawie systemów produkcji. Zostały też wskazane jego istotne cechy uwzględniane w problemie badawczym. Następnie przedstawiono zasady oraz metody modelowania, które zostaną wykorzystane w dalszej części pracy. Rozdział kończy się formalizacją obiektu badań.

W rozdziale drugim przedstawiono metody wspomagające zarządzanie procesami złożonymi, przetwarzającymi spersonalizowane projekty w warunkach niepewności. Przedstawiono stosowane w literaturze metody optymalizacji takich procesów oraz sposoby określania kryteriów optymalizacji. Następnie opisano zastosowany algorytm optymalizacji heurystycznej.

W rozdziale trzecim przedstawiono autorską metodę zarządzania procesami złożonymi przetwarzającymi spersonalizowane projekty w warunkach niepewności, którą opisano ogólnie, wraz z przyjętymi założeniami. Określono zasady definiowania kryteriów optymalizacji oraz przedstawiono zastosowany w metodzie algorytm optymalizacyjny.

Następnie w rozdziale czwartym, na podstawie studium przypadku, zweryfikowano poprawność opracowanej metody oraz ukazano jej możliwe zastosowanie w systemie zarządzania produkcją.

W zakończeniu podsumowano uzyskane wyniki, jak też określono czy zweryfikowano hipotezę i osiągnięto zadany na początku pracy cel. Przedstawiono dalsze możliwe kierunki rozwoju metody oraz docelowe miejsca jej wykorzystania.

#### 4. Formalizacja obiektu badań

Obiekt badań został określony jako proces złożony, który dalej będzie określany jako  $P$ , i w związku z tym, że każdy proces złożony składa się z procesów można wyznaczyć poniższy wzór (1), który wskazuje, że proces złożony  $P$  jest zbiorem procesów złożonych  $P_i$ , które to odpowiadają jednemu stanowisku w całym procesie  $P$ . Proces  $P$  w obiekcie badań przedstawia cały proces produkcji jednostkowej.

$$P = \{P_1, P_2, \dots, P_k\} \quad (1)$$

gdzie:

$P$  – zbiór wszystkich procesów,

$P_i$  – jest  $i$ -tym procesem złożonym, gdzie  $i = 1, 2, \dots, k$ ,

$k$  – ilość procesów w procesie złożonym.

Procesy produkcyjne zawsze mają swoje wejścia i wyjścia. Podstawowym wejściem dla procesu  $P$  będącego procesem produkcji jednostkowej, jest strumień zamówień będących zamówieniami bezpośrednio od klientów lub zamówieniem od działów sprzedaży na podstawie prognoz:

$$Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\} \quad (2)$$

gdzie:

$Z$  – zbiór zamówień wchodzących do procesu,

$Z_i$  – jest  $i$ -tym zamówieniem, gdzie  $i = 1, 2, \dots, l$ ,

$m$  – ilość zamówień wchodzących w proces złożony.

Proces  $P$ , musi posiadać wyjście, będące efektem realizacji procesu. Proces produkcyjny wytwarza podczas swojego działania rodzaje wyrobów gotowych, które są wynikiem

realizacji procesu  $P$  i procesów wchodzących w jego skład oraz zamówień ze strumienia  $Z$ , które to definiują cechy wyrobu gotowego  $W$ :

$$W = \{W_1, W_2, \dots, W_m\} \quad (3)$$

gdzie:

$W$  – zbiór wszystkich możliwych do wytworzenia rodzajów wyrobów gotowych,

$W_i$  – jest  $i$ -tym rodzajem wyrobu gotowego, gdzie  $i = 1, 2, \dots, m$ ,

$m$  – ilość różnych wyrobów gotowych wytwarzanych przez proces.

Aby wytworzyć różne rodzaje wyrobów gotowych, należy wykonać różne zadania oznaczone jako  $o$ , które mogą się różnić w zależności od wyrobu gotowego. Zadania te są elementarne i nie występują między nimi żadne istotne sprzężenia. Dlatego w niniejszej pracy przyjęto, że zadania można łączyć w procesy złożone  $P_i$ , które odpowiadają stanowiskom roboczym:

$$O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\} \quad (4)$$

gdzie:

$O$  – zbiór wszystkich zadań które można wykonać,

$o_i$  – jest  $i$ -tym zadaniem, gdzie  $i=1, 2, \dots, n$ ,

$n$  – ilość zadań.

Podczas zadania równoważenia należy przypisać zadania do odpowiednich procesów złożonych  $P_i$ , które składają się na proces produkcji  $P$ . Do każdego procesu może być przypisana tylko określona liczba zadań  $o_i$ , oraz każde zadanie może być przypisane tylko raz. Zadania przypisywane są do procesów po kolei, co oznacza, że każdy proces posiada odpowiedni przedział operacji następujących po sobie. Każdy ze zbiorów operacji, zaczyna się od wartości ostatniej w poprzedzającym zbiorze powiększonej o 1. Przypisanie zostało opisane poniższym wzorem:

$$\begin{aligned} o_1, o_2, \dots, o_{x_1} &\in P_1 \\ o_{x_1+1}, o_{x_1+2}, \dots, o_{x_2} &\in P_2 \\ &\dots \end{aligned} \quad (5)$$

$$0_{x_{(k-1)}}, 0_{x_{(k-1)}+1}, \dots, 0_k \in P_k$$

gdzie:

$$\begin{aligned} x_1 &< x_2 \\ x_{(k-1)} &\leq x_k \\ x_k &= n \end{aligned}$$

Przyjęto, że podczas wykonywania każdego z projektów możliwe jest wykonanie niezależnie każdego zadania, gdzie czas wykonania został opisany jak przedstawiono poniżej. Ilość możliwych czasów jest taka sama jak ilość możliwych zadań i wynosi  $n$ :

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_n] \quad (6)$$

gdzie:

$T$  – zbiór czasów wszystkich zadań które można wykonać,

$t_i$  – jest czasem  $i$ - tego zadania, gdzie  $i=1, 2, \dots, n$ ,

$n$  – ilość możliwych czasów.

Badane zadanie należy rozumieć jako zadanie równoważenia procesu produkcji jednostkowej z danymi niepewnymi. Poniższa macierz przedstawia czas realizacji  $t$  każdego z zadań, gdzie  $n$  to liczba operacji jaką można maksymalnie wykonać, a  $n$  to liczba projektów, które aktualnie czekają na realizację w danym okresie planistycznym. Projekty zostały opisane za pomocą macierzy  $M$ , która pokazuje czy w danym zamówieniu występuje dana operacja:

$$M = [b_{11} \ b_{12} \ \dots \ b_{1n} \ b_{21} \ b_{22} \ \dots \ b_{2n} \ \dots \ \dots \ \dots \ b_{m1} \ b_{m2} \ \dots \ b_{mn}] \quad (7)$$

gdzie:

$b_{ij} \in \{0,1\}$ ,

$b_{ij}$  – to wskaźnik występowania  $i$  –tej operacji w  $j$ -tym projekcie.

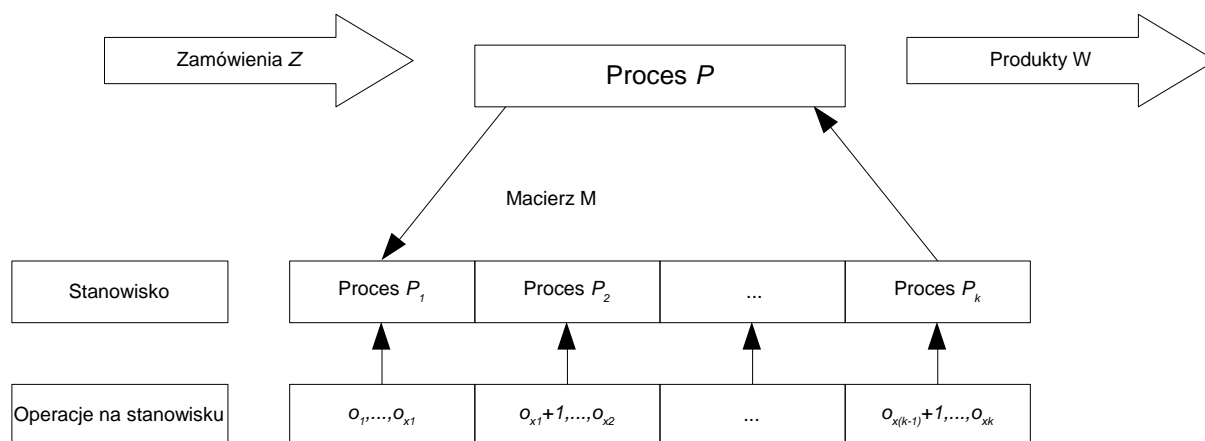
Aby obliczyć łączny czas operacji które muszą zostać wykonane w celu przetworzenia projektów w procesie, w danym okresie planistycznym, wykorzystano poniższy wzór:

$$PT_{[m]} = M_{[m \times n]} \cdot T_{[m]} \quad (8)$$

gdzie:

$PT$  – oznacza całkowity czas operacji wynikający ze zleceń.

Wykorzystanie powyższego wzoru pozwala obliczyć ile potrzeba roboczych jednostek czasu w celu wykonania wszystkich operacji przypisanych do zleceń w danym okresie. Jest to jednak wskaźnik, który pozwala tylko oszacować ten czas. Czas  $PT$  jest możliwy do osiągnięcia w idealnych warunkach, czyli takich gdzie zlecenia od razu mogą być przyjmowane na stanowisko następne. Niestety taka sytuacja nie występuje w realnym świecie. W praktyce poszczególne zamówienia oczekują, aż zwolni się stanowisko następne, jeśli proces został zakończony wcześniej lub stanowisko oczekuje na zamówienie o ile proces poprzedzający wciąż trwa. Taka sytuacja generuje straty, które wpływają na wydajność całego procesu. Idee sformalizowanego przypisania operacji do procesu produkcji złożonej została przedstawiona na rysunku 2.3.



Rysunek 2.3 Idea przypisania operacji do stanowisk (źródło: opracowanie własne)

## 5. Opracowana metoda

Przyjętym obiektem badań są procesy złożone, które przetwarzają spersonalizowane projekty w których występuje niepewność. Celem pracy jest zaś budowa modelu obiektu badań, który pozwala na optymalizację jego miar wydajności do zadanych wartości.

Można założyć, że opracowana metoda modelowania zapewnia kompleksowe rozwiązanie problemu, poprzez opis wszystkich koniecznych etapów, zaczynając od

stworzenia modelu symulacyjnego badanego obiektu, aż do momentu uzyskania, w wyniku zastosowania algorytmów symulacyjnych i symulacji komputerowej, takich wartości parametrów procesu, których korekta w rzeczywistym procesie pozwoli na uzyskanie poprawy wskaźników wydajności tego procesu i lepsze spełnienie oczekiwań klientów.

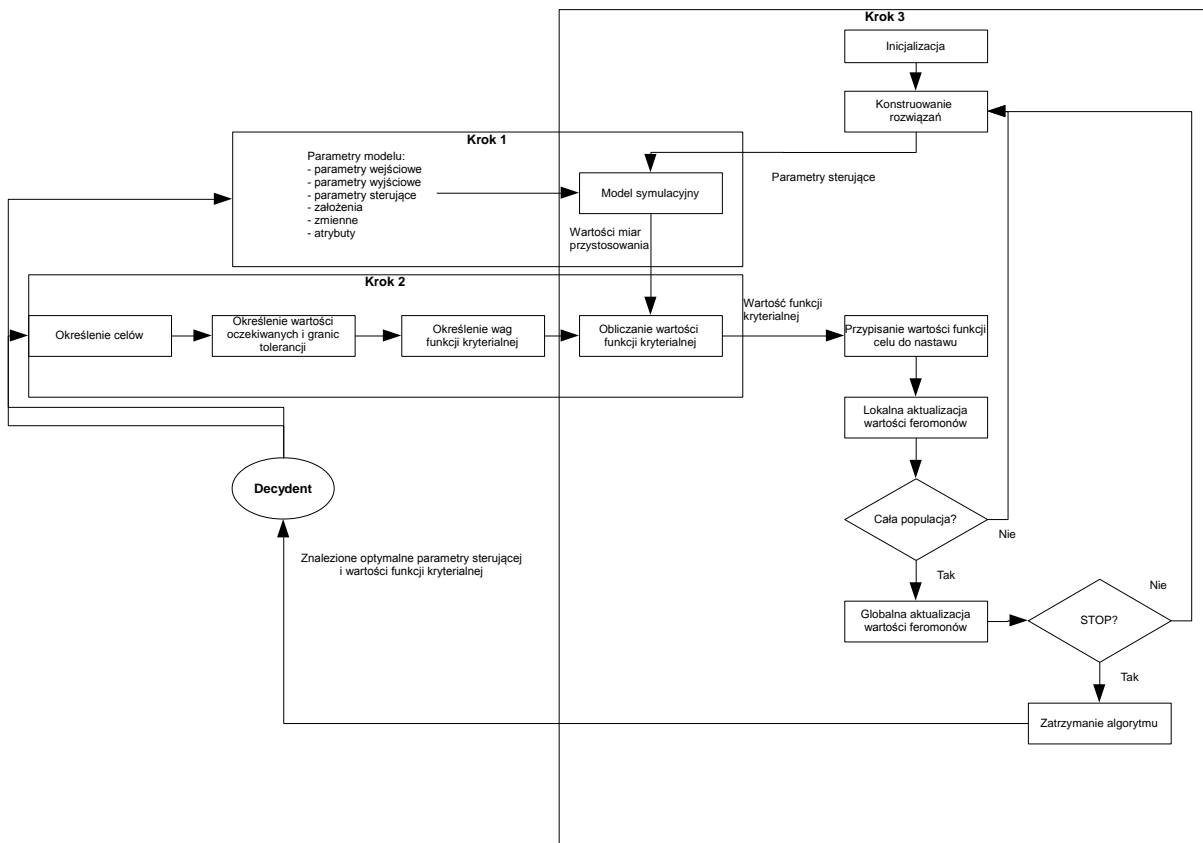
Realizacja postawionego w pracy celu możliwa jest poprzez dokładne określenie kolejnych kroków zawartych w metodzie autorskiej wraz z oczekiwanym rezultatem. Modelowanie procesu złożonego dokonane w usystematyzowany sposób, pokrywający wszystkie istotne z punktu widzenia użytkownika aspekty, daje efekt jakim jest model pozwalający usprawnić działanie w rzeczywistym procesie, poprzez wykorzystanie wyników z optymalizacji zbudowanego modelu. Etapy konieczne w opracowanej metodzie zapewniające jej użyteczność to:

- modelowanie procesu, który jest obiektem badań,
- określenie funkcji kryterialnej przy pomocy decydenta tego procesu,
- wykonanie zadania optymalizacji, które pozwoli poprawić, poprzez wykorzystanie otrzymanych wyników, przystosowanie rzeczywistego procesu do zadanych miar wydajności. W pojęciu ogólnym dla opracowanej metody przypisane zostały trzy podstawowe kroki, które są niezbędne, aby uzyskane wyniki mogły przyczynić się do poprawy istniejącego w rzeczywistości procesu:

- Krok 1: Modelowanie symulacyjne procesu złożonego
- Krok 2: Określenie funkcji celu
- Krok 3: Optymalizacja wielokryterialna do zadanych miar wydajności

Powyżej przedstawiono podstawowe kroki w metodzie, które należy wykonać w zadanej kolejności, co pozwala na **skuteczny i efektywny dobór parametrów sterujących procesem jednostkowym z zadaniem wyjściem**. Koniecznym jest umiejscowienie etapów zarządzania w szerszym kontekście i tak na rysunku 3.1 na stronie 76 rozprawy przedstawiono to na schemacie ogólnym.

Szczegółowy schemat metody został przedstawiony na rysunku 3.2, gdzie wskazano trzy określone wcześniej podstawowe kroki, a w nich najważniejsze czynności wykonane przez decydenta oraz etapy działania modelu symulacyjnego wraz z algorytmem optymalizacyjnym, które muszą być wykonane w określonej kolejności.



Rysunek 3.2 Schemat działania metody wraz z najważniejszymi krokami (źródło: opracowanie własne)

Główne elementy wchodzące w skład kroku numer jeden to parametry obiektu badań, wykorzystywane do budowy modelu symulacyjnego złożonego procesu. W tym kroku z danych wejściowych, pochodzących z rzeczywistego procesu złożonego oraz znajomości przepływu procesu, zgodnie z metodologią tworzenia modeli symulacyjnych, wykonany jest model symulacyjny, którego celem jest naśladowanie rzeczywistego procesu złożonego. Krok ten jest konieczny, gdyż pozwala poznać proces oraz stworzyć model dający wyniki w późniejszym działaniu algorytmu optymalizacyjnego. Najważniejszym wynikiem tego kroku jest zweryfikowany i zwalidowany model symulacyjny procesu, który można wykorzystywać również w przyszłości (o ile nie zmienią się podstawowe parametry tego procesu), a więc wciąż będzie on wystarczająco dobrze naśladował rzeczywistość, na podstawie której został stworzony.

Jako przykład takiego procesu został wybrany proces produkcji jednostkowej, gdyż odpowiada on opisowi systemów złożonych, a każde indywidualne zamówienie od klienta można traktować jako spersonalizowany projekt. Niepewność w modelu zostanie uwzględniona jako zmienny czas przetwarzania poszczególnych zadań na stanowiskach.



Podyktowane jest to faktem, że nie ma możliwości dokładnego określenia tego wskaźnika. Niepewność wynika z dowolnej konfiguracji zamówień, jak też odmiennych efektywności. Rzeczy te są wręcz niemożliwie do przewidzenia w rzeczywistych warunkach lub też ich analiza byłaby nieopłacalna ze względu na małe jednostkowe wolumeny. Na stronach od 80 do 83 rozprawy przedstawiono szczegółowe opis założeń, parametrów sterujących, wejściowych i wyjściowych modelu.

Kolejnym etapem jest krok numer dwa, gdzie następuje określanie celów dla miar przystosowania rzeczywistego procesu, jakie mają być osiągnięte w wyniku zastosowania opracowanej metody. Ścisłej, jako cele miar przystosowania rozumiane są najczęściej miary wydajności procesu, stosowane w rzeczywistości przez decydentów złożonego procesu. Po wyborze celów kolejnym etapem w kroku drugim jest dokładne określenie kryteriów dla tych celów. Określono więc jakie są oczekiwane wartości i jakie możliwe odchylenie od wartości oczekiwanej, które w ocenie decydenta pozwalają zaakceptować uzyskane wyniki, jako wystarczające. W sytuacji występowania więcej niż jednego celu i kryterium, następuje etap przypisania wagi do każdego z określonych kryteriów. Celem przypisania wag jest sprowadzenie problemu optymalizacji wielokryterialnej do optymalizacji jednokryterialnej, co pozwala na uzyskanie jako wynik wartości funkcji kryterialnej w postaci ilościowej lub jakościowej, uwzględniającej wszystkie istotne z punktu widzenia użytkownika miary wydajności procesu złożonego. Podsumowując krok numer 2 składa się z dwóch głównych etapów, których zadaniem jest określenie funkcji kryterialnej i są to kolejno:

1. Określenie celów
  - a. Określenie wartości oczekiwanych i granic tolerancji;
  - b. Rozmycie celów;
2. Określenie wag poszczególnych celów w funkcji kryterialnej.

Krok numer trzy w opracowanej metodzie zaprezentowany jest na podstawie algorytmu mrówkowego, który jest algorytmem optymalizacyjnym, opartym na inteligencji roju. Celem działania algorytmu optymalizacyjnego jest wyliczenie potencjalnie najlepszych, na podstawie uzyskanych wcześniej wyników wartości parametrów sterujących, a następnie przekazanie ich do modelu symulacyjnego. Później przekazane parametry sterujące ustawiane są w modelu symulacyjnym, następuje sama symulacja, a jej wynikiem jest określona wartość kryteriów przystosowania procesu. Wynik symulacji przekazywany jest do drugiego kroku, gdzie przeliczona jest wartość funkcji kryterialnej na podstawie otrzymanych z symulacji parametrów przystosowania.

W opracowanej metodzie wykorzystano algorytm, który zawiera rozwiązania zarówno z algorytmu ACS jak i MMAS (Korytkowski P. i in., 2013). ACS czyli „Ant Colony System”, który w celu zrównoważenia odkrywania nowych ścieżek oraz zdobytej już wiedzy wykorzystuje zasadę globalnej i lokalnej aktualizacji feromonów (Dorigo M. i Gambardella L.M., 1997). Dodatkowo w pracy (Dorigo M. i Blumb C., 2005) dowiedziono skuteczność algorytmu MMAS w praktyce. Zaimplementowany w metodzie algorytm mrówkowy wykonuje typowe dla tego rozwiązania kroki, czyli kolejno:

- Krok 1.** Inicjalizacja wartości feromonów
- Krok 2.** Konstruowanie rozwiązań
- Krok 3.** Obliczanie wartości funkcji celu (symulacja)
- Krok 4.** Lokalna aktualizacja wartości feromonów, (powrót do kroku 2 jeżeli ilość mrówek < populacji)
- Krok 5.** Globalna aktualizacja feromonów
- Krok 6.** Warunek stopu

Szczegółowy opis algorytmu zawarty jest na stronach od 67 do 73 rozprawy, zaś szczegółowy opis kroków algorytmu w autorskiej metodzie przedstawiono na stronach od 85 do 91 rozprawy. W wyniku działania kroku trzeciego, do decydenta, przekazywana jest informacja na temat wartości funkcji kryterialnej przy zadanych ustawieniach parametrów sterujących procesem.

## 6. Wybrane wyniki badań

Aby wykazać, że opracowany model optymalizacji obiektu badań ma zastosowanie w rozwiązywaniu realnych problemów, przeprowadzono jego weryfikację praktyczną. Podczas modelowania przykładowego, rzeczywistego obiektu badań opierano się na głównych założeniach funkcjonującego systemu produkcji jednostkowej. Proces produkcji odpowiada warunkom realizowania jednostkowych projektów, gdyż każdy produkt jest personalizowany do wymagań klienta oraz różni się czasami operacji na poszczególnych stacjach roboczych. Dodatkowo, jak założono w opracowanym modelu, czynnikiem powodującym niepewność tego układu, jest występowanie operacji montażu ręcznego, a tym samym występuje duża zależność od czynnika ludzkiego. Powoduje to naturalną zmienność czasów realizacji operacji. Linia produkcyjna maszyn jest linią montażu ręcznego, składającą

się z sześciu stanowisk roboczych w linii głównej i dodatkowych stacji podmontażowych, gdzie realizowany jest montaż komponentów, które następnie montowane są w głównej linii montażowej.

Badany system składa się z 6 stanowisk roboczych, z czego czas przejścia przez każde ze stanowisk powinien trwać nie dłużej niż 8 godzin w zależności od złożoności projektu, który jest przetwarzany. Niestety rzeczywistość i strumień zamówień powodują ciągłą konieczność dostosowywania planu, tak aby zachować produktywność linii oraz terminowość realizacji zamówień na poziomie oczekiwanym przez zarząd oraz klientów. W badanym przykładzie uwzględniono tylko główny obszar montażu. Rys 5.1 przedstawia schemat całego systemu produkcyjnego z uwzględnieniem głównych składowych procesów.

Na etapie badań symulacyjnych model został uproszczony. Pominięto funkcje podmontaży, jako niewpływających na przepływ produktu w głównym procesie produkcyjnym. Metodę wykonano dla trzech różnych ustawień parametru  $q_0$ , który oznacza prawdopodobieństwo wybrania ścieżki z najsilniejszym feromonem w poszczególnych węzłach, tak aby pokazać wpływ najsilniejszego rozwiązania na zbieżność w kierunku najlepszego rozwiązania. Dla badanego przykładu praktycznego wprowadzono dodatkowo założenia które stanowią ograniczenia. Dokładną listę ograniczeń wskazano w rozprawie doktorskiej na stronach 93 i 94.

Parametrami sterującymi w badanym procesie produkcji jednostkowej jest przydzielenie operacji do danych stanowisk roboczych i jest to jedyny parametr, który będzie zmieniany podczas symulacji, tak aby sprawdzić wpływ równoważenia linii produkcyjnej na miary wydajności procesu. Badany proces produkcji jednostkowej zorganizowany jest w układzie linii prostej, a więc produkty przetwarzane są przez kolejne  $k$  stanowisk roboczych w kolejności  $[1, 2, \dots, n]$ . Atrybuty zadań są niepewne, a liczba stacji roboczych jest zawsze taka sama. Ograniczeniem dla parametrów sterujących jest to, że jedna stacja montażowa może wykonywać od 3 do 15 pojedynczych operacji. Dokładne parametry wejściowe i wskazano na stronie 98 i 99 rozprawy.

Jako parametry wyjściowe modelu symulacyjnego dla procesu produkcji określono średnia czas przejścia oraz efektywność produkcji. Dla każdego z dwóch kryteriów podlegających optymalizacji określono wartości graniczne spełniające oczekiwania, które pozwoliły określić funkcję przynależności. Funkcja przynależności dla czasu przejścia prezentuje się następująco (rysunek 5.1).

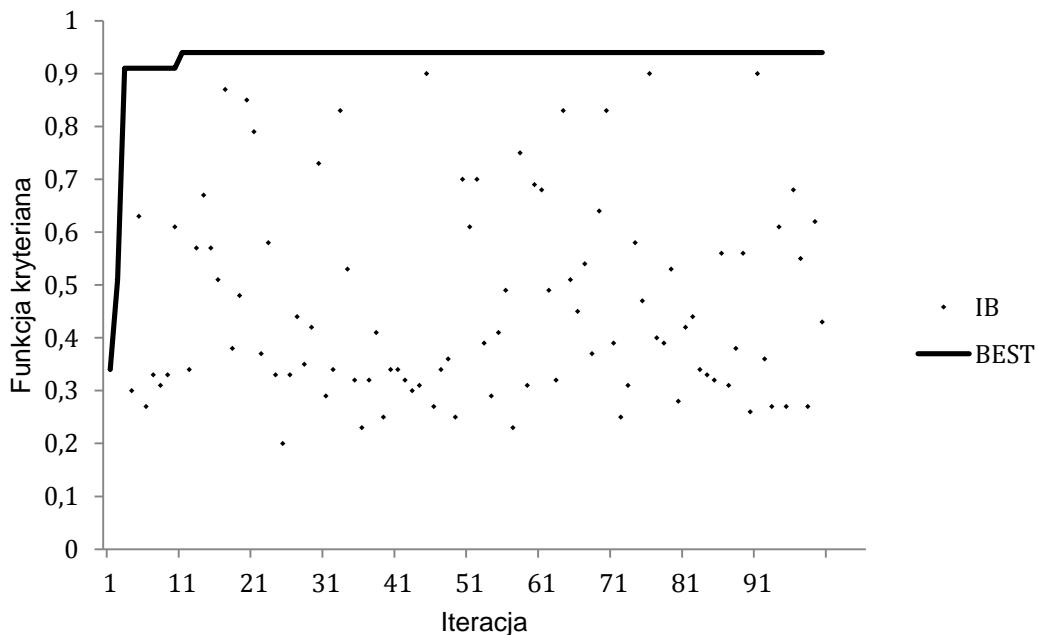


Rysunek 5.1 Funkcja przynależności dla czasu przejścia w procesie produkcji

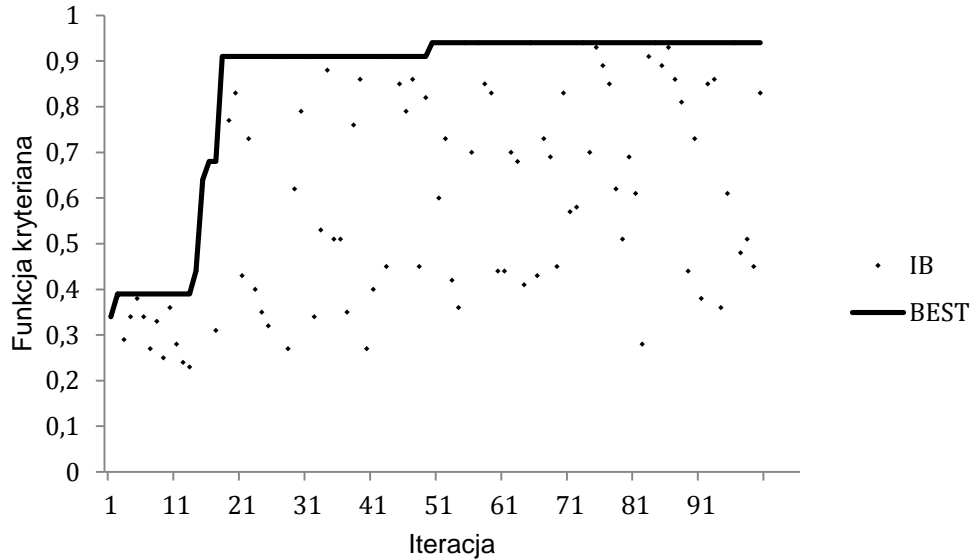
Po ustaleniu celów jakie należy osiągnąć podczas modelowania i optymalizacji procesu produkcji jednostkowej następuje przedstawienie funkcji kryterialnej, służącej ocenie procesu. Funkcja ta prezentuje się następująco:

$$f(\mu) = 0,7 * T_{sr} + 0,3 * E \quad (1)$$

Tak określona funkcja kryterialna służy ocenie przystosowania procesu złożonego by spełniał oczekiwania użytkownika tego systemu. W celu sprawdzenia działania metody wykonano badania symulacyjne dla zbudowanego modelu z dwoma różnymi wartościami współczynnika  $q_0$  oznaczającego prawdopodobieństwo wyboru ścieżki z największą wartością feromonu. Na rysunku 5.3 i 5.5 przedstawiono najlepsze wyniki uzyskane dla każdej kolejnej iteracji algorytmu.



Rysunek 5.3 Najlepsze wyniki uzyskane w poszczególnych iteracjach dla  $q_0=0.05$



Rysunek 5.5 Najlepsze wyniki uzyskane w poszczególnych iteracjach dla  $q_0=0.25$

Zastosowany algorytm symulacji pozwolił na uzyskanie satysfakcjonujących wyników, osiągając wartość funkcji kryterialnej bliską możliwemu maksimum. Różnice wynikające z zastosowania parametru  $q_0$  miały na celu pokazanie, jak można dodatkowo dostosowywać zastosowaną metodę optymalizacji do swoich wymagań, i decydować czy zależy nam na szybkim, dobrym wyniku czy na przeszukaniu jak największej przestrzeni rozwiązań. Decyzje te powinny być podejmowane podczas działania metody w rzeczywistym procesie.

Opracowana metoda autorska wykorzystuje symulacje, elementy wielokryterialnych metod oceny oraz algorytmy heurystyczne do zadania optymalizacji. Wspomaga ona zarządzającym jednostkowymi systemami produkcji, w sytuacjach, gdy użytkownicy nie posiadają pełnych, pewnych informacji lub mają tylko estymacje czasów wykonywania poszczególnych zadań. Metoda uwzględnia zrównoważenie realizacji zadań na poszczególnych stanowiskach, co z kolei pozwala osiągnąć lub zbliżyć się do oczekiwanych miar wydajności procesu.

Warto jednocześnie zaznaczyć, że wdrożenie rozwiązania jest możliwe w każdej firmie, która posiada informatyczny system, poprzez stworzenie odpowiedniego modułu odpowiedzialnego za każdy poszczególny krok. Realizacja pierwszych dwóch etapów metody autorskiej pozwala uzyskać dodatkowe efekty i wiedzę na temat analizowanego procesu oraz pozwala w sposób jasny sprecyzować potrzeby decydentów takiego procesu, przez co zarządzanie i ocena odbywa się w oparciu o fakty i dane liczbowe, a nie przypuszczenia i intuicję. Odpowiednie wbudowanie funkcjonalności i przedstawionych

podstaw formalnych i algorytmicznych w informatyczny system wspierający produkcję pozwalałoby na wprowadzanie odpowiednich korekt do aktualnych ustawień realnego systemu produkcji jednostkowej. Dane do autorskiego modelu symulacyjnego takie jak strumień zamówień mogą być dostarczane zarówno wsadowo jak i bezpośrednio z innych modułów zintegrowanych systemów informatycznych zarządzania, na przykład systemu planowania.

## 7. Wnioski końcowe i rekomendacje

Niniejsza rozprawa doktorska koncentruje się na problemie zarządzania złożonymi procesami przetwarzającymi projekty w warunkach niepewności. Badania zrealizowane w ramach niniejszej pracy miały na celu opracowanie metody wielokryterialnej optymalizacji procesu złożonego z danymi niepewnymi do zadanych miar wydajności na przykładzie procesu produkcji jednostkowej. W szczególności chodziło o równoważenie linii produkcyjnej w warunkach produkcji jednostkowej, uwzględniając również aspekty niepewności oraz złożoności procesu.

**Cel** postawiony na początku rozprawy **został osiągnięty**. Opracowana została metoda, która umożliwia kompleksowe podejście do problemu równoważenia zadań w produkcji jednostkowej, a obejmująca modelowanie symulacyjne procesu złożonego, określenie funkcji celu oraz optymalizację wielokryterialną do zadanych miar wydajności. Pierwsza z nich – modelowanie symulacyjne odpowiada za budowę modelu symulacyjnego badanego systemu. W pracy wykazano, że symulacja komputerowa, pozwala, badać właściwości rzeczywistych procesów (bez ingerencji w istniejący system produkcji), a po uzyskaniu wyników na ich optymalizację. Druga składowa - określanie funkcji kryterialnej - pozwala na dokładne określenie wymogów względem miar przystosowania definiowanych przez decydentów dla badanego procesu. Wykorzystanie rozmytego programowania celów umożliwia zaś elastyczne określenie przedziału wartości, które należy otrzymać. Trzecia składowa - optymalizacja wielokryterialna do zadanych miar łączy model symulacyjny i określoną funkcję celu w modelu optymalizacji złożonego procesu. W tym przypadku funkcja celu ukazuje nam czy zaproponowane przez algorytm rozwiązania spełniają oczekiwania decydentów, a sama wartość funkcji celu jest wynikiem symulacji przebiegu procesu produkcji przy określonych zmiennych decyzyjnych.

Jeśli chodzi o szczegółowe cele zdefiniowane we wstępie dysertacji, mianowicie cele teoriopoznawcze, metodyczne i utylitarne również należy uznać, że zostały one osiągnięte.

Cele teoriopoznawcze obejmujące analizę i ocenę istniejących teorii zarządzania procesem produkcji, identyfikację i analizę cech procesów złożonych oraz analizę metod modelowania procesów złożonych osiągnięto w rozdziale 1 dysertacji. W zakresie celów metodycznych skutecznie przeanalizowano metody optymalizacji procesów złożonych (rozdział 2) oraz dokonano formalizacji obiektu badań. W rozdziale 3 przedstawiono również szczegółową charakterystykę autorskiej metody wielokryterialnej optymalizacji procesu złożonego, a w rozdziale 4 dokonano jej weryfikacji. W zakresie celów użytkowych w rozdziale 4 dokonano empirycznej weryfikacji skuteczności autorskiej metody w rzeczywistym środowisku produkcyjnym oraz dokonano analizy porównawczej wyników uzyskanych z wykorzystaniem autorskiej metody w zestawieniu z rozwiązaniami referencyjnymi opartymi na wiedzy ekspertów.

Sformułowana w pracy **hipoteza postaci** „*Opracowana metoda, wspomagająca zarządzanie procesem przetwarzającym spersonalizowane projekty z niepewnością; pozwoli na efektywny dobór parametrów sterujących procesem jednostkowym z zadaniem wyjściem*” została pozytywnie zweryfikowana. Wykazano, że opracowana metoda umożliwia taki dobór parametrów sterujących procesem, że zostanie osiągnięta poprawa wartości kryteriów w kierunku zadanym przez decydentów. Wyniki uzyskane dla metody zweryfikowano zarówno w środowisku symulacyjnym jak również w zestawieniu z danymi referencyjnymi procesu, zaproponowanymi przez eksperta. Wyniki otrzymane podczas badań pozwalają stwierdzić, że dzięki wykorzystaniu optymalizacji metody uzyskano wyniki, które spełniają oczekiwania użytkowników. Porównanie wyników symulacji dla ustawień zaproponowanych przez użytkownika na podstawie doświadczenia były gorsze, niż wyniki otrzymane dzięki wykorzystaniu metody. Świadczy to o tym, że opracowana w rozprawie metoda pozwoli na skuteczny i efektywny dobór parametrów sterujących procesem produkcji jednostkowej przy uzyskaniu oczekiwanych wyjść.

Badania symulacyjne zostały przeprowadzone w oparciu o dane, które odwzorowują występujące w rzeczywistości procesy produkcji jednostkowej. Dzięki temu udało się zweryfikować metodę na zestawie danych, które mogą wystąpić w realnym procesie produkcji. Otrzymane wyniki ukazują celowość zastosowania metody oraz możliwość jej wykorzystania dla realnie działającego procesu. Przeprowadzone analizy z wykorzystaniem symulacji komputerowej oraz algorytmu heurystycznego pozwoliły przypisać do stanowisk kolejne zadania i wskazały na zależność pomiędzy przydzieleniem zadań, a wartością wskaźników przystosowania, które były rozpatrywane. Wykorzystanie rozmytego programowania celów oraz wielokryterialnej oceny pozwoliło na określenie oczekiwanych

wartości w sposób przejrzysty i łatwy do zrozumienia dla każdego użytkownika. Dodatkowo, ukazano, że opracowana metoda modelowania oraz optymalizacji procesu pozwala na jej szybką implementację w dowolnym procesie.

W opracowanej metodzie występują ograniczenia, które uwzględniono w procesie modelowania. Metoda przeznaczona jest dla procesów złożonych przetwarzających spersonalizowane projekty z niepewnością, a więc najlepszym przykładem jest tu proces produkcji jednostkowej, gdzie znany jest z góry portfel zamówień na najbliższy okres. Wiedza na temat procesu powinna uwzględniać ilość zasobów zdolnych przetwarzać projekt. W przypadku produkcji powinna brać pod uwagę liczbę stanowisk w systemie produkcyjnym oraz marszrut technologicznych dla poszczególnych zamówień. Model oddaje szczegółowość procesu na poziomie pojedynczej operacji, której czas opisany jest za pomocą odpowiedniego dla danego systemu rozkładu. Możliwe jest uwzględnienie błędów jakościowych lub awarii w procesie na podstawie oszacowanego prawdopodobieństwa wystąpienia danego zjawiska. Dodatkowo, model symulacyjny nie uwzględnia czynników zewnętrznych. Jego wejściem jest portfel zamówień wraz z odpowiednim opisem poszczególnych projektów w zależności od konfiguracji. Wyjściem są produkty gotowe oraz miary wydajności procesu, służące jego ocenie. Na każdym stanowisku, w jednym momencie, może być wykonywana tylko jedna operacja.

Kolejne ograniczenia występują w momencie określania miar wydajności, czyli tworzenia kryteriów oceny działania procesu. Ilość możliwych kryteriów musi być sprecyzowana przez decydentów przed optymalizacją. Poszczególnym kryteriom musi być nadana hierarchia lub waga, tak aby w metodzie można było oceniać dostosowanie do zadanych miar, w oparciu o dane numeryczne lub jakościowe, a także by wyeliminować czynnik ludzki w momencie oceny. Na tym etapie wykorzystano metody optymalizacji wielokryterialnej, pozwalające na takie sformułowanie miar wydajności, aby możliwa była ich optymalizacja. Efektem zastosowania powyższych metoda będzie funkcja oceny przystosowania procesu, czyli miar wydajności.

W trakcie prac badawczych zidentyfikowano również obszary usprawnień i kierunki dalszych badań. Jednym z istotnych aspektów jest rozwinięcie metody wyznaczania funkcji kryterialnej tak, aby w możliwie dużym stopniu odpowiadała wymaganiom użytkowników. Innym aspektem przyszłych prac jest rozszerzenie opisu zadania optymalizacji procesu produkcji jednostkowej. Interesującym wydaje się wyznaczenie dodatkowych parametrów, które w istotny sposób wpływają na przystosowanie takiego procesu do potrzeb decydentów. Ostatnią ważną kwestią jest zastosowanie metody do innych gałęzi przemysłu lub usług np.



do optymalizacji rozproszonej produkcji oprogramowania lub projektów, gdzie członkowie zespołu pracują zdalnie w różnych lokalizacjach.

Podsumowując pracę doktorską należy zaznaczyć, że udało się osiągnąć stawiany w pracy cel oraz poprawnie zweryfikować hipotezę. Opracowana metoda jest w stanie wspomagać zarządzanie złożonymi procesami, które przetwarzają spersonalizowane projekty i może być częścią informatycznego systemu wspomagającego zarządzanie procesami złożonymi w których występuje niepewność. Korzyścią płynącą z realizacji badań w pracy doktorskiej jest możliwość wspomaganie zarządzania procesami i otrzymywanie w wyniku ich działania oczekiwanych przez użytkowników rezultatów, które są zgodne z oczekiwaniami właścicieli przedsiębiorstw. Odpowiednie zrównoważenie obciążenia poszczególnych zasobów w procesach, jest jednym z najważniejszych aspektów zarządzania procesami produkcyjnymi. Jego następstwa w postaci redukcji kosztów oraz skrócenia czasu realizacji zleceń wiążą się bezpośrednio ze wzrostem konkurencyjności przedsiębiorstwa oraz otwierają nowe możliwości jego rozwoju.

## Bibliografia:

1. André, S., Elgh, F., Johansson, J., & Stolt, R.: The design platform– a coherent platform description of heterogeneous design assets for suppliers of highly customized systems. *Journal of Engineering Design*, 28, 2017, s. 1–28.
2. Babenko, V.: Formalization of the Model of Management of the Technological Innovations. In *ICTERI Workshops*, 2019, s. 595-602.
3. Battaia O. & Dolgui A.: A taxonomy of line balancing problems and their solution approaches, *International Journal of Production Economics*, Elsevier, 142 (2), 2013, s. 259-277.
4. Boysen N., Fliedner M., & Scholl A.: Assembly line balancing: which model to use when?, *International Journal of Production Economics* 111 (2), 2008, s. 509–528
5. Dadashnejad, A. A., & Valmohammadi, C.: Investigating the effect of value stream mapping on overall equipment effectiveness: a case study. *Total Quality Management & Business Excellence*, 30(3-4), 2019, s. 466-482.
6. Dolgui, A., Ivanov, D., Sethi, S. P., & Sokolov, B.: Scheduling in production, supply chain and Industry 4.0 systems by optimal control: fundamentals, state-of-the-art and applications. *International Journal of Production Research*, 57(2), 2019, s. 411-432.
7. Dolgui A., & Proth J.: *Supply Chain Engineering: useful methods and techniques*, Springer, 2010.
8. Dorigo M. & Gambardella L.M.: Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1, 1997, s. 53–66.
9. Dorigo M. & Blumb C.: Ant colony optimization theory: A survey, *Theoretical Computer Science*, 344, 2005, s. 243–278.
10. Emde, S., Boysen, N. & Scholl, A.: Balancing mixed-model assembly lines: a computational evaluation of objectives to smoothen workload. *International Journal of Production Research* 48 (11), 2010, s. 3173–3191.
11. Faccio, M., Ferrari, E., Gamberi, M., & Pilati, F.: Human Factor Analyser for work measurement of manual manufacturing and assembly processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 103(1), 2019, s. 861-877.
12. González-Cruza C.A: Jáuregui-Correa J.C., López-Cajúna C., Senb M. & Domínguez-González A.: Experimental analysis of synchronization and dynamics in an automobile as a complex system, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volumes 60–61, 2015, s. 472–484

13. Irani, Z., Sharif, A. M., Lee, H., Aktas, E., Topaloğlu, Z., van't Wout, T., & Huda, S.: Managing food security through food waste and loss: Small data to big data. *Computers & Operations Research*, 98, 2018, s. 367-383.
14. Korytkowski P., Wiśniewski T. & Rymaszewski S.: Ant Colony Optimization for solving scheduling problems in job shop manufacturing systems using multi-attribute dispatching rules, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 67, 2013, s. 231-241.
15. Krupa K.: Modelowanie, symulacja i prognozowanie, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa, 2008.
16. Kuhn, M., & Franke, J. (2021). Data continuity and traceability in complex manufacturing systems: a graph-based modeling approach. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 34(5), 549-566.
17. Lu, Y., Xu, X., & Wang, L.: Smart manufacturing process and system automation—a critical review of the standards and envisioned scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 2020, s. 312-325.
18. Rossi, T., Pozzi, R., Pero, M., & Cigolini, R.: Improving production planning through finite-capacity MRP. *International journal of production research*, 55(2), 2017. s. 377-391.
19. Silva, M., Poss, M., & Maculan, N.: Solution algorithms for minimizing the total tardiness with budgeted processing time uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 283(1), 2020, s. 70-82.
20. Sung Tae K.: Industry 4.0: a Korea perspective, *Technological forecasting and social change* 132, 2018, s. 40-45.
21. Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A.: Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 2002, s. 157-169.
22. Tarnowski W.: Modelowanie systemów, Wydawnictwo Uczelniane Politechniki Koszalińskiej, Koszalin, 2004.
23. Tiamaz Y, Souissi N.: Classification of the lean implementation procedures for improving the business processes. In: 2018 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV), IEEE, 2018. s. 1-6.
24. Wang Q. & Chatwin C.R.: Key issues and developments in modeling and simulation-based methodologies for manufacturing systems analysis, design and performance evaluation, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 25, 2005, s. 1254–1265.
25. Wu, S., Deng, S., Zhu, J., Bashir, M. A., & Izuno, F. Optimization of a novel liquid-phase plasma discharge process for continuous production of biodiesel. *Journal of Cleaner Production*, 228, 2019, s. 405-417.