

UNIWERSYTET ZIELONOGÓRSKI

Szkoła Doktorska Nauk Ścisłych i Technicznych

Uniwersytetu Zielonogórskiego

Dziedzina: Nauk Inżynieryjno-Technicznych

Dyscyplina naukowa: Inżynieria Mechaniczna

ROZPRAWA DOKTORSKA

mgr inż. Marcin Topczak

**MODELOWANIE I OCENA EFEKTYWNOŚCI ZASTOSOWANIA TECHNOLOGII
WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO W PRZEDSIĘBIORSTWACH
PRODUKCYJNYCH**

**MODELING AND ASSESMENT OF THE EFFICIENCY OF THE APPLICATION OF
ADDITIVE MANUFACTURING TECHNOLOGIES IN MANUFACTURING
ENTERPRISES**

Promotor: *dr hab. inż. Justyna Patalas-Maliszewska, prof. UZ*

Pracę akceptuję:

.....

Marcin Topczak

Zielona Góra, 2023 r.

Streszczenie

Technologie wytwarzania przyrostowego (ang. Additive Manufacturing Technologies - AM) definiuje się jako proces łączenia materiałów w celu wykonania części z danych modelu 3D, zwykle warstwa po warstwie, w przeciwieństwie do metodologii produkcji subtraktywnej i formatywnej [ISO/ASTM 52900:2021]. Technologie AM coraz częściej wykorzystywane są w procesach produkcyjnych, prototypowaniu oraz w procesach regeneracji maszyn i urządzeń. Niestety, maszyny i urządzenia umożliwiające przeprowadzenie procesów AM wymagają znacznych nakładów inwestycyjnych. Przedsiębiorstwa produkcyjne, które są zainteresowane technologiami AM dostrzegają potencjalne korzyści wynikające z implementacji AM do produkcji, m.in. redukcję kosztów produkcyjnych, redukcję zaangażowania zasobów ludzkich w proces produkcyjny, optymalizację etapowości procesu i wykorzystania materiałów. Jednak decyzja o wdrożeniu AM powinna zostać poprzedzona analizą w obszarze zapotrzebowania i efektywności implementacji technologii addytywnej. Mając na uwadze potrzebę przedsiębiorstw produkcyjnych w obszarze wsparcia procesu podejmowania decyzji o zastosowaniu technologii AM, podjęto prace badawcze dotyczące budowania modeli wspomagających podejmowanie decyzji i oceny zapotrzebowania oraz efektywności zastosowania technologii AM przy wykorzystaniu sieci Bayesa i sieci Petriego.

Praca składa się z ośmiu rozdziałów. W pierwszym rozdziale przedstawiono problem badawczy, określono cel główny i cele szczegółowe pracy oraz zaprezentowano zakres pracy. W rozdziale drugim przedstawiono model i metodę badawczą. W rozdziale trzecim dokonano charakterystyki i podziału technologii AM stosowanych w przemyśle wytwórczym. W rozdziale czwartym zaprezentowano wyniki badań ankietowych z przemysłu metalowego i motoryzacyjnego w Polsce w obszarze wdrożenia i zainteresowania technologiami AM. W rozdziale piątym dokonano charakterystyki sieci Bayesa i sieci Petriego oraz podkreślono możliwości wykorzystania tych narzędzi w formułowaniu modeli wspomagających podejmowanie decyzji w przedsiębiorstwach produkcyjnych. W rozdziale szóstym zaprezentowano autorskie modele sieci Bayesa i sieci Petriego, których zastosowanie pozwala na ocenę efektywności wdrożenia technologii przyrostowych w danej klasie przedsiębiorstw produkcyjnych. W rozdziale siódmym dokonano weryfikacji zbudowanych modeli w praktyce gospodarczej oraz potwierdzono ważność i użyteczność wyników badań. W ostatnim rozdziale zaprezentowano narzędzie informatyczne wspomagające podejmowanie decyzji i dokonanie oceny efektywności wdrożenia technologii AM w określonych przedsiębiorstwach produkcyjnych.

W pracy przeprowadzono analizę literatury przedmiotu w obszarach technologii wytwarzania przyrostowego wykorzystywanych w produkcji, metod modelowania wiedzy i procesów produkcyjnych oraz metod wykorzystywanych do analizy oceny efektywności implementacji technologii wytwarzania przyrostowego do produkcji. Na tej podstawie dokonano podziału

i charakterystyki technologii AM wykorzystywanych w produkcji, przedstawiono zastosowanie technologii AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych branży metalowej i motoryzacyjnej, przedstawiono metody modelowania procesów produkcyjnych z uwzględnieniem wykorzystania sieci Petriego i sieci Bayesa, dokonano charakterystyki procesów produkcyjnych wspieranych technologią AM uwzględniając technologię DMLS (ang. direct metal laser sintering). W niniejszej pracy zaprezentowane zostały wyniki badań ankietowych przeprowadzonych w 250 przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce. Jak wynika z badań istotna część badanych przedsiębiorstw stosuje technologie AM, znaczna część przedsiębiorstw deklaruje, że rozważają implementację technologii AM. Podjęto zatem próbę implementacji uzyskanej wiedzy z literatury przedmiotu i przemysłu do sieci Bayesa, mając na celu predykcję zapotrzebowania na technologie AM. W ramach projektowanego rozwiązania przeprowadzono eksperymenty z udziałem przedsiębiorstwa produkcyjnego. Bazując na wynikach analizy literatury, zamodelowano poziomy wiedzy dotyczące rodzaju stosowanego materiału, rodzaju wykorzystywanego lasera w procesie AM, testowanych właściwości danego wyrobu oraz wskaźnika impact factor (IF), zdefiniowanego na potrzeby badań jako wskaźnik poziomu dostępności wiedzy. Wyniki eksperymentów wykazały relacje pomiędzy potrzebami przedsiębiorstwa a wiedzą zawartą w literaturze. Drugim etapem badań było zaprojektowanie modelu przy zastosowaniu sieci Petriego, który umożliwia dokonanie analizy wybranych parametrów wpływających na proces produkcyjny stosowany przez badane przedsiębiorstwo oraz parametrów wpływających na proces realizowany przy zastosowaniu technologii AM. Dzięki wykorzystaniu opracowanego modelu możliwe jest zbudowanie rekomendacji w obszarze implementacji AM. W ramach scenariusza, w którym rekomenduje się przeprowadzenie dodatkowych analiz, zaprojektowano drugi model sieci Petriego, umożliwiający analizę zakłóceń wpływających na proces produkcyjny. Model pozwala na przeprowadzenie analizy w obszarze dostaw materiałowych, rotacji pracowników oraz kosztów zużycia energii. Ponadto, zaprojektowano i wykonano aplikację webową, która stanowi implementację zbudowanych modeli wspomagających podejmowanie decyzji i ocenę efektywności zastosowania technologii AM. Weryfikacji rozwiązania informatycznego dokonano w trzech średnich przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej z Zachodniej Polski.

Summary

Additive Manufacturing Technologies (AM) are defined as the process of combining materials to produce parts from 3D model data, usually layer by layer, as opposed to subtractive and formative manufacturing methodologies [ISO/ASTM 52900:2021]. AM technologies are increasingly used in production processes, prototyping and in the regeneration of machines and equipment. Unfortunately, the machines and devices required to perform AM processes require significant investment. Manufacturing companies interested in AM technologies recognize potential benefits such as reduced production costs, reduced human resource involvement in the production process, optimization of the process stages and material utilization. However, the decision to implement AM should be preceded by an analysis of the demand and effectiveness of implementing additive technology. Considering the need of manufacturing enterprises in the area of decision support for the application of AM technology, research work has been undertaken on building decision support models and assessment of the demand and effectiveness of AM technology application using Bayes and Petri nets.

The work consists of eight chapters. Chapter one presents the research problem, defines the main objective and specific goals of the study and presents the scope of the work. Chapter two presents the research model and method. Chapter three provides a characterization and division of AM technologies used in manufacturing industries. Chapter four presents the results of surveys conducted in the metal and automotive industries in Poland regarding the implementation and interest in AM technologies. Chapter five characterizes Bayesian networks and Petri nets and emphasizes the possibilities of using these tools to formulate decision-supporting models in manufacturing companies. Chapter six presents original Bayesian network and Petri net models, which enables the evaluation of the effectiveness of implementing additive technologies in a given class of manufacturing companies. Chapter seven verifies the constructed models in economic practice and confirms the importance and usefulness of research results. The final chapter presents an IT tool to support decision-making and evaluate the effectiveness of implementing AM technology in specific manufacturing companies.

Literature studies were conducted in the areas of additive manufacturing technologies used in production, knowledge and production process modeling methods and methods used to analyze and evaluate the effectiveness of implementing additive manufacturing technologies in production. Based on this, a division and characterization of AM technologies used in production was made, the application of AM technologies in metal and automotive manufacturing enterprises was presented and modeling methods of production processes were presented with the use of Petri nets and Bayesian networks and the characterization of production processes supported by AM technology, including DMLS (direct metal laser sintering), was made. The results of survey

research conducted in 250 metal and automotive manufacturing enterprises in Western Poland were presented. As the research shows, a significant portion of the surveyed companies use AM technologies and a considerable number of enterprises declare that they are considering implementing AM technologies. An attempt was made to implement the knowledge obtained from literature and industry into a Bayesian network to predict the demand for AM technologies. In the proposed solution, experiments were conducted involving a production enterprise. Based on the results of literature analysis, knowledge levels related to the type of material used, the type of laser used in the AM process, tested properties of a given product, and the impact factor (IF) index, defined for research purposes as an indicator of the level of knowledge availability, were modeled. The results of the experiments showed a relationship between the needs of the enterprise and the knowledge contained in the literature. The second stage of the research was the design of a model using Petri nets, which allows for a parametric analysis of the production process used by the surveyed enterprise, as well as the parameters of the process carried out using AM technology. The use of the developed model makes it possible to create recommendations in the area of AM implementation. As part of the scenario recommending additional analysis, a second Petri net model was designed to analyze disturbances occurring in the production process. The model enables analysis in the area of material supply, employee rotation, and energy consumption costs. In addition, a web application was designed and developed as an implementation of the built models to support decision making and evaluate the efficiency of AM technology use. Verification of the IT solution was carried out at three medium-sized manufacturing companies in the metal and automotive industries in Western Poland.

Spis treści

1. WSTĘP	13
1.1. Geneza i cele pracy	16
1.2. Sformułowanie problemu badawczego	18
1.3. Zakres pracy	19
1.4. Tezy badawcze	20
1.5. Struktura rozprawy	21
2. MODEL I METODA BADAWCZA	22
2.1. Model badawczy	22
2.2. Metoda badawcza	25
3. TECHNOLOGIE WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO	28
3.1. Podział i charakterystyka technologii wytwarzania przyrostowego	28
3.2. Zastosowanie technologii wytwarzania przyrostowego w przedsiębiorstwach produkcyjnych	31
3.3. Podsumowanie i wnioski	33
4. MODELOWANIE ZAPOTRZEBOWANIA I EFEKTYWNOŚCI STOSOWANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO W PRODUKCJI	34
4.1. Modelowanie procesów produkcyjnych	34
4.2. Sieć Bayesa w modelowaniu procesów produkcyjnych	36
4.3. Sieci Petriego w modelowaniu procesów produkcyjnych	39
4.4. Porównanie zastosowania sieci Bayesa i sieci Petriego w modelowaniu procesów produkcyjnych	42
4.5. Podsumowanie i wnioski	43
5. POZIOM WYKORZYSTANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO W POLSKICH PRZEDSIĘBIORSTWACH PRODUKCYJNYCH	44
5.1. Metodyka badań	44
5.2. Wyniki badań empirycznych	45
5.3. Analiza i ocena zastosowanie poziomu wykorzystania technologii wytwarzania przyrostowego w przedsiębiorstwach produkcyjnych w Zachodniej Polsce	48
5.4. Podsumowanie i wnioski	49
6. METODA OCENY POZIOMU ZAPOTRZEBOWANIA I EFEKTYWNOŚCI ZASTOSOWANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSOWEGO W PRZEDSIĘBIORSTWACH PRODUKCYJNYCH	51
6.1. Proces wytwarzania przy wykorzystaniu technologii AM	54
6.2. Model sieci Petriego dla procesu produkcyjnego z wykorzystaniem AM	59
6.3. Model sieci Bayesa oceny poziomu zapotrzebowania na technologie AM	64
6.4. Model sieci Petriego oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji AM	71

6.5. Parametry i wskaźniki oceny efektywności procesu produkcyjnego przy wykorzystaniu AM	81
6.6. Podsumowanie i wnioski	86
7. WERYFIKACJA METODY W PRZEDSIĘBIORSTWIE PRODUKCYJNYM	88
7.1. Założenia eksperymentów badawczych	88
7.2. Prace eksperymentalne.....	93
7.3. Wyniki eksperymentów badawczych.....	103
7.4. Podsumowanie i wnioski	110
8. OCENA EFEKTYWNOŚCI ZASTOSOWANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO.....	112
8.1. Założenia eksperymentów badawczych.....	112
8.2. Prace eksperymentalne.....	114
8.3. Wyniki eksperymentów	116
8.4. Ograniczenia	122
9. PODSUMOWANIE I WNIOSKI	124
9.1. Kierunki dalszych prac badawczych.....	126
9.2. Wkład w rozwój dyscypliny: inżynieria mechaniczna.....	126
Bibliografia.....	128
Wykaz tabel.....	145
Wykaz rysunków	146
Załączniki	147

Wykaz skrótów

AHP - metoda hierarchicznej analizy problemów decyzyjnych (ang. analytic hierarchy process)

AI – sztuczna inteligencja (ang. artificial intelligence)

AM – wytwarzanie przyrostowe (ang. additive manufacturing)

ANN – sztuczne sieci neuronowe (ang. artificial neural networks)

BFO – podstawowa ontologia formalna (ang. basic formal ontology)

BN – sieci Bayesa (ang. bayesian network)

CAD – projektowanie wspomagane komputerowo (ang. computer aided design)

CCO – wspólna ontologia bazowa (ang. common core ontology)

CCPN – ciągłe sieci Petriego o stałej prędkości (ang. constant speed continuous petri nets)

CNC – komputerowe sterowanie urządzeń numerycznych (ang. computerized numerical control)

CPT – tablica prawdopodobieństwa warunkowego (ang. conditional probability table)

CWM – model przepływu pracy (ang. complex workflow model)

DBN – dynamiczna sieć bayesowska (ang. dynamic bayesian network)

DfAM - projektowanie dla wytwarzania przyrostowego (ang. design for additive manufacturing)

DL - logika opisowa (ang. description logic),

DLP - wytwarzanie przyrostowe oparte na cyfrowym przetwarzaniu z udziałem światła (ang. digital light processing)

DMLS/SLM - bezpośrednie spiekanie laserowe metali (ang. direct metal laser sintering)/
selektywne topienie laserowe (ang. selective laser melting)

DOE – projektowanie eksperymentu (ang. design of experiment)

DT – cyfrowy bliźniak (ang. digital twin)

DTR – dokumentacja techniczno-ruchowa

EBAM - wytwarzanie addytywne z wiązką elektronów (ang. electron beam additive manufacturing)

EBM - wytwarzanie przyrostowe oparte na topieniu wiązką elektronów (ang. electron beam melting)

EVA – metoda oceny wartości inżynierskiej (ang. engineering value assessment)

FANP – rozmyty analityczny proces sieciowy (ang. fuzzy analytic network process)

FCA - metoda formalnej analizy koncepcji (ang. formal concept analysis)

FDM - wytwarzanie przyrostowe oparte na modelowaniu i osadzaniu topionego materiału (ang. fused deposition modelling)

FEM – metoda elementów skończonych (ang. finite element method)

FFF - wytwarzanie przyrostowe oparte na topieniu włókna termicznego (ang. fused filament fabrication)

GSPN - uogólnione stochastyczne sieci Petriego (ang. general stochastic petri nets)

IAO - ontologia artefaktów informacyjnych (ang. information artifact ontology)

IDEF0 - zintegrowana definicja produkcji wspomaganiej komputerowo do modelowania funkcji (ang. Integrated Computer Aided Manufacturing DEFinition for Function Modeling)

IF – czynnik wpływu (ang. impact factor)

IPA – analiza istotnych zmian (ang. importance-performance analysis)

IPPD - metoda zintegrowanego rozwoju produktów i procesów (ang. integrated product and process development)

ISM – interpretacyjne modelowanie strukturalne (ang. interpretive structural modelling)

KPI - kluczowy wskaźnik wydajności (ang. key performed indicator)

LCD – ekran ciekłokrystaliczny (ang. liquid crystal display)

LENS – wytwarzanie przyrostowe oparte na technice laserowej (ang. laser engineering net shape)

LOM - wytwarzanie przyrostowe oparte na produkcji przedmiotów laminowanych (ang. laminated object manufacturing)

LPBF – laserowa fuzja w złożu proszkowym (ang. laser power bed fusion)

MAG - spawanie elektroda topliwą w osłonie gazu obojętnego (ang. Metal Inert Gas/Metal Active Gas)

MCDA- wielokryterialna analiza decyzyjna (ang. multiple-criteria decision-making)

MEM - wytwarzanie przyrostowe oparte na formowaniu i wytłaczaniu materiału (ang. moulded and extruded manufacturing)

MIT – licencja X11, licencja otwartego oprogramowania

MJM - wytwarzanie przyrostowe oparte na modelowaniu wielostrumieniowym (ang. multi jet modelling)

MLP- wielowarstwowa sieć perceptronowa (ang. multilayer perceptron)

MOO – metoda optymalizacji wielu celów (ang. multiple objective optimization)

MŚP – małe i średnie przedsiębiorstwa

MWh – megawatogodzina

NN – sieci neuronowe (ang. neural network)

PBF – fuzja w złożu proszkowym (ang. power bed fusion)

PCA - analiza głównych składników (ang. principal component analysis)

PN- sieci Petriego (ang. Petri nets)

PSL - język specyfikacji procesu (ang. process specification language)

PSL – wytwarzanie przyrostowe oparte na laminacji arkuszy plastycznych (ang. plastic sheet lamination)

PSS- system produkt-usługa (ang. product-service systems)

PWA – progresywna aplikacja internetowa (ang. Progressive Web App)

QCCPP - konceptualne planowanie procesów w oparciu o jakość/koszty (ang. quality/cost-based conceptual process planning)

SDL - wytwarzanie przyrostowe oparte na laminowaniu selektywnym (ang. selective deposition lamination)

SLA – stereolitografia (ang. stereolithography)

SLS – selektywne spiekanie laserowe (ang. selective laser sintering)

STL – standardowy język tesselacji (ang. standard tessellation language)

SVM - maszyny wektorów nośnych (ang. support vector machines)

TIG – spawanie elektrodą wolfranową w osłonie gazu obojętnego (ang. Tungsten Inert Ga)

TOPSIS – technika ustalania kolejności preferencji według podobieństwa do rozwiązania idealnego (ang. technique for order of preference by similarity to ideal solution)

TPN - czasowe sieci Petriego (ang. timed petri nets)

UV – promieniowanie ultrafioletowe (ang. ultraviolet)

VSM – metoda mapowania strumienia wartości (ang. value stream mapping)

Część badań prowadzona była w ramach programu Ministra Edukacji i Nauki pod nazwą: „Regionalna Inicjatywa Doskonałości” w latach 2019-2023 numer projektu 003/RID/2018/19; kwota dofinansowania 11.936.596,10 zł

1. WSTĘP

Technologie wytwarzania przyrostowego (ang. Additive Manufacturing (AM) technologies – dalej skr.: technologie AM) są traktowane jako procesy łączenia materiałów w celu wykonania części z danych modelu 3D CAD, zwykle warstwa po warstwie, w przeciwieństwie do metodologii produkcji subtraktywnej i formatywnej [ISO/ASTM 52900:2021]. W odniesieniu do technologii wytwarzania przyrostowego w literaturze stosowane są również określenia, takie jak technologie addytywne lub druk przestrzenny. Technologie wytwarzania przyrostowego obecnie coraz częściej są stosowane w przedsiębiorstwach produkcyjnych, szczególnie ze względu na konieczność skrócenia fazy przygotowania produkcji oraz czasu potrzebnego na wprowadzenie nowego produktu na rynek. Jednak zakres korzyści jest znacznie szerszy i obejmuje, m.in. możliwość redukcji kosztów produkcyjnych, redukcji czasu etapu montażu, redukcji odpadów poprodukcyjnych. Technologie AM znajdują zastosowanie w obszarze produkcji w branży metalowej, motoryzacyjnej, lotniczej, wojskowej, itd. Wykorzystywane są, m.in. w procesach prototypowania, wytwarzania wyrobów w małych seriach, wytwarzania narzędzi, projektowania i budowy maszyn [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].

Badania statystyczne nad drukiem 3D w Polsce prowadzone były przez Główny Urząd Statystyczny (GUS) w latach 2018-2020 (zgodnie z formularzem SSI-01, Badanie wykorzystania technologii informacyjno-komunikacyjnych w przedsiębiorstwach) [GUS, 2020]. Według danych GUS [GUS, 2018] w 2018 roku ok. 2,4% polskich przedsiębiorstw korzystało z technologii AM, w 2019 r. było to już 3,8 % [GUS, 2019] a w 2020 r. 3,4 % [GUS, 2020] polskich przedsiębiorstw produkcyjnych, przy czym w 2017 r. ok. 1,4% przedsiębiorstw posiadało własne drukarki 3D, w 2019 r. było to już 2,1 % a w 2020 r. 2,0 %. Pozostałe podmioty zlecają druk 3D instytucjom zewnętrznym. Polskie przedsiębiorstwa produkcyjne w niewielkim stopniu wykorzystują technologie addytywne, nie mniej jednak na przestrzeni lat zwiększa się liczba polskich przedsiębiorstw produkcyjnych wykorzystujących technologie addytywne.

W 2017 roku z technologii druku 3D najchętniej korzystały przedsiębiorstwa z Dolnego Śląska (3,5%) województwa podkarpackiego (3,2%) i świętokrzyskiego (3,1%), najrzadziej natomiast w województwie lubelskim (1,0%) i lubuskim (1,1%).

W 2018 r. z technologii druku przestrzennego najczęściej korzystały przedsiębiorstwa w województwie dolnośląskim (6,1%), a najrzadziej – w województwie lubelskim (1,9%).

W 2019 r. z technologii druku przestrzennego najczęściej korzystały przedsiębiorstwa w województwie łódzkim (4,6%), a najrzadziej – w województwie warmińsko-mazurskim (1,6%).

W 2017 roku technologia druku 3D była wykorzystywana głównie do tworzenia prototypów lub modeli do użytku osobistego (1,8%), z czego 10% przeznaczonych było głównie dla dużych

przedsiębiorstw. Najbardziej druk 3D był stosowany do tworzenia wyrobów na sprzedaż, z wyłączeniem prototypów lub modeli (0,4%) oraz tworzenia wyrobów do wykorzystania w procesach produkcyjnych, z wyłączeniem prototypów lub modeli (0,5%). Z druku 3D korzystały głównie duże przedsiębiorstwa zatrudniające 250 osób i więcej.

W 2018 r. z technologii przyrostowej (druku przestrzennego) korzystało 3,8% przedsiębiorstw (o 1,4 p. proc. więcej niż w roku poprzednim), przy czym 2,1% używało w tym celu własnych drukarek 3D, natomiast 2,3% zlecało drukowanie obiektów podmiotom zewnętrznym. Najczęściej z technologii druku 3D korzystały podmioty duże (16,2%). Uwzględniając kryterium prowadzonej działalności z druku 3D najczęściej korzystały jednostki zajmujące się naprawą i konserwacją komputerów i sprzętu komunikacyjnego (12,5%) [GUS, 2019].

W 2019 r. z technologii przyrostowej (druku przestrzennego) korzystało 3,4% przedsiębiorstw (o 0,4 p. proc. mniej niż w roku poprzednim), przy czym 2,0% używało w tym celu własnych drukarek 3D i taki sam odsetek zlecał drukowanie obiektów podmiotom zewnętrznym. Najczęściej z technologii druku 3D korzystały podmioty duże (17,4%). Uwzględniając kryterium prowadzonej działalności z druku 3D najczęściej korzystały jednostki zajmujące się przetwórstwem przemysłowym (7,6%). Dotyczyło to zarówno wykorzystania drukarek własnych, jak i zlecenia druku 3D podmiotom zewnętrznym [GUS, 2020].

W przeciwieństwie do technologii obróbki, technologie addytywne posiadają wysoki potencjał maksymalnego wykorzystania materiału przy jednoczesnej redukcji ilości odpadów materiałowych. Wskazane, możliwe korzyści z zastosowania technologii AM znacznie wpływają na redukcję kosztów produkcji. Z drugiej strony wdrożenie technologii AM jest kosztowne i wymaga znacznych nakładów inwestycyjnych. **Decyzja o wdrożeniu technologii wytwarzania przyrostowego do produkcji jest decyzją strategiczną**, a jej podjęcie powinno zostać poprzedzone szczegółową analizą skutków podejmowanych działań [Cichoń i Brykalski, 2017]. Dodatkowo implikacja technologii AM do produkcji może okazać się trudna ze względu na czas produkcji wyrobu, który w niektórych sytuacjach wydaje się zbyt długi. W analizie możliwości implementacji technologii AM powinny być brane pod uwagę parametry aktualnie prowadzonych procesów produkcyjnych, wpływających na efektywność zastosowania poszczególnych technologii. Analiza czynników wpływających na decyzję o zmianie technologii powinna uwzględniać aspekt ekonomiczny, umożliwiając podjęcie decyzji na podstawie rzeczywistych czynników wpływających na efektywność stosowania technologii AM w perspektywie przyjętych obszarów analizy, zobrazowanie obszarów wymagających dalszych badań i zaplanowania działań strategicznych.

Na potrzeby niniejszej pracy dokonano analiz:

- obecnego stanu zapotrzebowania i zainteresowania wdrożeniem technologii wytwarzania przyrostowego w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej,
- metod stosowanych w celu oceny poziomu zapotrzebowania i efektywności implementacji technologii AM do produkcji,
- parametrów wpływających na proces produkcyjny, które potencjalnie mogą determinować decyzje podejmowane przez przedsiębiorstwa produkcyjne rozważające wdrożenie technologii AM do produkcji,
- możliwości wykorzystania sieci Bayesa do oceny poziomu zapotrzebowania na technologii AM w produkcji oraz wykorzystania sieci Petriego do modelowania i oceny efektywności implementacji technologii AM w produkcji.

Celem podejmowanych analiz jest diagnoza sytuacji w zakresie możliwości implementacji technologii AM do produkcji i wypracowanie rekomendacji w obszarze strategicznych decyzji podejmowanych przez przedsiębiorstwa produkcyjne przy zmianie technologii.

Technologie AM zyskują popularność wśród przedsiębiorstw produkcyjnych, które decydują się na ich implementację do produkcji [Weyand, Rommel, Zeulner, Sossenheimer, i in., 2021; Patalas-Maliszewska, Topczak, 2021]. Podjęcie decyzji o wdrożeniu technologii AM powinno być poprzedzone dogłębną analizą i prognozą zarówno kosztów jak i korzyści wynikających z wdrożenia nowej technologii lub wprowadzeniem tej technologii do danego etapu procesu produkcyjnego. Opisywane w literaturze metody oceny efektywności systemów wytwórczych umożliwiają analizę parametrów procesu i prezentację informacji głównie w obszarach: kosztów ekonomicznych i wpływu na środowisko naturalne [Desli, Gkoulgkoutsika, Sdrolia, Zarotiadis, 2021; Litos, Gray, Johnston, Morgan, i in., 2017; Al-Lami, Hilmer, Sinapius, 2018], wykorzystania i zapotrzebowania na energię w procesie produkcyjnym [Okoji, Anozie, Omoleye, Taiwo, i in., 2021; Weeber, Wanner, Schlegel, Birke, i in., 2020; Weeber, Frötschner, Böhner, Steinhilper, 2016], efektywności urządzeń i maszyn w procesie produkcyjnym [Kuznetsov, Koriath, Kalyashina, Langer, 2018; Lazai, Santos, Chamie, Pierezan, i in., 2020], oceny wykorzystania zasobów w procesie produkcyjnym [Weyand, 2021; Gould, Simeone, Colwill, Willey, i in., 2016] oraz oceny zrównoważonego rozwoju produkcji [Dassisti, Semeraro, Chimenti, 2019; Baptista, Lourenço, Silva, Estrela, i in., 2018; Kumar, Mani, 2021]. W literaturze brakuje podejścia integrującego potrzeby przedsiębiorstw produkcyjnych w zakresie implementacji AM oraz wiedzę opisywaną w literaturze przedmiotu. W celu wypełnienia luki badawczej podjęto próbę wykorzystania sieci Bayesa i wiedzy pozyskanej z przemysłu oraz literatury do modelowania zapotrzebowania na technologie AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych. Zaproponowany model składa się z logicznie powiązanych węzłów odpowiadającym badanym obszarom w zakresie zainteresowania i implementacji technologii AM w produkcji. Dane z przemysłu pozyskano na

drodze badań ankietowych wykonanych pod koniec 2019 w 250 przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce (województwa: lubuskie, opolskie, wielkopolskie, zachodniopomorskie i dolnośląskie). W 2021 roku do 250 przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce (województwa: lubuskie, opolskie, wielkopolskie, zachodniopomorskie i dolnośląskie) skierowano pytania odnoszące się do sytuacji pandemicznej. Przedsiębiorstwa zostały zapytane o poszukiwania nowych rozwiązań technologicznych pozwalających na wzrost automatyzacji i cyfryzacji procesów oraz redukcję udziału człowieka w produkcji, działania podejmowane w celu minimalizacji strat finansowych, osobowych i organizacyjnych wywołanych Covid-19, problemów w działalności przedsiębiorstw w związku z obostrzeniami spowodowanymi pandemią Covid-19, poziomowi zatrudnienia oraz stosowania technologii AM. Otrzymane wyniki zostały wykorzystane w modelu sieci Bayesa. Model zawiera również węzły odpowiadające wiedzy pozyskanej z literatury fachowej, odnosząc się do informacji o stosowanych technologiach, materiałach wykorzystywanych w produkcji oraz badaniach materiałowych prowadzonych przez przedsiębiorstwa produkcyjne. **Określenie stanu zapotrzebowania na technologie AM umożliwiło przeprowadzenie analizy w zakresie parametrów, które potencjalnie mogą mieć wpływ na podejmowanie strategicznych decyzji w obszarze implementacji AM do produkcji.** Przyjęto do analizy parametrycznej procesu produkcyjnego stosowanego w przedsiębiorstwie oraz procesu AM wybrane, przykładowe parametry, tj. straty materiałowe, koszty zakupu maszyn, rotacja zasobów ludzkich oraz czas realizacji procesu produkcyjnego, co pozwoliło na określenie struktury sieci Petriego. Zaproponowany model sieci Petriego umożliwia dokonanie analizy parametrycznej procesu produkcyjnego stosowanego w przedsiębiorstwie oraz procesu AM. Dzięki zastosowaniu modelu, możliwe jest wskazanie rekomendacji w obszarze decyzji o wdrożeniu AM do produkcji: (1) obecnie stosowana technologia jest optymalna; (2) potrzeba więcej badań; (3) wdrożenie AM jest optymalne. Zastosowanie obu modeli: sieci Bayesa – pozwalającej na ocenę poziomu zapotrzebowania na technologie AM oraz sieci Petriego – umożliwiającej dokonanie analizy parametrycznej procesów wykorzystywanych w produkcji i procesu AM, wspiera proces podejmowania decyzji o wdrożeniu nowej technologii do produkcji uwzględniając aspekt ekonomiczny, bazując na wiedzy i doświadczeniu przedsiębiorstw produkcyjnych i doniesień naukowych.

1.1. Geneza i cele pracy

We wstępnym etapie prac badawczych przeprowadzono badania pilotażowe wykorzystując autorskie narzędzie badawcze – interaktywny kwestionariusz ankiety (**załącznik nr 1. kwestionariusz ankiety**), zawierający pytania dotyczące potrzeb przedsiębiorstw produkcyjnych w obszarze badań materiałowych oraz zainteresowania i stosowania technologii przyrostowych w procesach wytwórczych. Badanie pilotażowe zostało przeprowadzone wśród 20 przedsiębiorstw

produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej, mających siedzibę na terenie województwa lubuskiego, w których możliwe jest również realizowanie zamówień zgodnie ze strategią masowej kustomizacji (z ang. Customization). Otrzymane wyniki badania pilotażowego pozwoliły na określenie stanu potrzeb wybranej grupy przedsiębiorstw w zakresie badań materiałowych, uzyskanie wstępnych informacji dotyczących poziomu zainteresowania i stosowania technologii AM oraz konieczności dokonania modyfikacji w kwestionariuszu ankiety.

Bazując na wynikach badań pilotażowych dokonano modyfikacji pytań i zaplanowano przeprowadzenie badania głównego określając liczebność próby badawczej na 125 przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i 125 przedsiębiorstw z branży motoryzacyjnej.

Otrzymane dane z badań ankietowych zostały poddane analizie statystycznej z której wynika, że prawie połowa badanych przedsiębiorstw produkcyjnych stosuje technologie wytwarzania przyrostowego w produkcji i prototypowaniu. Wyniki wykazały, że znaczna część badanych przedsiębiorstw jest zainteresowana wdrożeniem do produkcji technologii przyrostowej wykorzystującej laser, głównie ze względu na **chęć redukcji kosztów produkcyjnych, maksymalne wykorzystanie materiału, optymalizację czasu produkcji i chęć rozwoju przedsiębiorstwa.**

Analizie poddano również artykuły naukowe, w których opisywane były rozwiązania w obszarze stosowanych technologii AM. Jak wynika z analizy literatury (Melor, Hao, Zhang, 2014; Attaran, 2017; Hettiarachchi, Brandenburg, Seuring, 2022; Lee, Gholami, Medini, Salameh, 2023; Patalas-Maliszewska, Topczak, 2023) przedsiębiorstwa produkcyjne są zainteresowane wdrożeniem technologii AM do produkcji oraz wzrasta ilość przedsiębiorstw, która stosuje technologie przyrostowe w prototypowaniu, produkcji oraz regeneracji maszyn i urządzeń. Głównym problemem jest czas produkcji, który w porównaniu z tradycyjnymi technologiami obróbki, zazwyczaj jest dłuższy. Przeszkodą są również koszty związane z realizacją inwestycji i implementacji AM do produkcji. Opisywane w literaturze rozwiązania wskazują na wysoki potencjał technologii AM w obszarze optymalizacji parametrów produkcyjnych, które mogą wpłynąć na redukcję kosztów materiałowych i odpadów poprodukcyjnych, aspekty środowiskowe i zrównoważonego rozwoju oraz optymalizacji zarządzania łańcuchem dostaw.

Zastosowanie technologii AM w produkcji może potencjalnie wpłynąć na redukcję niektórych kosztów produkcyjnych, optymalizację wykorzystania materiału i generowanie odpadów poprodukcyjnych. Kolejnym czynnikiem decydującym w ocenie efektywności technologii AM w produkcji jest potencjał związany z redukcją etapowości procesu produkcyjnego poprzez możliwość wyeliminowania w niektórych przypadkach konieczności montażu zespołów danego produktu i wytwarzanie gotowych konstrukcji na jednej maszynie AM. Decyzja o wdrożeniu AM powinna jednak zostać poprzedzona pogłębioną analizą wiedzy i doświadczeń przemysłu

w obszarze stosowanych technologii AM. Analiza powinna uwzględniać parametry wpływające na możliwość dokonania oceny efektywności stosowania AM w produkcji.

Celem niniejszej pracy jest zaprojektowanie rozwiązania umożliwiającego dokonanie oceny efektywności wdrożenia technologii wytwarzania przyrostowego do produkcji w perspektywie przyjętych obszarów analizy parametrycznej. **Rozwiązanie dedykowane jest dla przedsiębiorstw produkcyjnych ujętych w klasie małych i średnich przedsiębiorstw z branży metalowej i motoryzacyjnej, rozważających zmianę technologii wytwarzania lub adaptacji rozwiązania AM.**

1.2. Sformułowanie problemu badawczego

Rozważany w pracy problem znany jest w literaturze przedmiotu jako problem oceny efektywności zastosowania nowych technologii w produkcji. Zmiany wywołane czwartą rewolucją przemysłową (ang. Industry 4.0) determinują poszukiwania przedsiębiorstw produkcyjnych w obszarze wdrożenia innowacyjnych rozwiązań technologicznych. Na takie decyzje strategiczne w tym obszarze wpływają, m.in.: możliwość redukcji kosztów produkcyjnych, redukcji zaangażowania zasobów, konieczność szybkiej odpowiedzi na potrzeby rynku, efektywne wykorzystanie materiału, chęć uzyskania elastyczności w projektowaniu i wytwarzaniu produktów, itp. Problematyka zastosowania technologii wytwarzania przyrostowego w produkcji przedstawiana jest w literaturze przedmiotu w kontekście obszaru zastosowania: prototypowanie [Ahmed, 2019]; [Low, Chua, Ray, Mattia, i in., 2016]; [Hawes, Rehman, Pope, 2020] produkcja [Nagarajan, Hu, Song, Zhai, i in., 2019]; [Aboulkhair, Simonelli, Parry, Ashcroft, i in., 2019]; [Everton, Hirsch, Stravroulakis, Leach, i in., 2016], regeneracja elementów maszyn i urządzeń [Uenal, Gahn, Kittel, Gasser, i in., 2020]; [Gao, Folkes, Yilmaz, Gindy, 2005]; [Nowotny, Scharek, Beyer, Richter, 2007]; [Penaranda, Moralejo, Lamikiz, 2017]. Z drugiej strony istnieją przykłady w literaturze przedmiotu w obszarze modelowania i oceny procesów w przedsiębiorstwach, m.in. poprzez zastosowanie sieci Petriego [Kabir, Papadopoulos, 2019]; [Lacheheb, Hameurlain, Maamri, 2020]; [Leifeld, Zhang, Zhang, 2019]; [Mansour, Wahab, Soliman, 2013] i sieci Bayesa [Rosário, Kipper, Frozza, Mariani, 2015]; [Shin, Kim, Lee, 2015]; [Rebello, Yu, Ma, 2019]; [Nasiri, Khosravani, Weinberg, 2017] .

Projektowane rozwiązanie przeznaczone jest dla małych i średnich przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej, które w procesach produkcyjnych wykorzystują konwencjonalne metody produkcyjne (głównie technologie obróbki materiałowej). Proponowane modele sieci Bayesa i sieci Petriego mogą być pomocne w podejmowaniu decyzji w obszarze zastosowania technologii AM w produkcji przez przedsiębiorstwa, które poszukują nowych rozwiązań w obszarze technologii wytwarzania, sposobów redukcji kosztów produkcyjnych, strat

materiałowych oraz zasobów ludzkich uczestniczących w procesie produkcyjnym, wykorzystujące obecnie tradycyjne metody obróbki materiałów w produkcji.

W rozważanej klasie przedsiębiorstw, na podstawie wyników badań z 2019 roku, identyfikuje się potrzeby w zakresie rozwiązań umożliwiających redukcję kosztów produkcyjnych, optymalizacji wykorzystania materiałów, redukcję etapowości procesu produkcyjnego oraz chęci rozwoju. Poszukuje się rozwiązania, którego zastosowanie pozwoli na predykcję efektów podjęcia decyzji o wdrożeniu technologii AM w procesie produkcyjnym, m.in. w obszarze strat materiałowych, kosztów maszyn i zatrudnienia oraz czasu produkcji.

Prace eksperymentalne prowadzone były na przykładzie technologii DMLS oraz procesu produkcyjnego realizowanego przez średnie przedsiębiorstwo produkcyjne z branży metalowej wykorzystującej procesy obróbki materiałowej w technologii laserowej i ploterowej.

Zdefiniowane zostały następujące pytania badawcze:

Czy możliwe jest zbudowanie metody, której zastosowanie umożliwi efektywną ocenę zapotrzebowania i predykcję skutków wdrożenia technologii wytwarzania przyrostowego w danej klasie małych i średnich przedsiębiorstw produkcyjnych?

Czy możliwe jest zbudowanie takich modeli wspierających podejmowanie decyzji o wdrożeniu technologii wytwarzania przyrostowego, których zastosowanie umożliwi uzyskanie rekomendacji w obszarze implementacji AM w danym procesie produkcyjnym?

1.3. Zakres pracy

Celem głównym pracy jest zbudowanie oryginalnego modelu oceny efektywności wdrożenia technologii wytwarzania przyrostowego dla danej klasy przedsiębiorstw produkcyjnych.

Cel główny możliwy jest do zrealizowania dzięki zastosowaniu **sieci Petriego oraz sieci Bayesa**. Konieczne jest także zaimplementowanie nowych, autorskich struktur sieciowych umożliwiających ocenę poziomu zapotrzebowania na technologie AM na podstawie danych z przemysłu i literatury oraz ocenę efektywności implementacji technologii AM do produkcji z wykorzystaniem autorskich algorytmów umożliwiających dokonanie analizy parametrów wpływających na proces produkcyjny stosowany przez przedsiębiorstwo oraz procesu AM. Na podstawie powyższego zdefiniowano cele szczegółowe pracy.

Cele szczegółowe:

- Określenie stanu wykorzystywania oraz zapotrzebowania na technologie wytwarzania przyrostowego w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych.

- Sformułowanie modelu oceny poziomu zapotrzebowania na technologie przyrostowe dla wybranej grupy przedsiębiorstw produkcyjnych przy zastosowaniu sieci Bayesa.
- Sformułowanie modelu oceny efektywności stosowania technologii przyrostowych przez przedsiębiorstwa produkcyjne przy zastosowaniu sieci Petriego.
- Zbudowanie oryginalnej metody oceny efektywności stosowania technologii przyrostowych w procesie produkcji.
- Opracowanie modeli wspierających podejmowanie decyzji o wdrożeniu technologii wytwarzania przyrostowego.
- Weryfikacja opracowanej metody oceny efektywności stosowania technologii przyrostowych w produkcji w trzech przedsiębiorstwach produkcyjnych.

Wkład w rozwój dyscypliny inżynieria mechaniczna:

- Określenie stanu wykorzystywania oraz zapotrzebowania na technologie wytwarzania przyrostowego w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych.
- Zbudowanie oryginalnej metody oceny efektywności stosowania technologii przyrostowych w procesie produkcji.

1.4. Tezy badawcze

W niniejszej pracy sformułowano następujące tezy badawcze:

- 1) Wykorzystanie sieci Bayesa oraz sieci Petriego pozwoli na sformułowanie modeli wspierających podejmowanie decyzji o wdrożeniu technologii wytwarzania przyrostowego w wybranej klasie przedsiębiorstw produkcyjnych.
- 2) Zastosowanie metody oceny efektywności stosowania technologii przyrostowych w produkcji pozwoli na predykcję skutków wdrożenia technologii wytwarzania przyrostowego w obszarach efektywności wykorzystania materiałów, optymalizacji kosztów, w tym kosztu maszyn i zatrudnienia oraz czasu trwania procesu produkcyjnego.

Powyższe tezy zostały zweryfikowane poprzez:

- Zastosowanie sieci Bayesa, które umożliwiły zaprojektowanie modelu do oceny poziomu zapotrzebowania na technologie AM, wykorzystując wiedzę pozyskaną z doświadczeń przemysłu i na podstawie analizy literatury przedmiotu.
- Zastosowanie sieci Petriego, które umożliwiły efektywne modelowanie i prezentowanie zmian w przebiegu procesów produkcyjnych wspomaganych technologią AM.
- Zastosowanie sieci Petriego, które umożliwiły zaprojektowanie metody oceniającej efektywność implementacji technologii AM na podstawie analizy parametrów wpływających na proces produkcyjny w wybranych obszarach.

- Zbudowanie metody, której zastosowanie umożliwi zaprojektowanie aplikacji web wspierającej proces podejmowania decyzji w obszarze implementacji AM do produkcji.

1.5. Struktura rozprawy

W celu rozwiązania postawionego problemu badawczego zbudowano indywidualny plan badawczy, który obejmował prace metodyczne i praktyczne.

W zakresie prac metodycznych zaplanowano i zrealizowano zadania:

- Analiza literatury przedmiotu w obszarze stosowanych przez przedsiębiorstwa produkcyjne technologii wytwarzania przyrostowego (AM), modelowania procesów w przedsiębiorstwach produkcyjnych za pomocą sieci Petriego i sieci Bayesa, metod oceny poziomu zapotrzebowania i efektywności zastosowania technologii wytwarzania przyrostowego (AM) w przedsiębiorstwach produkcyjnych.
- Identyfikacja potrzeb i poziomu zainteresowania technologiami AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych w Zachodniej Polsce.

W zakresie prac praktycznych zaplanowano zadania:

- Analiza i ocena wyników badań empirycznych w obszarze identyfikacji potrzeb i poziomu zainteresowania technologiami AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych w Zachodniej Polsce.
- Zbudowanie modelu oceny zapotrzebowania na technologie AM z wykorzystaniem sieci Bayesa.
- Modelowanie procesów produkcyjnych wykorzystujących tradycyjne metody wytwórcze (technologie obróbki), które mogą być wspierane przez technologie AM, poprzez zastąpienie jednego z procesów lub etapów produkcji.
- Zbudowanie modelu oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji z wykorzystaniem sieci Petriego.
- Zbudowanie modeli wspierających podejmowanie decyzji o wdrożeniu technologii wytwarzania przyrostowego w wybranej klasie przedsiębiorstw produkcyjnych.
- Zbudowanie systemu wspierającego podejmowanie decyzji o wdrożeniu technologii wytwarzania przyrostowego w wybranej klasie przedsiębiorstw produkcyjnych (aplikacja internetowa).
- Weryfikację rozwiązania w praktyce gospodarczej.

2. MODEL I METODA BADAWCZA

2.1. Model badawczy

Model badawczy zaprojektowano zgodnie z dwoma głównymi obszarami badań podejmowanymi w niniejszej rozprawie: (1) modelowanie zapotrzebowania na wdrożenie technologii AM na podstawie danych z literatury przedmiotu i danych z przedsiębiorstw produkcyjnych branży motoryzacyjnej i metalowej oraz (2) modelowanie oceny efektywności implementacji technologii AM na podstawie analizy parametrycznej badanego procesu produkcyjnego.

W modelu sformułowano etapy prac dotyczące (I) modelowania za pomocą sieci Bayesa oraz (II) sieci Petriego.

Modelowanie za pomocą sieci Bayesa zostało przeprowadzone zgodnie z etapami:

Etap I.1. Ustalenie zależności pomiędzy projektowanymi węzłami modelu sieci Bayesa z uwzględnieniem algorytmu prawdopodobieństwa oraz przygotowanie danych do implikacji w programie modelującym.

Etap. I. 2. Projektowanie modeli przy pomocy sieci Bayesa.

Etap. I.3. Uczenie sieci.

Etap I.4. Testy Funkcjonalne.

Etap I.5. Eksperymenty.

Modelowanie za pomocą sieci Petriego zostało przeprowadzone zgodnie z etapami:

Etap II.1. Ustalenie obszarów analizy parametrycznej dla procesu AM i analizowanego procesu produkcyjnego.

Etap. II.2. Projektowanie modeli przy pomocy sieci Petriego.

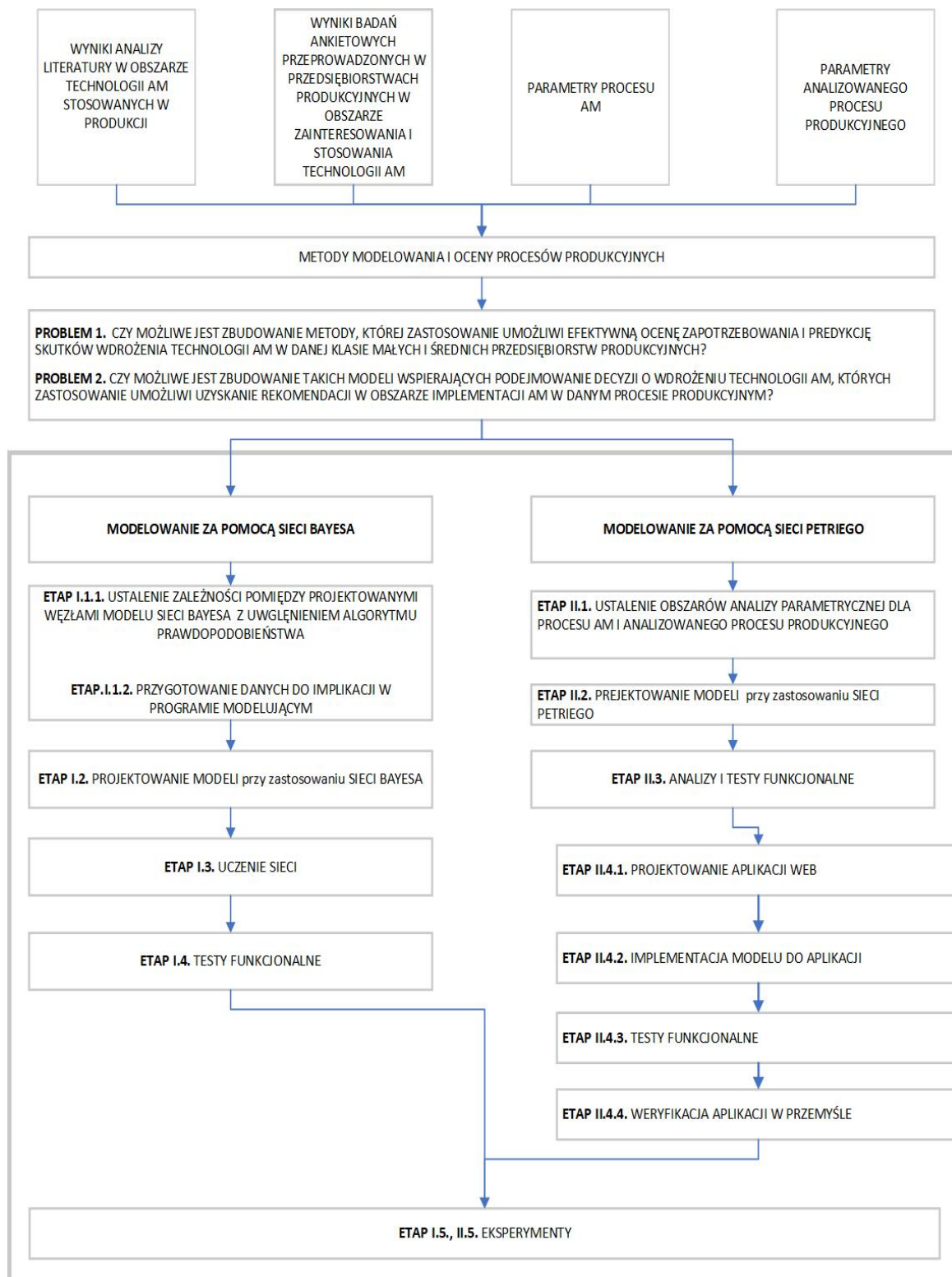
Etap. II.3. Analizy i testy funkcjonalne.

Etap II. 4. Projektowanie aplikacji web (implementacja modelu do aplikacji, testy funkcjonalne, weryfikacja aplikacji w przemyśle).

Etap II. 5. Eksperymenty.

Eksperymenty wskazane w Etapie I.5. oraz Etapie II.5. polegały na modelowaniu i weryfikacji metody z wykorzystaniem danych pozyskanych od przedsiębiorstw produkcyjnych oraz analizie uzyskanych wyników.

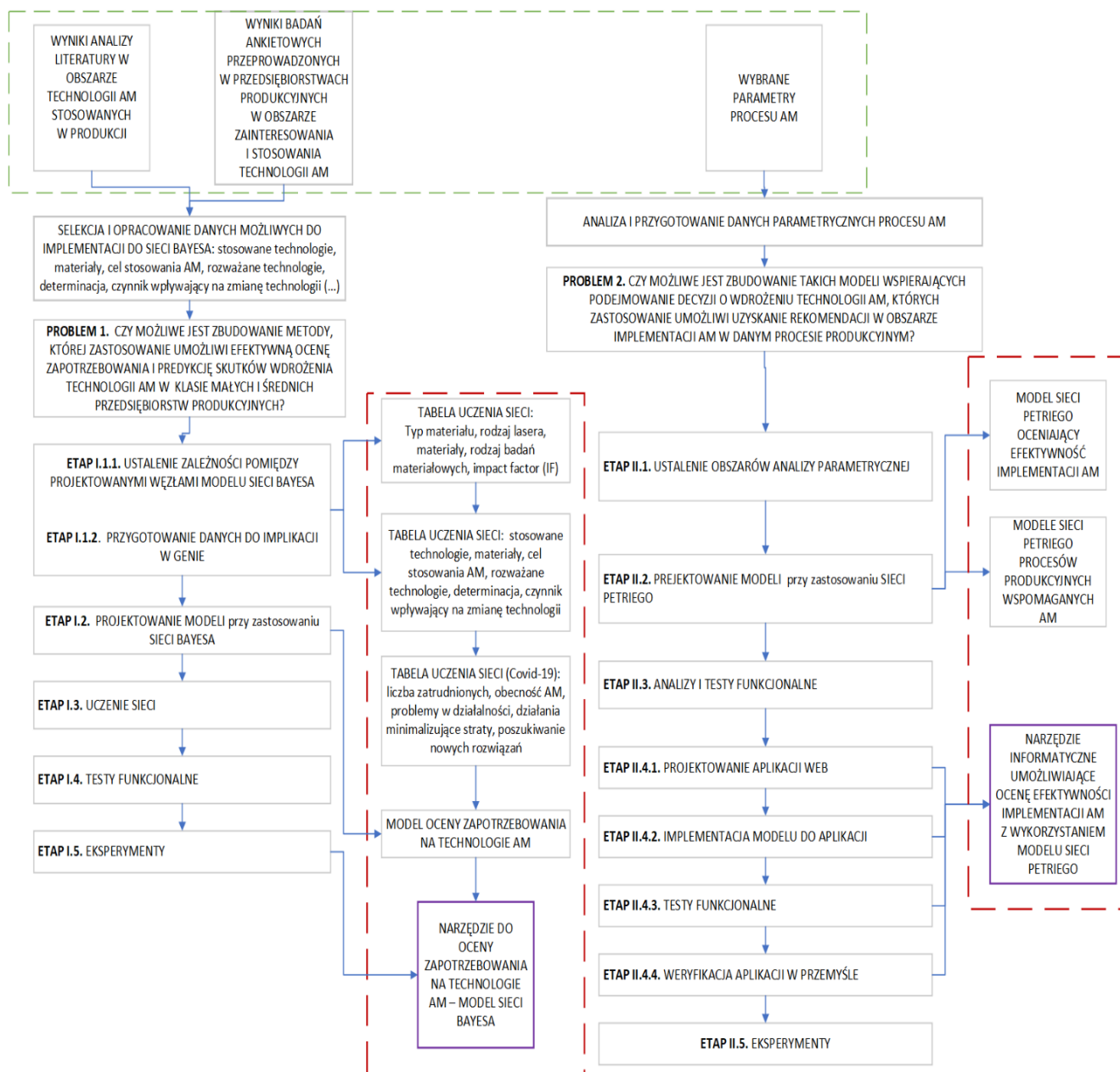
Model badawczy (rysunek 2.1.1.) pozwala na zbadanie poziomu implementacji i zainteresowania technologiami addytywnymi w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce, uporządkowanie wiedzy o technologiach addytywnych w literaturze przedmiotu, a następnie dokonanie wyboru parametrów dla procesu AM poddawanych analizie oraz modelowanie procesów produkcyjnych.



Rysunek 2.1.1. Model badawczy (opracowanie własne)

Model (rysunek 2.1.1.) został szczegółowo zaprezentowany na rysunku 2.1.2., gdzie uwzględniono produkty poszczególnych etapów oraz oznaczono dane wejściowe (kolor zielony) i produkty

wyjściowe (kolor czerwony). Na modelu oznaczono (kolor fioletowy) zaprojektowane narzędzia umożliwiające rozwiązanie postawionych problemów badawczych.



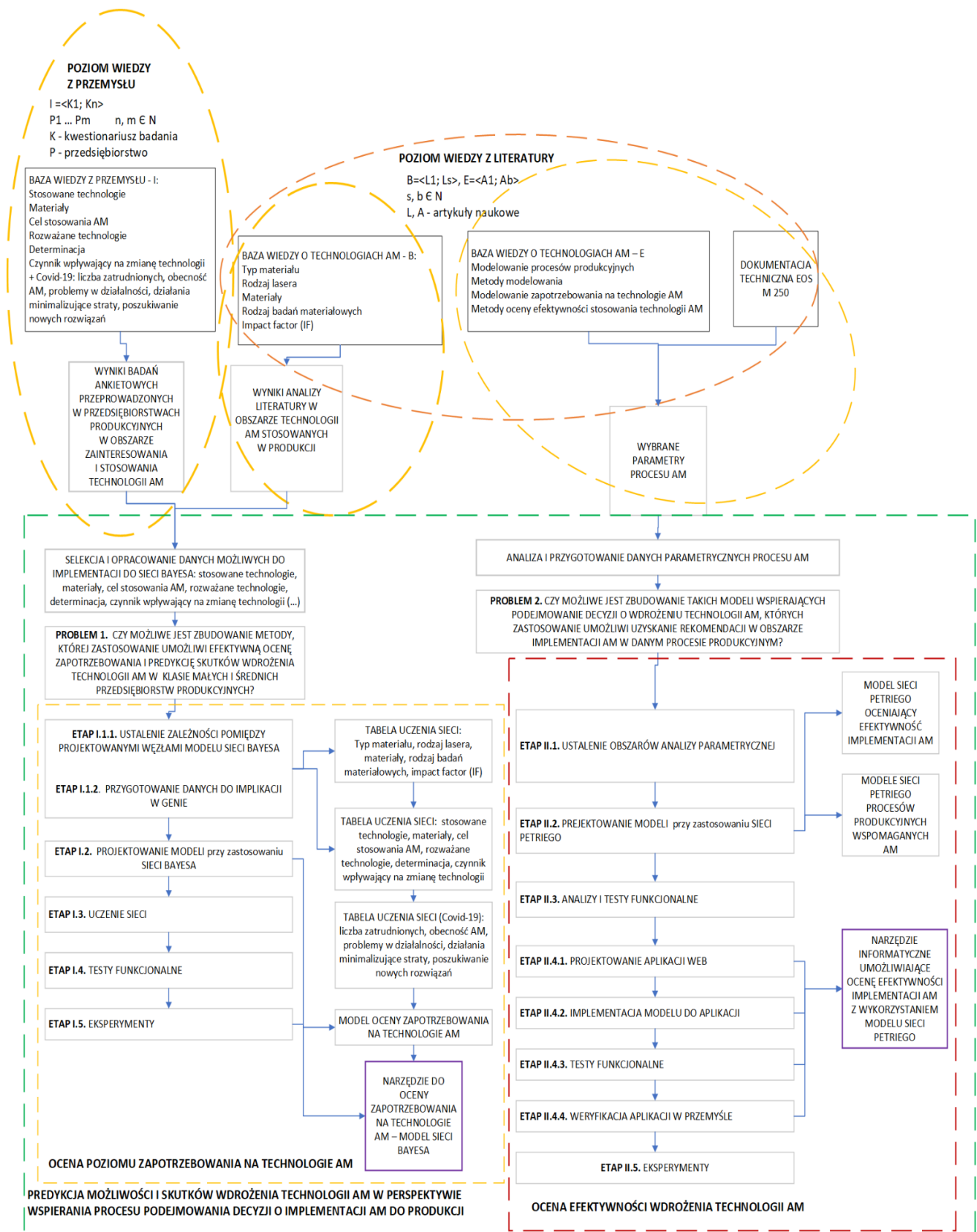
Rysunek 2.1.2. Szczegółowy model badawczy (opracowanie własne)

2.2. Metoda badawcza

Metoda badawcza składa się z sześciu elementów i obejmuje:

- Poziom wiedzy w obszarze technologii wytwarzania przyrostowego AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych (etap początkowy modelu badawczego);
- Poziom wiedzy w obszarze modelowania zapotrzebowania i efektywności stosowania technologii AM w produkcji (etap początkowy modelu badawczego);

- Poziom zapotrzebowania na technologie przyrostowe dla wybranej grupy przedsiębiorstw produkcyjnych - wyniki badań z 250 przedsiębiorstw produkcyjnych (etap początkowy modelu badawczego);
- Ocena poziomu zapotrzebowania na technologie przyrostowe przy zastosowaniu sieci Bayesa (etap I.1.1., I.1.2., I.2, I.3, I.4, I.5 modelu badawczego);
- Ocena efektywności wdrożenia technologii przyrostowych przy zastosowaniu sieci Petriego (etap II.1, II.2., II.3, II.4.1., II.4.2., II.4.3., II.4.4., II.5. modelu badawczego);
- Predykcja możliwości i skutków wdrożenia technologii AM w perspektywie wspierania procesu podejmowania decyzji o implementacji technologii AM do produkcji (działania oznaczone kolorem zielonym na schemacie metody badawczej, rysunek 2.2.1.).



Rysunek 2.2.1. Metoda badawcza (opracowanie własne)

3. TECHNOLOGIE WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO

3.1. Podział i charakterystyka technologii wytwarzania przyrostowego

Technologie AM można zdefiniować jako proces łączenia materiałów z obiektami 3D, warstwa po warstwie, w oparciu o projekt cyfrowy [ISO/ASTM 52900:2021; Rahimi, Esfahanian, Moradi, 2014]. Technologie AM można podzielić na następujące metody: warstwowe wytłaczanie stopionego tworzywa termoplastycznego (FDM, FFF); utwardzanie nałożonego materiału promieniami UV (PolyJet, ProJet), laminowanie warstw materiału (LOM, PSL), utwardzanie żywic światłoczułych (SLA, DLP), laserowe stapianie proszków (SLM, DMLS), spiekanie proszków (SLS), bezpośrednie spiekanie laserowe metali oraz utwardzanie materiałów przy użyciu bezpośredniego źródła energii (LENS, EBAM). Zalety stosowania technologii AM to wysoki potencjał redukcji odpadów i maksymalnego wykorzystania materiału, a także praktycznie nieograniczone możliwości projektowe, efektywne wykorzystanie energii, uproszczony łańcuch dostaw oraz wytwarzanie produktów o złożonej geometrii, z których żadna nie byłaby możliwa w przypadku tradycyjnej produkcji. Technologie AM znajdują szerokie zastosowanie w przemyśle przy produkcji, prototypowaniu i regeneracji [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].

Przeciwieństwem wytwarzania addytywnego jest technologia subtraktywna, czyli procesy wytwórcze polegające na usuwaniu materiału z półproduktu aż do uzyskania pożądanego geometrii. Konwencjonalne technologie (obróbka materiałowa) pozwalają na szybsze wytwarzanie wyrobów, jednak produkcja skomplikowanych geometrii może skutkować usunięciem około 90% materiału, co ze względu na niemożność łatwego i taniego przetwarzania odpadów staje się ekonomicznie nieopłacalne [Wippermann, Gutowski, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].

Ze względu na swoje specyficzne cechy technologiczne, metody wytwarzania przyrostowego posiadają potencjał poprawy opłacalności produkcji [Liu, Ning, Cong, Jiang, i in., 2016]. Oczywiście technologie AM są nadal rozwijane i mają ograniczenia, które wymagają poprawy [Rashid, Khan, Al-Ghamdi, Koç, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020]. Niemniej jednak szerokie możliwości projektowe i produkcyjne pozwalają na wytwarzanie produktów o ograniczonym wpływie na środowisko naturalne, gospodarkę i społeczeństwo [Mele, Campana, Monti, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020; Colorado, Gutiérrez Velásquez, Monteiro, 2020].

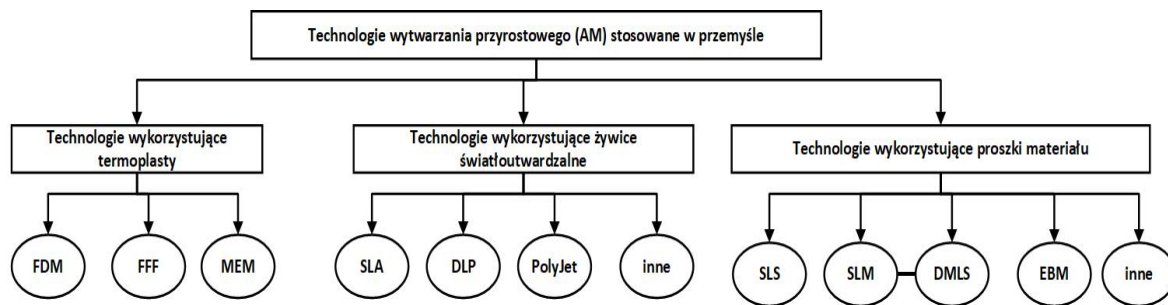
Biorąc pod uwagę aspekty środowiskowe, technologie AM wydają się korzystniejsze pod względem możliwości zaprojektowania i uzyskania wyrobu o skomplikowanej geometrii przy ograniczonej liczbie operacji i mniejszym zużyciu zasobów niż konwencjonalne metody subtraktywne. Jednocześnie zastosowanie technologii AM może wpłynąć na zmniejszenie kosztów i czasu rozwoju produktu, wpływając m.in. na skrócenie fazy przygotowania produkcji [Sanchez,

Boudaoud, Camargo, Pearce, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020]. Analizując procesy produkcyjne AM należy skupić się przede wszystkim na aspekcie zużycia zasobów i gospodarowania odpadami. W przypadku technologii AM, uwzględniając pewne ograniczenia i atrybuty wymagające optymalizacji, m.in. szybkości procesu, można stwierdzić, że charakteryzują się one optymalną efektywnością energetyczną [Baumers, Tuck, Bourell, Sreenivasan, i in., 2011; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020]. Rozważając gospodarę odpadami, można zauważyć, że udział odpadów materiałowych jest niższy (bez uwzględnienia materiału przeznaczonego na podpory – jeśli są wymagane), co wiąże się z wykorzystaniem pełnego potencjału materiału. [Sanchez, Boudaoud, Camargo, Pearce, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020]. Obszary opłacalności obu technologii zostały zebrane i przedstawione w tabeli 3.1.1.

Tabela 3.1.1. Obszary opłacalności technologii przyrostowych i subtraktywnych (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Topczak, 2023)

Obszar	Wytwarzanie przyrostowe	Wytwarzanie subtraktywne
Materiały	Mniejsza ilość wymaganego materiału, maksymalne wykorzystanie materiału, redukcja marnotrawienia materiału	Znaczna ilość wymaganego materiału, znaczny stopień odpadów materiałowych
Projektowanie	Łatwość doskonalenia projektu, możliwość modyfikacji i wykorzystania skomplikowanej geometrii wyrobu	Trudna do zmiany konstrukcja (projekt), ograniczenia w modyfikacjach i wykonaniu projektu
Dostosowanie do potrzeb klienta	Wysoki stopień dostosowania do potrzeb klienta, produkcja na zamówienia pod potrzeby klienta	Brak łatwości dostosowania do potrzeb klienta, ograniczenia w zakresie produkcji pod potrzeby klienta
Narzędzia i przyrządy	W większości przypadków brak potrzeby wykorzystania dodatkowych narzędzi i przyrządów, proces realizowany na jednej maszynie	Potrzeba zaplecza narzędziowego i przyrządowego, znaczny stopień zużycia narzędzi i przyrządów biorących udział w procesie wytwórczym
Pracownicy	Mniejsza liczba pracowników, redukcja ilości osób zaangażowanych w proces wytwórczy	Potrzeba większej ilości pracowników, etapowy process wymaga większej ilości operatorów
Czas produkcji	Dłuższy czas produkcji	Krótszy czas produkcji
Geometria wyrobu	Brak ograniczeń co do kształtu produktu	Ograniczenia w kształcie produkowanych wyrobów
Koszty	Wyższy koszt zakupu maszyn	Koszt zakupu maszyn na poziomie średnim
Etap montażu	Redukcja konieczności montażu poszczególnych elementów, AM umożliwia produkcję gotowych konstrukcji	Montaż jest wymagany, brak możliwości produkcji gotowych konstrukcji

Podziału technologii wytwarzania przyrostowego wykorzystywanych w przemyśle można dokonać ze względu na materiał wykorzystywany w procesie produkcyjnym. Podział technologii AM został przedstawiony na rysunku 3.1.1.



Rysunek 3.1.1. Podział technologii wytwarzania przyrostowego stosowanych w przemyśle (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020)

W technologiach FDM, FFF i MEM jako materiał podstawowy wykorzystywany jest ciągły filament z materiału termoplastycznego, natomiast materiał dodatkowy zazwyczaj służy do wykonania podpory. W technologiach opartych na metodzie warstwowego wytłaczania stopionych tworzyw termoplastycznych, włókno ze szpuli materiału podawane jest przez ruchomą, podgrzewaną głowicę wytłaczarki. Stopiony materiał jest wyrzucany z dyszy ekstrudera i osadzany na platformie druku 3D, która może być podgrzewana w celu uzyskania dodatkowego chwytu. Ruchem głowicy wytłaczarki steruje komputer. Kolejna warstwa nakładana jest na poprzednią warstwę aż do zakończenia procesu wytwarzania przedmiotu [Liu, Liu, Jiang, Wang, i in., 2018; Mehesh, Brandon, Lane, Donmez, i in., 2017; Michopoulos, Lambrakos, Iliopoulos, 2014; Rao, 2019; Rumman, Lewis, Hascoet, Quinton, 2019; Srivastava, Rathee, Maheshwari, Kundra, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].

W technologiach opartych na metodzie fotoinicjowanej polimeryzacji (SLA, DLP, PolyJet) płynny fotopolimer umieszczany jest w zbiorniku (kadzi), a następnie selektywnie utwardzany, warstwa po warstwie, emitując ciepło za pomocą ekranu cyfrowego, ekranu LCD, promieniowania UV lub wiązki laserowej, aż do całkowitego wyprodukowania elementu. W przypadku SLA stosuje się głównie wiązkę laserową, która skupia się na powierzchni zbiornika, tworząc każdą warstwę pożądanego obiektu 3D poprzez sieciowanie lub degradację polimeru. DLP wykorzystuje cyfrowy ekran projekcyjny, dzięki któremu cała warstwa elementu jest utwardzana jednocześnie na całej powierzchni. Skraca to czas potrzebny na wyprodukowanie części [Solidscape, 2015; Sathishkuma, Vivekananda, Balamurugan, Arunkumar, i in., 2020; Flynn, Shokran, Newman, Dhokia, 2016; Oczóś, 2008; Hayes, Osio-Norgaard, Miller, i in., 2021; Cichoń, Brykalski, 2017; Cader, 2018; Rumman, Lewis, Hascoet, Quinton, 2019; Hull, 1986; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020]. Zasadniczo proces SLS wykorzystuje wiązkę laserową lub elektronową do spiekania lub koalescencji sproszkowanego materiału, warstwa po warstwie, w celu utworzenia stałej struktury. Proszek jest umieszczany w pojemniku, w którym odbywa się spiekanie. Stopiony proszek uzupełniany jest kolejnymi zapasami proszku i wyrównywany za pomocą wałka. Produkt finalny pokryty sytkim proszkiem jest następnie czyszczony szczotkami i sprężonym powietrzem. SLM/DMLS polega na selektywnym topieniu laserowym w celu uformowania elementu warstwa

po warstwie [Flynn, Shokran, Newman, Dhokia, 2016; Karoluk, Pawlak, Chlebus, 2014; Kozłowski, Mazurkiewicz, Żabiński, Prucnal, 2019; Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].

3.2. Zastosowanie technologii wytwarzania przyrostowego w przedsiębiorstwach produkcyjnych

Na podstawie literatury przedmiotu przeanalizowano i zebrano wiedzę z zakresu stosowanych technologii AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej. Wyniki analizy przedstawiono w tabeli 3.2.1. uwzględniając obszar zastosowania technologii AM, metodę i jej charakterystykę, rodzaj technologii AM oraz wykorzystywany surowiec materiałowy [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, 2021].

Tabela 3.2.1. Zastosowanie technologii AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020; Patalas-Maliszewska, Topczak, 2021)

Sektor	Proces	Metoda	Technologia AM	Charakterystyka	Material	Źródło
Sektor motoryzacyjny	Proces wytwarzania części maszyn i urządzeń z tworzyw sztucznych, w tym części i podzespołów mechanicznych, proces wytwarzania modeli wykorzystywanych w badaniach wytrzymałościowych, badaniach i modelowaniu.	Warstwowe wytłaczanie stopionego tworzywa termoplastycznego	FDM, MEM, FFF	Metoda polega na warstwowym łączeniu plastycznego materiału polimerowego, wytłaczanego przez dyszę z materiałem, z którego wykonany jest element.	Tworzywa sztuczne: ABS (acrylonitrile butadiene styrene), ABSi (acrylonitrile-butadiene-styrene - biocompatible), PC (polikarbonat), Ultem 9085, PLA (Polylactide), TPU (Thermoplastic Polyurethane), Nylon.	(Liu, Liu, Jiang, Wang, i in., 2018; Mehesh, Brandon, Lane, Donmez, i in., 2017; Michopoulos, Lambrakos, Iliopoulos, 2014; Rao, 2019; Rumman, Lewis, Hascoet, Quinton, 2019; Srivastava, Rathee, Maheshwari, Kundra, 2020)
	Proces produkcji części maszyn i urządzeń z tworzyw sztucznych, w tym części i podzespołów mechanicznych, proces produkcji prototypów funkcjonalnych i mechanizmów współpracujących.	Aplikacja materiału i utwardzanie UV	PolyJet, MJM	Płynna żywica w postaci kropelek jest nakładana warstwami za pomocą piezokrystalicznej głowicy dyszy na platformę roboczą i utwardzana lampą UV zintegrowaną z głowicą. Materiał podporowy w postaci żelu usuwa się wodą.	Polimer PA 12, VeroWhitePlus, VeroCyan, VeroClear Object Agilus, Agilus Black, Kompozyty: DM_Shore A40, A50, A60, A70, A85, A95	(Solidscape, 2015; Sathishkuma, Vivekananda, Balamurugan, Arunkumar, i in., 2020; Flynn, Shokran, Newman, Dhokia, 2016; Oczóś, 2008; Hayes, Osio-Norgaard, Miller, Whiting, i in., 2021)

Sektor	Proces	Metoda	Technologia AM	Charakterystyka	Material	Źródło
	Proces produkcji prototypów funkcjonalnych i mechanizmów współpracujących.	Produkcja przedmiotów laminowanych (laminowanie arkuszy)	LOM, PSL, SDL	Arkusze materiału są laminowane, a następnie za pomocą np. lasera wycinany jest przedmiot o pożądanym kształcie.	Papier, polimery, metale, ceramika, celuloza, kompozyty poliwęglanowe	(Flynn, Shokran, Newman, Dhokia, 2016; Fabrisonic, 2015; Oczkoś, 2008; Drożdziel, Podolak, Nardi, Jakubczak, 2021; Agrawaal, Thompson, 2021; Thakar, Deshmukh, Mulla, 2020)
	Proces produkcji prototypów funkcjonalnych i mechanizmów współpracujących, proces produkcji modeli wykorzystywanych w badaniach wytrzymałościowych, testach i modelowaniu.	Utwardzanie żywic światłoczułych	SLA, DLP	Metoda polega na miejscowym utwardzaniu UV naniesionej płynnej warstwy żywicy, w której zachodzi fotonacjana polimeryzacja.	Polimery i kompozyty polimerowe: Poly1500, Tusk Somos SolidGrey3000, Taurus, NeXt, ProtoGen, PerFORM.	(Cichoń, Brykalski, 2017; Cader, 2018; Rumman, Lewis, Hascoet, Quinton, 2019; Hull, 1986)
Sektor	Proces	Metoda	Technologia AM	Charakterystyka	Material	Źródło
Sektor metalowy	Proces wytwarzania form wtryskowych, odlewniczych, precyzyjnych konstrukcji metalowych oraz innych elementów o złożonej geometrii, których wytworzenie często nie byłoby możliwe przy zastosowaniu technologii odlewniczych.	Spiekanie proszków	SLM/ DMLS, EBM* <i>* Technologie wykorzystywane są również w przemyśle motoryzacyjnym (części zamienne)</i>	Metoda opiera się na zależności, w jakiej stykające się ziarna proszku wiążą się ze sobą poprzez stopienie ich powierzchni w wyniku nagrzania wiązką laserową.	proszki metali, stopów metali (np. stal nierdzewna, stopy tytanu, aluminium)	(Deckard, 1989; Flynn, Shokran, Newman, Dhokia, 2016; Karoluk; Pawlak, Chlebus, 2014; Kozłowski, Mazurkiewicz, Żabiński, Prucnal, 2019; Królikowski, Krawczyk, 2018; Liu, Zhu, Peng, Yin, i in., 2018; Mazurkiewicz, 2017; Michopoulos, Lambrakos, Iliopoulos, 2014; Rumman, Lewis, Hascoet, Quinton, 2019; Siemiański, Budzik, 2015;

Sektor	Proces	Metoda	Technologia AM	Charakterystyka	Material	Źródło
						Srivastava, Rathee, Maheshwar, Kundra, 2020; Takata, Kodaira, Suzuki, Kobashi, 2017)
	Proces wytwarzania form wtryskowych, odlewniczych, precyzyjnych konstrukcji metalowych oraz innych elementów o skomplikowanej geometrii, których wytworzenie często nie byłoby możliwe przy zastosowaniu technologii odlewniczych; proces naprawy i regeneracji części metalowych.	Utwardzanie materiału przez bezpośrednie doprowadzenie energii	LENS, EBAM	W metodzie strumień materiału jest doprowadzany przez dyszę i utwardzany za pomocą strumienia lasera lub elektronów bezpośrednio na powierzchni, na którą pada.	Surowiec osadzony za pomocą drutu lub sproszkowanych metali (tytanu, tantalu i niklu), stopów, ceramiki lub kompozytów	(Gill, Smugeresky, Atwood, 2006; Grobelny, Furmański, Legutko, 2017; Grobelny, Furmański, Legutko, 2017; Michopoulos, Lambrakos, Iliopoulos, 2014; Rao, 2019; Rumman, Lewis, Hascoet, Quinton, 2019; Srivastava, Rathee, Maheshwari, Kundra, 2020)

3.3. Podsumowanie i wnioski

Technologie wytwarzania przyrostowego stosowane w przemyśle można podzielić ze względu na rodzaj materiału wykorzystywanego podczas wytwarzania wyrobu. Jeden z podziałów zakłada grupę technologii wykorzystujących termoplasty, t.j. FDM, FFF, MEM; grupę technologii wykorzystujących żywice światłoutwardzalne, t.j. SLA, DLP, PolyJet; grupę technologii wykorzystujących proszki materiałów, głównie metali, t.j. SLM/DMLS, EBM. Przedsiębiorstwa produkcyjne stosują technologie AM w produkcji, prototypowaniu oraz regeneracji maszyn i urządzeń. W tym celu wykorzystywane są specjalistyczne materiały termoplastyczne, ceramiczne i kompozytowe dedykowane dla technologii AM. Technologie AM są stosowane przez przedsiębiorstwa produkcyjne ze względu na możliwość uzyskania produktu o skomplikowanej geometrii, co nie byłoby możliwe w przypadku konwencjonalnych metod wytwarzania. Przedsiębiorstwa produkcyjne odnotowują również dodatni wynik rachunku ekonomicznego na który wpływa zastosowanie technologii AM, m.in. poprzez redukcję odpadów materiałowych i maksymalizację wykorzystania materiałów w procesie produkcji.

4. MODELOWANIE ZAPOTRZEBOWANIA I EFEKTYWNOŚCI STOSOWANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO W PRODUKCJI

4.1. Modelowanie procesów produkcyjnych

W literaturze przedmiotu można znaleźć wiele przykładów modelowania procesów i zjawisk w obszarze produkcyjnym. Przedstawione w pracy [Piña Ortega, Paul, Islam, i in., 2016; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022] są przykładami modelowania analitycznego w obszarze produkcji, z wykorzystaniem metody elementów skończonych (FEM). W pracy [Lin, Fan, Newman, 2009] zastosowano złożony model przepływu pracy (CWM), który został zaproponowany w celu czytelnego przedstawienia procesu produkcyjnego w formie graficznej. W pracy [Afanasyev, Voit, 2016; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022] zaproponowano inteligentny system agentów do analizy modeli procesów produkcyjnych. W pracy [Sukthomya, Tannock, 2005; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022] przedstawiono modyfikację procesu wytwarzania opartego na projekcie eksperymentów Taguchiego, którego celem jest identyfikacja optymalnego ustawienia parametrów NN w wielowarstwowej sieci perceptronowej (MLP). Mając na celu identyfikację stosowanych metod modelowania wykorzystywanych w obszarze procesów produkcyjnych, dokonano ich analizy pod względem rodzaju metody, obszaru wykorzystania, zastosowania oraz możliwości jakie daje dana metoda. Metody modelowania wykorzystywane w obszarze procesów produkcyjnych zostały zebrane i przedstawione w tabeli 4.1.1.

Tabela 4.1.1. Metody modelowania wykorzystywane w obszarze procesów produkcyjnych (Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022)

Metoda /narzędzie	Obszar wykorzystania	Zastosowanie	Możliwości modelu	Źródło
Metoda elementów skończonych (FEM)	Modelowanie przemian fazowych, przewidywanie wpływu parametrów procesu na mikrostrukturę.	Poprawa dokładności symulacji procesów termicznych, poprawa identyfikacji historii termicznej.	Ułatwienie adaptacji produkcji materiałów i komponentów w celu poprawy mechaniki działania.	[Yang, Barrett, Tong, Harrison, i in., 2020]
Język specyfikacji procesu (PSL)	Standardowe, pełne i dokładne definiowanie złożonych informacji o procesie produkcyjnym.	Rozszerzenie pojęcia procesu produkcyjnego, typów relacji o opis zasobów, czynników i materiałów.	Standaryzacja reprezentacji danych o procesie produkcyjnym.	[Qiao, Kao, Zhang, 2011]
Złożony węzeł przepływu pracy (CWM)	Badanie wpływu planowania i analizy wydajności procesu produkcyjnego na aspekt graficzny.	Dwuetaapowa analiza symulacyjna identyfikująca zależności i obszary do poprawy.	Łatwe do zrozumienia graficzne przedstawienie procesu produkcyjnego.	[Sukthomya, Tannock, 2005; Afanasyev, Voit, 2016]

Metoda /narzędzie	Obszar wykorzystania	Zastosowanie	Możliwości modelu	Źródło
Sztuczne sieci neuronowe	Wykorzystanie projektu eksperymentów Taguchiego do określenia parametrów sieci.	Optymalizacja parametrów sieci perceptronowej (MLP) poznanych za pomocą algorytmu wstecznej propagacji.	Realizacja w złożonym procesie formowania.	[Sukthomya, Tannock, 2005]
Modele planowania produkcji	Ocena przydatności produkcyjnej i oszacowanie kosztów projektu koncepcyjnego we wczesnej fazie projektowania produktu.	Konceptualne planowanie procesów w oparciu o jakość/koszty (QCCPP).	Ułatwienie określenia kluczowych zasobów procesu wraz z oszacowaniem kosztu wytworzenia z uwzględnieniem kosztu ryzyka związanego z planem procesu.	[Hassan, Siadat, Dantan, Martin, 2009]
Modele matematyczne zamkniętej sieci produkcyjno - regeneracyjnej	Model umożliwia określenie optymalnego asortymentu produktów dla zintegrowanego systemu produkcji i regeneracji.	Model można wykorzystać w sieci obsługującej Przemysł 4.0, aby ułatwić przejście na systemy produkcyjne gospodarki o obiegu zamkniętym.	Poprawa odzyskiwania wartości poprzez śledzenie, monitorowanie i przetwarzanie zużytych produktów.	[Bagalagel, ElMaraghy, 2020]
Interpretacyjne modelowanie strukturalne (ISM)	Poszukiwanie analizy zarządzania poprzez analizę relacji i wyzwań z Przemysłem 4.0.	Analiza oparta na opiniach ekspertów i Interpretacyjnym Modelowaniu Strukturalnym (ISM).	Identyfikacja barier we wdrażaniu nowych rozwiązań przemysłowych.	[Bakhtari, Kumar, Waris, Sanin, i in., 2020]
Modelowanie w oparciu o kluczowy wskaźnik wydajności (KPI)	Badania indykatoryjne dla każdej grupy KPIs wyodrębnionych z danej technologii.	Klasyfikacja i modelowanie procesów wytwarzania przyrostowego w oparciu o grupę KPIs.	Wykorzystanie takich metod może być bardzo praktyczne do rozwiązania konkretnego problemu, ale nie nadaje się do wyciągania uogólnionych wniosków dotyczących identyfikacji i optymalizacji problemów, z jakimi boryka się technologia AM.	[Palominos, Quezada, Donoso, Gonzalez, 2020]
Projekt kontrolera nadzoru dla systemów produkcyjnych	Wykorzystanie czasowych sieci Petriego (TPN) do prezentacji stanów systemu produkcyjnego.	Implikacje metody rozciągania dla TPN.	Uniknięcie zakleszczenia i zaprojektowanie kontrolerów nadzorczych do innych celów, takich jak żywotność, ograniczenie i/lub odwracalność.	[Íftar, 2016]
Modelowanie ze sztuczną inteligencją (AI)	Modelowanie diagramów przepływu pracy i konwersja do sieci Petriego.	Korelacja między wymaganiami systemów zorientowanych na cel a sieciami Petriego.	Model, który można dostosować do fazy przejściowej, a także wykorzystać do modelowania cyfrowej	[Silva, Javales, Silva, 2016]

Metoda /narzędzie	Obszar wykorzystania	Zastosowanie	Możliwości modelu	Źródło
			produkcji w pełni zorientowanej na usługi.	
Modelowanie elastycznego systemu produkcyjnego	Wyodrębnianie liniowego systemu czasu dyskretnego z przybliżonego opisu problemu produkcyjnego; przydatne w problemach z planowaniem bez zakleszczeń.	Wykorzystanie formalizmu sieci Petriego do identyfikacji problemów produkcyjnych.	Model może być wykorzystany do zastosowania metod opracowanych w ramach systemów sterowania i teorii, które mogą otworzyć nowe możliwości poprzez wprowadzenie opinii i optymalizacji online.	[Wenzelburge, Allgöwer, 2019; Lefebvre, 2016]
Modelowanie procesu produkcyjnego z wdrożeniem AM	Modelowanie i analiza (weryfikacja) procesów wytwórczych opartych na sieci Petriego wspieranych technologiami AM, porównywanie struktury procesu i ułatwianie podejmowania decyzji o wdrożeniu AM.	Zastosowanie sieci Petriego do graficznej prezentacji procesu produkcyjnego w kontekście implementacji AM oraz analizy poprawności budowy i funkcjonowania sieci.	Specyfikacja oparta na sieci Petriego pozwala na graficzną reprezentację procesów i planowanie implementacji AM, wsparte formalną weryfikacją i walidacją systemu (żywołność, ograniczoność).	[Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]

W przypadku modelowania procesu AM, praca [Stavropoulos, Foteinopoulos, 2018] przedstawia podejście do modelowania procesów AM w oparciu o kluczowe wskaźniki wydajności (KPIs), parametry procesu oraz podejść do modelowania z uwzględnieniem modeli analitycznych, numerycznych i empirycznych [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Praca [Kadkhoda-Ahmadi, Hassan, Asadollahi-Yazdi, 2019] proponuje działanie oparte o model do wstępnego planowania procesu AM [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. W proponowanym podejściu, przeanalizowano projektowanie dla wytwarzania przyrostowego (DfAM) poparte optymalizacją doboru odpowiednich parametrów procesu AM i zasobów produkcyjnych w oparciu o różne kryteria oceny. Metody modelowania, tj. modele Markowa [Heng, Aiping, Xuemei, Liyun, i in., 2017; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022], sieci Bayesa [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021] i sieci Petriego [İftar, 2016; Latorre-Biel, Faulín, Juan, Jiménez-Macías, 2018; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022] zostały wykorzystane w modelowaniu systemów produkcyjnych.

4.2.Sieć Bayesa w modelowaniu procesów produkcyjnych

Sieci Bayesa cechują się wykorzystaniem podejścia subiektywnej oceny zdarzeń, umożliwiając szacowanie prawdopodobieństwa wystąpienia poszczególnych zdarzeń, które składają się z kilku

czynników. W podejściu opartym o algorytm prawdopodobieństwa możliwe jest wykorzystanie historycznych danych, przy czym wynik determinowany może być zmieniającymi się warunkami. Istotnym z punktu widzenia szacowania prawdopodobieństwa jest uwzględnienie opinii ekspertów. W przypadku użycia podejścia subiektywnego szacowania prawdopodobieństwa wymaga się zastosowania aksjomatów Kołomogorowa, opartych na zasadach pozytywności, pewności i sumowania w prawdopodobieństwie.

Algorytm sieci Bayesowskiej (BN) jest wykorzystywany w modelowaniu i prognozowaniu ilościowym i/lub jakościowym. Funkcjonalność sieci Bayesa umożliwia wykorzystanie danych eksperckich tam, gdzie dane historyczne są niewystarczające - pozwala to na gromadzenie i klasyfikację wiedzy poprzez wnioskowanie na podstawie przesłanek. Sieć bayesowska opiera się na dwóch strukturach: grafie skierowanym i acyklicznym (1) oraz tablicy prawdopodobieństwa (2). Węzły zawarte w grafie można modyfikować za pomocą funkcji logicznych, tworząc w ten sposób strukturę sieci zawierającą zestaw reguł i faktów [Wieleba, 2011; Aguilera, Fernandez, Fernandez, Rumi, i in., 2011; Ramírez-Noriega, Juárez-Ramírez, Martínez-Ramírez, 2018; Karayuz, Bidyuk, 2015; Topczak, Śliwa, 2021].

Na potrzeby niniejszej pracy dokonano formalnego zdefiniowania sieci Bayesa, przedstawiając najważniejsze definicje i wzory w oparciu o opracowania naukowe [Bishop, 2006; Olbryś, 2007; Matuszewski, 2017; Kabir, Papadopoulos, 2019; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021; Topczak, Śliwa, 2021], które są używane w tej pracy.

Definicja 1.

Jeśli A i B są dwoma zdarzeniami losowymi i wiadomo, że wystąpiło B, to „prawdopodobieństwo a posteriori” wystąpienia A, biorąc pod uwagę, że wystąpiło B, można zdefiniować jako:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

gdzie P (A) i P (B) to „prawdopodobieństwo a priori” zdarzeń A i B.

Definicja 2.

Prawdopodobieństwo warunkowe zajścia zdarzenia A pod warunkiem zajścia zdarzenia B, gdzie P (B) > 0, można zdefiniować jako:

$$P(A|B) = \frac{P(B \cap A)}{P(B)} \quad (2)$$

gdzie P (A) i P (B) to prawdopodobieństwo zdarzeń A i B, a P(B ∩ A) jest prawdopodobieństwem zdarzeń niezależnych.

Definicja 3.

Zdarzenia wykluczające się (zasada addytywności) definiuje się wzorem:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) \quad (3)$$

gdzie P (A) i P (B) to prawdopodobieństwo zdarzeń A i B, a P(B ∪ A) jest prawdopodobieństwem zdarzeń wykluczających się.

Definicja 4.

Zdarzenia niewykluczające się definiuje się wzorem:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(B \cap A) \quad (4)$$

gdzie $P(A)$ i $P(B)$ to prawdopodobieństwo zdarzeń A i B , a $P(B \cap A)$ jest prawdopodobieństwem zdarzeń niezależnych.

Definicja 5.

Prawdopodobieństwo bezwarunkowe, czyli zdarzenie niezależne względem badanej próby definiuje się wzorem:

$$P(A \setminus B) = P(A) \quad (5)$$

gdzie $P(A)$ to prawdopodobieństwo zdarzenia A

Definicja 6.

Szacowanie zaistnienia zdarzeń połączonych ze sobą prawdopodobieństwem warunkowym definiuje się wzorem:

$$P(A_i \setminus B) = \frac{P(B \setminus A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^n P(B \setminus A_i)P(A_i)} \quad (6)$$

gdzie

$P(A_i/B)$ – prawdopodobieństwo „a posteriori” zdarzenia A_i po uzyskaniu informacji B ,

$P(A_i)$ – prawdopodobieństwo „a priori” zdarzenia A_i przed pojawieniem się informacji B ,

$P(B/A_i)$ – prawdopodobieństwo pojawienia się informacji B , jeśli A_i jest prawdą,

$P(B)$ – prawdopodobieństwo zajścia zdarzenia B ,

$i, n \in \mathbb{N}$.

Przykłady zastosowania sieci Bayesa opisano w pracy [Gran, Helminen, 2001], gdzie autorzy wykorzystali model BN do oceny niezawodności elektrowni jądrowych [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Modele oparte na sieciach bayesowskich zostały również wykorzystane do analizy niezawodności systemów elektroenergetycznych i maszyn wojskowych [Yongli, Limin, Ligu, Yan, 2008; Daemi, Ebrahimi, Fotuhi-Firuzabad, 2012; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021] oraz do modelowania mechaniki pękania [Nasiri, Khosravani, Weinberg, 2017; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. W literaturze pojawiają się również doniesienia o implementacji funkcjonalności sieci Bayesa w innych obszarach, takich jak kryminalistyka [Biedermann, Taroni, 2006; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Sieci Bayesa są wykorzystywane w aplikacjach oceny ryzyka ze względu na ich elastyczną strukturę i możliwość uwzględniania w trakcie analizy, m.in. trybów i stanów awaryjnych, komponentów i systemów, niepewności zachowania systemu i awarii danych. Dodatkowym atutem BN jest możliwość wykonywania analiz diagnostycznych [Kabir, Papadopoulos, 2019; Topczak,

Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Sieci Bayesa są wykorzystywane w procesach szacowania optymalnego progu bezpieczeństwa dla złożonych procesów przemysłowych, gdzie proponuje się dynamiczną metodologię oceny ryzyka, opartą na wielu zmiennych procesowych w czasie rzeczywistym [Rebello, Yu, Ma, 2019; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Podejmowano próby udowodnienia zasadności wykorzystania probabilistycznego systemu eksperckiego jako przemysłowego narzędzia wsparcia w zapobieganiu defektom procesu i przyczynianiu się do wzrostu produktywności [Rosário, Kipper, Frozza, Mariani, 2015; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Praca [Rosário, Kipper, Frozza, Mariani, 2015] przedstawia mapowanie techniczne i pozyskiwanie wiedzy ukrytej w przemyśle z udziałem sieci Bayesa, modelowanie wiedzy ukrytej w celu jej wyrażenia i przedstawienia w postaci reguł do wykorzystania w procesach produkcyjnych [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. W pracy [Patalas-Maliszewska, Feldshtein, Devojno, Śliwa, i in., 2020] wykazano skuteczność techniki eksploracji danych (ang. data mining) opartej na algorytmie Bayesa do analizy trendów w addytywnych procesach produkcyjnych oraz praktycznego zastosowania wiedzy, uzyskany za pomocą algorytmu Bayesa [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. W pracy [Shin, Kim, Lee, 2015] dokonano analizy systemu produkcyjnego z trzema zmiennymi, tj. planowaną wielkością produkcji, ilością dostarczonego produktu oraz wielkością zapasów, gdzie konieczne okazało się uwzględnienie sytuacji, w których te trzy wartości prawdopodobnie zmieniłyby się pod wpływem różnych czynników [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. W tym celu wykorzystano dynamiczną sieć bayesowską (DBN), która jest rozszerzeniem jej podstawowej postaci i jest również znana jako sieć przekonań dla procesów stochastycznych.

4.3. Sieci Petriego w modelowaniu procesów produkcyjnych

Na potrzeby niniejszej pracy dokonano formalnego zdefiniowania sieci Petriego, przedstawiając najważniejsze definicje i oznaczenia w oparciu o opracowania naukowe [Karatkevich, 2007; Reisig, 1985; Best, Devillers, Koutny, 2001; Murata, 1989; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022; Costa, Gomes, Barros, Oliveira, i in., 2008; Wiśniewski, Karatkevich, Adamski, Costa, i in., 2018], które są używane w tej pracy.

Definicja 1.

Sieć Petriego N jest uporządkowaną czwórką postaci: $N = (P, T, F, M_0)$, gdzie: P to zbiór miejsc, T to zbiór przejść, $F \subseteq (P \times T) \cup (T \times P)$ to zbiór łuków, M_0 to oznaczenie początkowe.

Graficznie miejsca sieci Petriego są oznaczone okręgami, podczas gdy przejścia są zwykle reprezentowane przez pogrubioną linię. Łuki łączą miejsca przejściami. Oznakowanie początkowe zawiera miejsca, które dodatkowo zawierają żetony (kropki lub czarne plamy).

Definicja 2.

Znakowanie sieci Petriego $N = (P, T, F, M_0)$ jest podzbiorem miejsc $M \subset P$. W oznaczonym miejscu M znajduje się token (lub żetony): $M(p) \geq 1$.

Definicja 3.

Sieć Petriego jest ograniczona, jeśli liczba żetonów w każdym miejscu nie przekracza liczby skończonej dla dowolnego oznaczenia osiągalnego od oznaczenia początkowego M_0 . Sieć Petriego ograniczona dla dowolnego początkowego oznaczenia M_0 jest strukturalnie ograniczona.

Definicja 4.

Sieć Petriego N jest aktywna, jeśli możliwe jest odpalenie dowolnego przejścia z dowolnego osiągalnego oznaczenia (poprzez sekwencję odpaleń innych przejść).

Definicja 5.

Zinterpretowana sieć Petriego N jest ograniczoną i żywą siecią Petriego, zdefiniowaną jako szóstka postaci: (P, T, F, M_0, X, Y) , gdzie X to zbiór wejść binarnych, a Y to zestaw wyjść binarnych systemu.

Definicja 6.

Macierz częstości zinterpretowanej sieci Petriego

$\mathcal{N} = (P, T, F, M_0, X, Y)$ gdzie $|P|$ miejsca i $|T|$ przejścia to macierz $A_{|T| \times |P|}$ liczb całkowitych, dana wzorem:

$$a_{ij} = \begin{cases} -1, & (p_j, t_i) \in F \\ 1, & (t_i, p_j) \in F \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

Komórka a_{ij} macierzy A odpowiada przejściu t_i i miejscu p_j . Kolumny macierzy odnoszą się do miejsc, podczas gdy wiersze odpowiadają przejściom N . Macierz $A_{|P| \times |T|}$ (lub poprostu A^T) odnosi się do transponowanej macierzy $A_{|T| \times |P|}$.

Definicja 7.

Przejście jest możliwe, jeśli wszystkie jego miejsca wejściowe $\{p \in P: (p, t) \in F\}$ zawierają token. Przejście jest uruchamiane wtedy i tylko wtedy, gdy jest włączone, a wszystkie powiązane z nim wartości wejściowe (ze zbioru X) są spełnione.

Sieć Petriego (PN), jako sformalizowane narzędzie graficzne i matematyczne, umożliwia modelowanie

i analizę dynamicznego zachowania systemów, znajdując zastosowanie w przypadku wizualnej reprezentacji wiedzy i zjawisk inferencyjnych w systemach eksperckich [Yanrong, Yang, 2004; Louazani, Sekhri, 2020; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Możliwość wykorzystania sieci do analizy i modelowania zdarzeń dyskretnych [Cassandras, Lafortune, 2008; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022] postrzegana jest jako zjawisko pożądane w logicznym rozumieniu zachowań w systemie eksperckim [Liu, You, Li, Tian, 2017; Liu, Lin, Mao, Zhang, 2013; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Ich funkcjonalność realizowana jest, m.in. w systemach służących do zapewnienia bezpieczeństwa, niezawodności i oceny ryzyka [Kabir, Papadopoulos, 2019; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

W pracy [Lacheheb, Hameurlain, Maamri 2020] sieci Petriego znalazły również zastosowanie w analizie procesów biznesowych [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Wykorzystanie funkcjonalności sieci Petriego zakładało zapewnienie spójności w perspektywie zasobów, poprzez wykorzystanie sieci do weryfikacji poprawności wykonania procesu biznesowego z pierwotnie przydzielonymi zasobami, w oparciu o pewne właściwości i wybór ścieżki usług o niskim zużyciu energii.

W pracy [Mansour, Wahab, Soliman, 2013] sieci Petriego wykorzystano jako narzędzie modelujące do budowy modeli do diagnozy uszkodzeń w elemencie lub sekcji elektrowni, mającej na celu dokładną diagnozę uszkodzeń [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Wdrożenie tego typu rozwiązania ma na celu zapewnienie wsparcia i pomocy w podejmowaniu decyzji w sytuacjach krytycznych oraz skrócenie opóźnienia odzyskiwania po katastrofie.

Rozwój sektora produkcyjnego przekształcił łańcuchy dostaw w wysoce złożone, dynamiczne i współbieżne systemy. Sieci Petriego charakteryzują się formalnością i zostały z powodzeniem przetestowane w hierarchicznym modelowaniu, analizie i kontroli systemów rozproszonych, co jest pożądane w przypadku projektowania łańcucha dostaw i stanowi wyzwanie dla przedsiębiorstw produkcyjnych w obszarze wymagań Przemysłu 4.0 [Fierro, Cano, García, 2020; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Sieci Petriego zostały wykorzystane w heurystycznych metodach planowania produkcji [Jeng, Chen, 1999; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022], modelowania i symulacji inteligentnych procesów produkcyjnych oraz wspomagania decyzji w produkcji [Latorre-Biel, Faulín, Juan, Jiménez-Macías, 2018; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Ich zastosowanie można znaleźć również w zarządzaniu zasobami w sieciach dystrybucyjnych, co pozwala na minimalizację opóźnień w interwencjach kryzysowych [Ku, Li, Lin, Chen, i in., 2020; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Do modelowania procesów

produkcyjnych stosuje się, m.in. kolorowe sieci Petriego, czasowe sieci Petriego, ciągle sieci Petriego o stałej prędkości (CCPN) [Ghomri, Alla, 2015; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Czasowe sieci Petriego zostały wykorzystane do opracowania projektu kontrolera nadzorczego dla systemów produkcyjnych [Iftar, 2016; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. W pracy [Silva, Javales, Silva, 2019] przedstawiono metodę i ramy do zestawienia wymagań zorientowanych na cel i sieci Petriego, jako alternatywę dla wymagań dla systemów produkcyjnych zdolnych do radzenia sobie z cyfrowymi bliźniakami (DT). Praca [Wenzelburgera, Allgoewera, 2019] proponuje podejście do modelowania w sterowaniu elastycznymi systemami wytwarzania w oparciu o reprezentację procesu produkcyjnego metodą sieci Petriego [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Istnieją badania, w których można znaleźć rozwiązania dla planowania bez zakleszczeń dla elastycznych systemów produkcyjnych wykorzystujących nieskończone sieci Petriego i kontrolę przewidywania modeli. Tego typu rozwiązania są przydatne w przypadku problemów z harmonogramowaniem produkcji [Lefebvre, 2016; Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. W pracy [Heng, Aiping, Xuemei, Liyun, i in., 2017] zaproponowano podejście do modelowania systemów produkcji seryjnej oparte na uogólnionych stochastycznych sieciach Petriego (GSPN), uwzględniając awarie maszyn i wady procesu [Topczak, Śliwa, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

4.4. Porównanie zastosowania sieci Bayesa i sieci Petriego w modelowaniu procesów produkcyjnych

Na podstawie analizy literatury [Fenton, Neil, 2014; Liang, Wang, Yi, Li, 2017; Constantinou, Fenton, Neil, 2016; Yanrong, Yang, 2004; Liu, You, Li, Tian, 2017] dokonano charakterystyki sieci Petriego i sieci Bayesa uwzględniając możliwości wspomagania decyzji w obszarze produkcyjnym, implementacji algorytmów, poziomu reprezentacji wiedzy i obrazowania. Wyniki analizy zostały zebrane i zaprezentowane w tabeli 4.4.1.

Tabela 4.4.1. Porównanie zastosowania sieci Bayesa i sieci Petriego w modelowaniu procesów produkcyjnych (opracowanie własne)

Sieci Bayesa	Sieci Petriego
Wspomaganie procesu podejmowania decyzji w obszarze procesu produkcyjnego	
Wspiera podejmowanie decyzji w obszarze procesu produkcyjnego poprzez algorytmiczne i reprezentatywne szacowanie prawdopodobieństwa wystąpienia zdarzeń.	Brak bezpośredniego wpływu na proces decyzyjny, wymaga wprowadzenia algorytmów obliczeniowych, zależności i reguł.
Algorytm umożliwiający analizę danych	
Algorytm umożliwiający analizę i wnioskowanie opiera się na założeniach statystycznych i rachunku prawdopodobieństwa.	Brak algorytmu przy jednoczesnej formalnej strukturze sieci Petriego z ustalonymi zasadami funkcjonowania sieci.
Modyfikacje/implikacje algorytmów	

Brak dodatkowych reguł i modyfikacji algorytmicznych.	Reprezentacja graficzna może zostać wzbogacona o algorytmy i reguły.
Reprezentatywność wiedzy i modelowanie	
Sieć przyjmuje postać reprezentatywną, umożliwiającą identyfikację poszczególnych elementów, czytelna reprezentacja relacji; proste modelowanie.	Proste i czytelne reprezentowanie procesów i etapów poszczególnych zdarzeń, możliwość modelowania procesów współbieżnych; czytelna reprezentacja relacji do pewnego etapu skomplikowania sieci (wiele złożonych elementów); efektywna wizualizacja wiedzy; modelowanie opiera się na założeniach formalnych miejsc, przejść i łuków.

4.5. Podsumowanie i wnioski

Sieci Bayesa umożliwiają implementację danych i naukę sieci bazując na algorytmie prawdopodobieństwa. Reprezentacja wiedzy jest czytelna i umożliwia wprowadzenie oznaczeń. Sieci Bayesa wykorzystywane są przy analizach zdarzeń subiektywnych, pozwalając na modyfikację wprowadzanych danych. Ograniczeniem jest brak możliwości wprowadzenia dodatkowych algorytmów obliczeniowych. Ich wykorzystanie w obszarze produkcji okazuje się przydatne przy szacowaniu zdarzeń, wpływu modyfikacji procesów i analizie ryzyka. Sieci Petriego ze względu na swój formalizm są narzędziem wykorzystywanym do reprezentacji procesów produkcyjnych z uwzględnieniem złożoności etapów, sekwencji etapów i współbieżności poszczególnych procesów. Sieci Petriego opierają się na formalnej strukturze określonych elementów sieci, mianowicie miejsc, przejść i łuków. Modele sieci Petriego mogą zostać wzbogacone o algorytmy umożliwiające analizę poszczególnych parametrów procesu produkcyjnego.

5. POZIOM WYKORZYSTANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO W POLSKICH PRZEDSIĘBIORSTWACH PRODUKCYJNYCH

5.1. Metodyka badań

Badania potrzeb przedsiębiorstw produkcyjnych w obszarze zainteresowania i stanu wdrożenia technologii AM przeprowadzono pod koniec 2019 roku. Badania zostały zrealizowane za pośrednictwem interaktywnej ankiety (załącznik nr 1. kwestionariusz ankiety) i zostały skierowane w pierwszym etapie do 20 przedsiębiorstw produkcyjnych z województwa lubuskiego (etap 1 - pilotaż) oraz następnie do 250 przedsiębiorstw produkcyjnych z Zachodniej Polski (etap 2 – badanie główne). Dodatkowo w 2021 roku skierowano pytania do 250 przedsiębiorstw produkcyjnych z Zachodniej Polski z zakresu wpływu pandemii Covid-19 na ich działalność. Wyniki badań zostały wykorzystane przy modelowaniu poziomu zapotrzebowania na technologie AM przy pomocy sieci Bayesa.

Badanie pilotażowe miało na celu rozpoznanie potrzeb przedstawicieli branży w zakresie prowadzenia prac w obszarze badań materiałowych i technologii wytwarzania przyrostowego. Dobór przedsiębiorstw do badania determinowany był sektorem prowadzonej działalności produkcyjnej (sektor metalowy i motoryzacyjny), wielkością przedsiębiorstwa (głównie małe i średnie przedsiębiorstwa produkcyjne) oraz możliwością realizacji strategii masowej kastomizacji.

W pilotażu wzięło udział 10 firm z branży motoryzacyjnej oraz 10 firm z branży metalowej z województwa lubuskiego. Respondentami badania z branży motoryzacyjnej byli głównie przedstawiciele kadry zarządzającej, obszarów operacyjnych, technologicznych i badawczo-rozwojowych. Spośród 20 badanych przedsiębiorstw 7 zadeklarowało, że w ich przedsiębiorstwach stosowane są technologie AM, z czego 3 firmy z branży motoryzacyjnej, a 4 z branży metalowej [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].

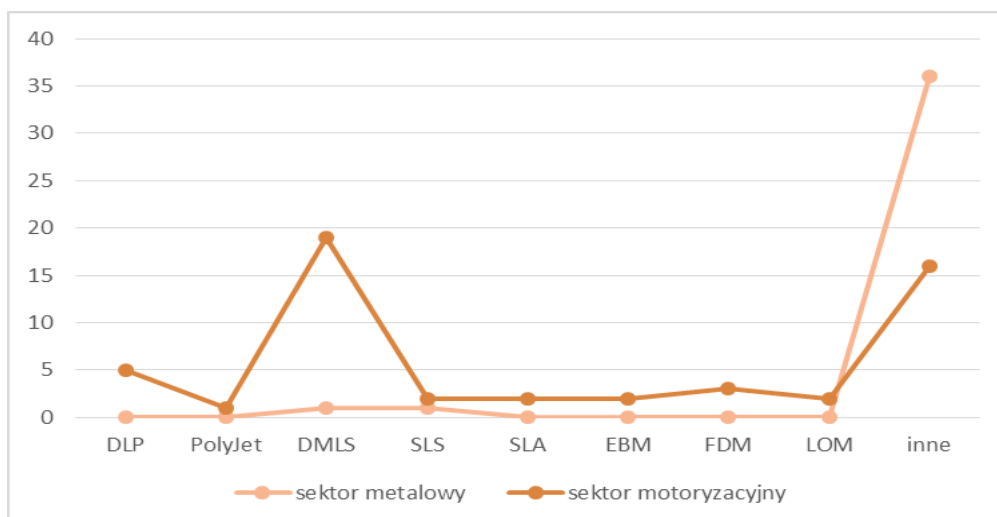
W listopadzie i grudniu 2019 roku przeprowadzono badania główne dotyczące stanu wykorzystania technologii wytwarzania przyrostowego w firmach produkcyjnych Zachodniej Polski. Badanie zostało przeprowadzone na próbie badawczej stanowiącej 1% przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce (125 przedsiębiorstw z branży motoryzacyjnej i 125 przedsiębiorstw z branży metalowej). Za obszar Zachodniej Polski przyjęto województwa lubuskie, opolskie, wielkopolskie, zachodniopomorskie i dolnośląskie. Wśród firm motoryzacyjnych znalazły się 92 małe przedsiębiorstwa, 29 średnich i 4 duże przedsiębiorstwa, natomiast przedstawiciele branży metalowej to 95 małych przedsiębiorstw, 27 średnich przedsiębiorstw i 3 duże przedsiębiorstwa. Respondentami z branży motoryzacyjnej byli

głównie przedstawiciele kierownictwa (69) i właściciele firm (32), pracownicy specjalistyczni, w tym technolodzy, logistycy, projektanci, pracownicy marketingu (16) oraz pracownicy obsługi firmy, w tym asystenci, księgowi, pracownicy administracyjni (8). W branży metalowej respondentami ankiety byli głównie przedstawiciele kierownictwa (72), właściciele i udziałowcy (36) oraz wyspecjalizowani pracownicy w zakresie jakości, produkcji, zakupów, projektowania i budownictwa (13) oraz pracownicy wsparcia firmy, w tym księgowi i pracownicy działu sprzedaży/sprzedaży (4) [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].

W kwestionariuszu ankiety zawarte zostały pytania odnoszące się do stosowania technologii AM, zainteresowania technologiami AM, obszarów wykorzystania technologii AM, czynników wpływających na decyzje o implementacji AM, ograniczeń implementacyjnych, itd.

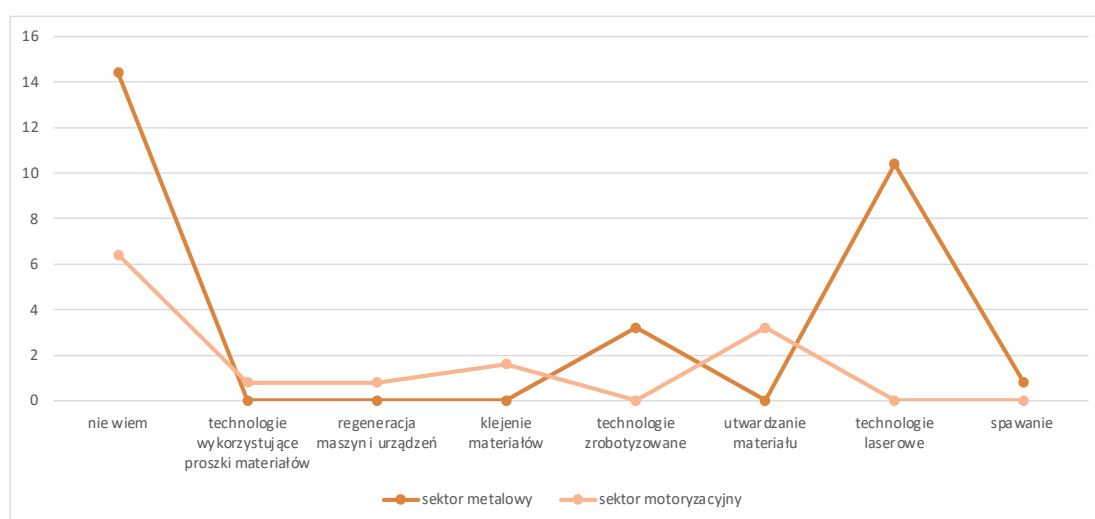
5.2. Wyniki badań empirycznych

Wyniki badań zasadniczych [Patalas-Maliszewska, Topczak & Kłós, 2020] przeprowadzonych za pomocą ankiety wśród 250 przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce wskazują, że ok. 44 % badanych deklaruje stosowanie technologii AM, przy czym ok. 46 % to przedsiębiorstwa z branży metalowej a ok. 42 % to przedsiębiorstwa z branży motoryzacyjnej. Badania wykazały, że ok. 30,4 % przedsiębiorstw z branży metalowej jest zainteresowanych wdrożeniem technologii AM, w tym głównie technologii laserowych (9,6%), technologii zrobotyzowanych (3,2%), technologii wytwarzania przyrostowego, bez wskazania konkretnej technologii (16%) oraz wskazując konkretne technologie - DMLS (0,8%) i SLS (0,8%), natomiast w przypadku branży motoryzacyjnej wdrożeniem technologii AM zainteresowanych jest ok. 36% przedsiębiorstw, przy czym głównie DMLS (15,2%), DLP (4%), FDM (2,4%), SLS, SLA, EBM, LOM (po 1,6 %), PolyJet (0,8%) oraz innymi (12,8%), w tym wdrożeniem technologii klejenia, utwardzania, spawania.



Rysunek 5.2.1. Zainteresowanie wdrożeniem technologii AM w branży metalowej i motoryzacyjnej (opracowanie – własne - badania ankietowe)

Łącznie 72 przedsiębiorstwa zadeklarowały chęć implementacji technologii addytywnych, w tym 3 przedsiębiorstwa były zainteresowane technologią FDM, natomiast 2 zainteresowane przedsiębiorstwa wskazały również DMLS; 2 przedsiębiorstwa wskazały technologię LOM, przy czym 1 przedsiębiorstwo wskazuje również DMLS; 5 przedsiębiorstw wskazało technologię DLP, w tym 5 przedsiębiorstw wskazało również DMLS; 1 przedsiębiorstwo wskazało PolyJet, ze wskazaniem również technologii DMLS; 20 przedsiębiorstw wskazało technologię DMLS, 3 przedsiębiorstwa wskazały również SLS, 2 przedsiębiorstwa - SLA, 2 przedsiębiorstwa - EBM; 3 przedsiębiorstwa wskazały technologię SLS; 2 przedsiębiorstwa wskazały technologię SLA; 2 przedsiębiorstwa wskazały technologię EBM i 52 przedsiębiorstwa zaznaczyły odpowiedź „inne” [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].



Rysunek 5.2.2. Zainteresowanie wdrożeniem AM. Odpowiedzi „inne” deklarowane przez respondentów z branży motoryzacyjnej i metalowej (opracowanie własne - badania ankietowe)

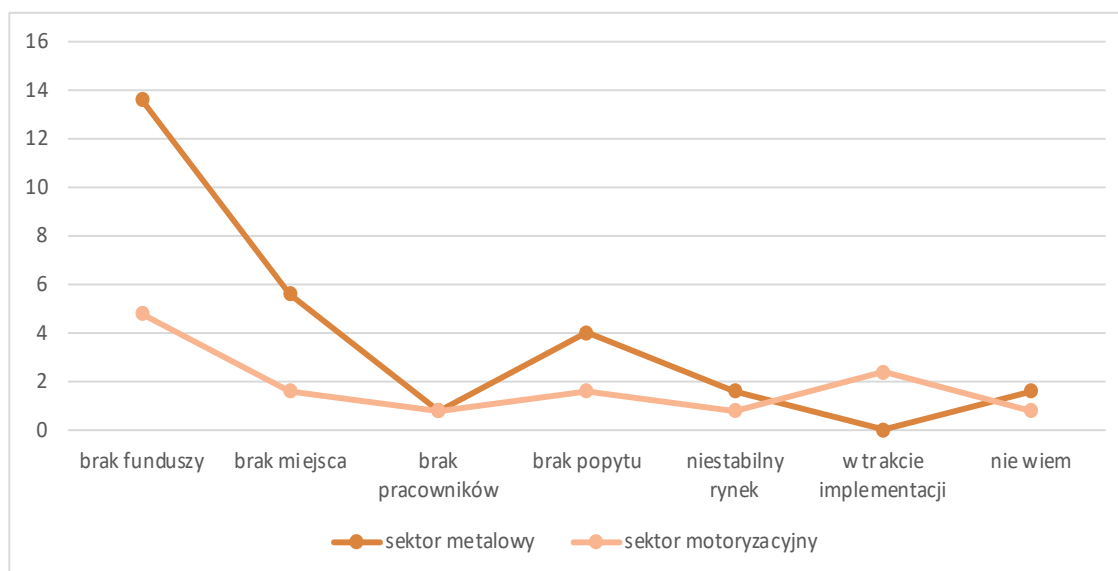
Respondenci, którzy zaznaczyli odpowiedź „inne” wskazali m.in. technologie laserowe (10,4%), technologie zrobotyzowane (3,2%), technologie proszkowe (0,8%), technologie utwardzania (3,2%), spawanie (0,8%), klejenie materiałów (1,6%), regeneracja elementów maszyn (0,8%) (rysunek 5.2.2.). Aż 19,2% badanych przedsiębiorstw, które odpowiedziały „inne”, stwierdziły, że obecnie nie potrafią określić, jaką technologią byłyby zainteresowane, a 1,6% nie podały żadnego uzasadnienia dla stosowania technologii addytywnych. Z analizy uzyskanych danych wynika, że badane przedsiębiorstwa są zainteresowane wdrożeniem technologii laserowej. Wskazują na to deklaracje zamiaru wdrożenia laserowego stapiania proszków metali - DMLS (20 przedsiębiorstw) wraz z uzasadnieniem respondentów, którzy wskazali odpowiedź „inne”, wskazując technologie wykorzystujące spawanie, cięcie i obróbkę laserową (13 przedsiębiorstw) [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].

Wśród czynników wpływających na zainteresowanie wdrażaniem AM w badanych przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej, zgodnie z wynikami otrzymanymi podczas badania ankietowego, wymienić można:

- (A) Redukcja kosztów produkcji – 37 zaznaczonych odpowiedzi;
- (B) Efektywne wykorzystanie materiału – 26 zaznaczonych odpowiedzi;
- (C) Swoboda w projektowaniu produktów — 26 zaznaczonych odpowiedzi;
- (D) Brak etapu montażu – 25 zaznaczonych odpowiedzi;
- (E) Personalizacja produktu pod konkretne wymagania klienta – 25 zaznaczonych odpowiedzi;
- (F) Szybka reakcja na potrzeby rynku – 32 zaznaczone odpowiedzi;
- (G) Optymalizacja funkcji produktu – 29 zaznaczonych odpowiedzi;
- (H) Inne – 39 zaznaczonych odpowiedzi, z czego 21 koncentrowało się na rozwoju firmy, 10 na zwiększeniu wydajności i procesów pracy, 4 na redukcji zatrudnienia, 2 na redukcji emisji spalin i odpadów; 2 firmy nie przedstawiły uzasadnienia lub wskazały na niewystarczającą wiedzę w tym zakresie [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].

Jak wynika z badań empirycznych, przedsiębiorstwa z branży motoryzacyjnej stosują technologie AM głównie do produkcji maszyn i urządzeń (21,6%) oraz prototypowania (23,2%), natomiast w branży metalowej stosowane są w procesie produkcji form wtryskowych, form odlewniczych, wysoce precyzyjnych konstrukcji metalowych i innych elementów o złożonej geometrii, których produkcja często nie byłaby możliwa za pomocą technologii odlewniczych (43,2%), prototypowaniu (3,2%) oraz procesach regeneracji i naprawy elementów (2,4%) [Patalas-Maliszewska, Topczak & Kłós, 2020].

Analiza otrzymanych odpowiedzi, w odniesieniu do ograniczeń determinujących wdrożenie technologii AM, wykazała, że 21 przedsiębiorstw wskazało poniżej normy wydajność urządzeń, które charakteryzowały się długim czasem drukowania, a 13 na niską jakość wytwarzanych produktów, 14 oznaczało niską wytrzymałość, słabą wyrazistość drukowanych detali, natomiast 51 oznaczało odpowiedź „inne” [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].



Rysunek 5.2.3. Ograniczenia wpływające na decyzję o wdrożeniu AM w badanych firmach produkcyjnych branży metalowej i motoryzacyjnej. Odpowiedzi udzielone przez respondentów (opracowanie własne – badania ankietowe)

Ankietowani zaznaczyli odpowiedź „inne” oraz wskazali uzasadnienie odpowiedzi, przy czym 18,4% wskazało na brak środków finansowych, 7,2% na brak miejsca, 5,6% nie widziało takiej potrzeby, 2,4% wskazało na niestabilną sytuację rynkową, 1,6% przedsiębiorstw wskazało na zbyt małą liczbę pracowników, a 2,4% nie było w stanie podać żadnych przyczyn. Ponadto 2,4% badanych przedsiębiorstw w swoim uzasadnieniu stwierdziło, że są na etapie „poszukiwania odpowiedniej technologii” lub „do tej pory nie opracowano metody, która spełniałaby nasze oczekiwania” [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłos, 2020].

5.3. Analiza i ocena zastosowanie poziomu wykorzystania technologii wytwarzania przyrostowego w przedsiębiorstwach produkcyjnych w Zachodniej Polsce

Na podstawie wyników badań stwierdzono, że menedżerowie przedsiębiorstw metalowych i motoryzacyjnych identyfikują potrzebę stosowania technologii wytwarzania przyrostowego, ze względu na potrzebę większej elastyczności w reagowaniu na potrzeby klientów. Wartością dodaną badań do aktualnego stanu pola badawczego jest zdefiniowanie wiedzy o technologii AM w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych. Na podstawie badań empirycznych przeprowadzonych w 250 przedsiębiorstwach produkcyjnych Zachodniej Polski określono

przewidywane korzyści z wdrożenia AM (redukcja kosztów, optymalizacja wykorzystania materiałów i czasu produkcji) oraz ograniczenia we wdrażaniu AM (środki finansowe, miejsce operacyjne, personel). Badania pozwoliły określić stan wiedzy na temat technologii AM oraz zidentyfikować potrzeby wdrożeniowe zarówno w obszarze produkcji maszyn i urządzeń, produkcji funkcjonalnych prototypów, jak również w obszarze produkcji elementów o złożonej geometrii. Menedżerowie firm produkcyjnych wskazali, że interesują ich głównie technologie wykorzystujące laser (DMLS). Uzyskane dane pozwalają na ukierunkowanie badań na określoną grupę metod wykorzystujących technologie laserowe. Praktyczne znaczenie badań określić można w formie rekomendacji dla menedżerów do wsparcia doboru i wdrożenia technologii AM w kontekście uzyskania ewentualnych korzyści dla przedsiębiorstwa produkcyjnego [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].

Na podstawie uzyskanych danych zidentyfikowano obszar wymagający badań w celu zwiększenia wydajności urządzeń i skrócenia czasu produkcji. Drugim wskazanym ograniczeniem jest brak środków finansowych, a co za tym idzie niemożność sfinansowania wdrożenia i eksploatacji urządzeń do wytwarzania przyrostowego. Przemysł metalowy wykorzystuje technologie AM głównie do produkcji elementów o złożonej geometrii. Głównym ograniczeniem wdrażania AM w przedsiębiorstwach z branży metalowej jest brak środków finansowych. Obszar ten wymaga dalszych badań w celu obniżenia kosztów zastosowania i eksploatacji urządzeń AM tak, aby opłacalność wdrożenia AM była osiągalna w krótszym czasie. Menedżerowie dostrzegają potencjał aplikacyjny technologii AM właśnie w obszarze produkcji elementów o złożonej geometrii, których produkcja byłaby niemożliwa lub nieefektywna przy użyciu tradycyjnych metod produkcyjnych. W decyzjach o wdrożeniu AM przedstawiciele branży motoryzacyjnej argumentują czynniki wpływające zarówno na rozwój organizacji, procesów, jak i samych produktów, równoważąc to obniżeniem kosztów produkcji. W przemyśle metalowym na pierwszym miejscu jest redukcja kosztów produkcji [Patalas-Maliszewska, Topczak, Kłós, 2020].

5.4. Podsumowanie i wnioski

Badania przeprowadzone w 250 polskich firmach produkcyjnych wykazały, że znaczna część przedsiębiorstw na zachodzie Polski korzysta lub jest zainteresowanych wdrożeniem technologii AM. W badaniach pilotażowych chęć wdrożenia technologii AM wskazało około 5% respondentów, natomiast w badaniach głównych wskazało na to około 30,4%, podając jako decydujący czynnik konieczność obniżenia kosztów produkcji i zwiększenia elastyczności w reagowaniu na potrzeby klientów. Dalsze prace będą wymagały badań obszarów wpływających na decyzje zarządów polskich przedsiębiorstw produkcyjnych, w celu wdrożenia technologii AM oraz wypracowania możliwych scenariuszy współpracy jednostek badawczo-rozwojowych z przedsiębiorstwami produkcyjnymi w celu zwiększenia wykorzystania technologii AM

w zachodniej części Polski. Ponadto zaprezentowane wyniki badań empirycznych stały się motywacją do prowadzenia badań nad budową systemu decyzyjnego wspierającego wybór i wdrożenie technologii AM w kontekście uzyskania ewentualnych korzyści dla przedsiębiorstw produkcyjnych.

6. METODA OCENY POZIOMU ZAPOTRZEBOWANIA I EFEKTYWNOŚCI ZASTOSOWANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSOWEGO W PRZEDSIĘBIORSTWACH PRODUKCYJNYCH

Metoda badawcza zbudowana jest z sześciu elementów (rysunek 2.2.1.), w tym poziomu wiedzy w obszarze technologii wytwarzania przyrostowego AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych (etap początkowy modelu badawczego); poziomu wiedzy w obszarze modelowania zapotrzebowania i efektywności stosowania technologii AM w produkcji (etap początkowy modelu badawczego); poziomu zapotrzebowania na technologie przyrostowe dla wybranej grupy przedsiębiorstw produkcyjnych - wyniki badań z 250 przedsiębiorstw produkcyjnych (etap początkowy modelu badawczego), które zostały opisane odpowiednio w rozdziałach 3, 4 i 5.

W niniejszym rozdziale pokazano wyniki prac badawczych dotyczących metod modelowania i analizy procesów produkcyjnych, modelowania procesów produkcyjnych z wykorzystaniem sieci Petriego, modelowania i oceny poziomu zapotrzebowania na technologie AM z użyciem sieci Bayesa oraz modelowania i oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji z wykorzystaniem sieci Petriego. Prace badawcze realizowane były w ramach metody badawczej, w tym: oceny poziomu zapotrzebowania na technologie przyrostowe przy zastosowaniu sieci Bayesa (etap I.1.1-2., I.2, I.3, I.4, I.5 szczegółowego modelu badawczego, rysunek 2.1.2.); oceny efektywności wdrożenia technologii przyrostowych przy zastosowaniu sieci Petriego (etap II.1, II.2., II.3, II.4.1-4, II.5 szczegółowego modelu badawczego, rysunek 2.1.2.); predykcji możliwości i skutków wdrożenia technologii AM w perspektywie wspierania procesu podejmowania decyzji o implementacji technologii AM do produkcji (działania oznaczone kolorem zielonym na schemacie metody badawczej, rysunek 2.2.1.).

Przedsiębiorstwa produkcyjne dokonują analiz w zakresie stosowanych technologii wytwarzania oraz planowanych działań strategicznych podejmowanych w obszarze produkcji. Jednym z obszarów, w którym dokonywane są analizy jest ocena procesów realizowanych w przedsiębiorstwach produkcyjnych. W pracy [Martin, Dér, Herrmann, Thiede, 2020] przedstawiona została metoda mapowania strumienia wartości (VSM), gdzie wykorzystano ją do oceny rozwiązań inteligentnej produkcji. W pracy [Amrina, Ramadhani, Vils, 2016] autorzy zaproponowali rozmyte, wielokryterialne podejście do oceny zrównoważonej produkcji, które zintegrowało metodologię interpretacyjnego modelowania strukturalnego (ISM) i rozmytego analitycznego procesu sieciowego (FANP). W pracy [Jasiński, Cinelli, Dias, Meredith, i in., 2018] autorzy przedstawili zastosowanie wielokryterialnej analizy decyzyjnej (MCDA) w celu ułatwienia interpretacji danych poprzez udostępnienie kompleksowej oceny, którą można wykorzystać w ocenie bezpieczeństwa dostaw. W pracy [Pirola, Pezzotta, Rondini, 2019] przedstawiono metodę oceny wartości inżynierskiej (EVA) mającą na celu klasyfikację, ocenę efektywności oraz wybór

optymalnych systemów produkt - usługa (PSS) do dalszego rozwoju, z wykorzystaniem takich narzędzi jak metoda ważonej macierzy Pugh'a TOPSIS czy też analizę IPA. Do wielokryterialnej optymalizacji parametrów procesu produkcyjnego wykorzystano rozmytą technikę opartą na preferencji zamówienia przez podobieństwo do rozwiązania idealnego (Fuzzy-TOPSIS), której główną cechą jest uwzględnienie opinii ekspertów, którzy mogliby nadać wagę poszczególnym elementom analizy [Pawanr, Tanishk, Gulati, Garg, i in., 2021]. Do analizy dużej ilości danych w produkcji stosuje się wydajne algorytmy wnioskowania, w tym sztuczne sieci neuronowe (ANN), maszyny wektorów nośnych (SVM), techniki klastrowania, analiza głównych składników (PCA), sieci Bayesa i sieci Petriego [Narciso, Martins, 2020; Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021; Topczak, Śliwa, 2021].

Podejmowane są również próby modelowania wiedzy o procesach produkcyjnych mające na celu rozwiązanie problemów optymalizacji procesów produkcyjnych, planowania i kontroli. Metody modelowania i analizy w obszarze technologii AM w produkcji zostały zebrane i przedstawione w tabeli 6.1.

Tabela 6.1. Metody modelowania i analizy w obszarze technologii AM w produkcji (Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

Obszar analizy	Metoda/narzędzie	Rezultat zastosowania metody	źródło
Projektowanie wyrobu	Formalizacja wiedzy AM w oparciu o logikę opisową (DL), projektowanie dla wytwarzania przyrostowego (DfAM).	Pozyskanie i analiza danych o wzajemnym wpływie projektu geometrycznego i parametrów procesu w celu spełnienia wymagań specyfikacji technologii AM.	[Qi, Pagani, Scott, Jiang, 2018]
Implementacja optymalnej technologii	Metoda samooceny potencjału AM w określonych przypadkach, wraz z metodą walidacji technicznej wykonalności AM dla określonej części oraz sprawdzania możliwości produkcyjnych, AHP.	Etapowa analiza i dobór odpowiedniego procesu wytwórczego w odpowiedzi na potrzeby przedsiębiorstwa produkcyjnego.	[Bikas, Koutsoukos, Stavropoulos, 2019]
Proces planowania produkcji z różnymi systemami AM	Diagramy IDEF0, wykres Pareto, diagram Ishikawy.	Planowanie procesów i definiowanie kolejności zadań oraz przepływu komunikatów.	[Liang, 2018; Rosário, Kipper, Frozza, Mariani, 2015]
Jakość i przepustowość procesów AM.	Projektowanie dla wytwarzania przyrostowego (DfAM), analityczny proces hierarchiczny (AHP), wieloatrybutowe podejmowanie decyzji, optymalizacja wielu celów (MOO), metoda zintegrowanego rozwoju produktów i procesów (IPPD), formalna analiza koncepcji (FCA).	Analiza danych w celu wykorzystania zintegrowanego łańcucha procesów, od projektowania komponentów po obróbkę wstępną, produkcję (konstrukcję jednostki laserowej), obróbkę wykańczającą i gotowe części.	[Oyesola, Mpofo, Mathe, Daniyan, 2019]
Identyfikacja mechanizmów efektu i	Metoda identyfikuje kluczowe parametry i wpływy oraz znajduje	Podjęcie teoretyczne do modelu procesu wytwarzania addytywnego	[Müller, Westkämper, 2018]

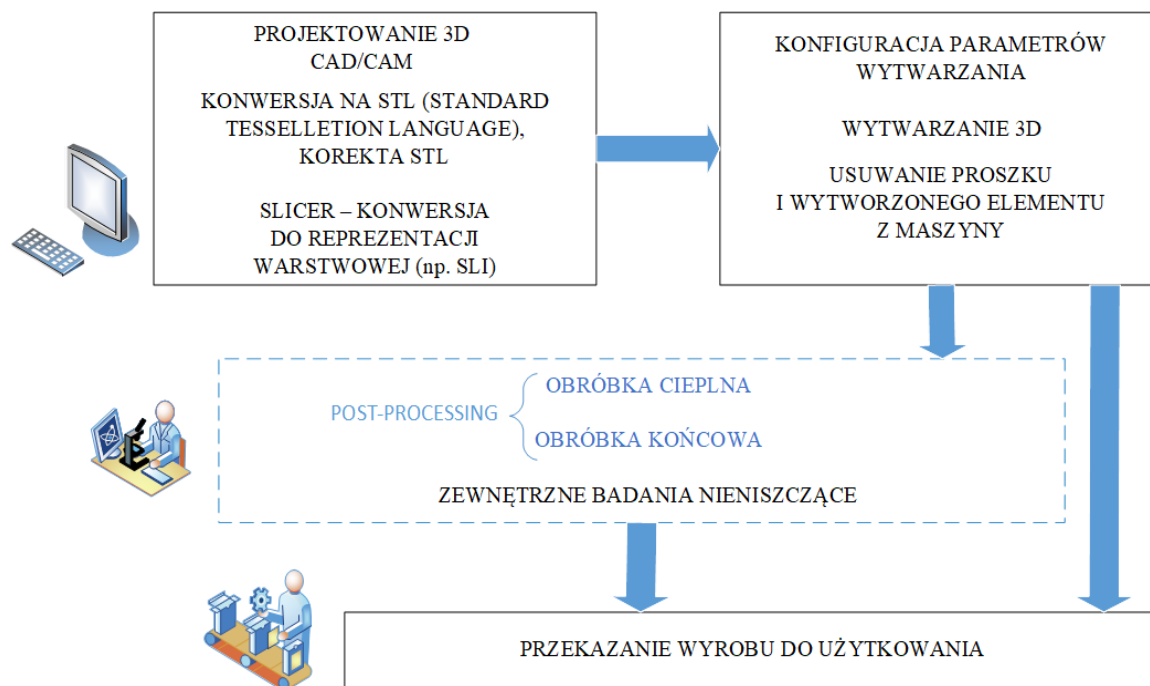
Obszar analizy	Metoda/narzędzie	Rezultat zastosowania metody	źródło
kluczowych czynników w procesie produkcyjnym	nowe oczekiwane korelacje przy użyciu podobnych i pokrewnych technologii.	z użyciem metali, analiza zmian zachodzących przy przejściu z fazy stałej do ciekłej lub z powrotem, oddziaływanie wiązki laserowej z materiałem proszkowym.	
Zarządzanie danymi generowanymi w łańcuchu wartości AM	Podejście do modelowania oparte na ontologii: BFO, IAO, CCO.	Struktura szkieletowa do organizowania danych AM i automatycznego uzasadniania wiedzy ekspertów w zakresie walidacji danych, ostatecznie wspierając rozwój algorytmów i aplikacji do podejmowania decyzji.	[Sanfilippo, Belkadi, Bernard, 2019]
Przewidywanie jakości selektywnego topienia laserowego części	Projekty eksperymentów (DOE), model odnoszący parametry procesu do jakości części - hybryda bayesowska, inna sieć bayesowska.	Analiza zależności między parametrami procesu AM a różnymi cechami jakościowymi części.	[Hertlein, Deshpande, Venugopal, Kumar i in., 2020]
Końcowa jakość produkowanych części	Modele cyfrowe, modelowanie numeryczne.	Analiza parametrów eksploatacyjnych wpływających na proces produkcji w wytwarzaniu przyrostowym oraz jakość wytwarzanych komponentów technologią AM.	[Beniak, Holdy, Križan, Matúš, 2019]
Inteligentna produkcja (Smart manufacturing)	Oparta na wiedzy struktura dla komórki produkcyjnej cyfrowych bliźniaków (DT).	Analiza danych i wspieranie autonomicznej produkcji poprzez inteligentną strategię postrzegania, symulacji, zrozumienia, przewidywania, optymalizacji i kontrolowania.	[Zhang, Zhou, He, Li, i in., 2019]
Obszar zapotrzebowania i zastosowania technologii AM	Sieć bayesowska.	Pozyskiwanie i analiza wiedzy teoretycznej z literatury i badań empirycznych, modelowanie wiedzy w obszarze zapotrzebowania i zastosowania technologii AM.	[Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]

Na podstawie przeanalizowanej literatury, zidentyfikowano obszary AM, na których skupiają się przedsiębiorstwa produkcyjne. Przede wszystkim są to zagadnienia związane z projektowaniem i jakością produktu, zużyciem i wyborem materiałów, planowaniem i zarządzaniem procesami oraz zarządzaniem danymi. Modelowanie wiedzy we wskazanych obszarach pozwala przedsiębiorstwom produkcyjnym pozyskiwać i wykorzystywać rzetelną wiedzę oraz wpływać na efektywne zarządzanie zasobami i procesami, a tym samym ograniczać marnotrawstwo i zużycie zasobów. Można zauważyć, że uzyskanie specjalistycznej wiedzy na temat wymagań technologii AM jest potrzebne do różnych procesów zachodzących w przedsiębiorstwie produkcyjnym, takich jak planowanie produkcji, analiza jakości oraz zarządzanie danymi w procesach AM. Zauważalna

jest luka w badaniach nad modelowaniem zapotrzebowania na technologie AM, jak również w badaniach nad oceną możliwości wdrożenia technologii przed podjęciem decyzji. Ocena efektywności implementacji technologii AM może okazać się kluczowym narzędziem wspierającym proces podejmowania decyzji, umożliwiając analizę czynników wpływających na efektywność wdrożenia AM do produkcji oraz predykcję skutków zmian technologii w perspektywie ekonomicznej [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021; Topczak, Śliwa, 2021].

6.1. Proces wytwarzania przy wykorzystaniu technologii AM

Technologie AM umożliwiają wyprodukowanie wyrobu na podstawie projektu cyfrowego. Technologie spajania w złożu proszkowym (PBF) używane są głównie do wytwarzania produktów o skomplikowanym kształcie i złożonej geometrii, gdzie wyroby wykorzystywane są w biomedycynie i inżynierii [Dzogbewu, Fianko, Amoah, Afrifa, i in., 2022]. Technologie PBF konsekwentnie rozwijane są przez badaczy i praktyków, dając perspektywę poprawy jakości i niezawodności. Identyfikuje się wysoki potencjał technologii AM, gdzie wykorzystanie czynnika grzewczego i wysokich prędkości chłodzenia wytwarzanych struktur może przewyżczać ograniczenia tradycyjnych procesów produkcyjnych pod względem wielkości i złożoności struktur wysokowydajnych masowych części ze stopów amorficznych [Wu, Li, Liu, Ying, i in., 2022]. Jednym z obszarów jest analiza właściwości części wytwarzanych w złożu proszkowym. Szacuje się, że około 50 parametrów wpływa na końcowe właściwości wytwarzanych części, przy czym można je podzielić na trzy kategorie: (1) wstępne przetwarzanie, (2) produkcja (drukowanie), (3) obróbka poprodukcyjna (ang. post-processing) [Marrey, Malekipour, El-Mounayri, Faierson, 2019]. Kategorie parametrów wpływających na właściwości wytwarzanych wyrobów odpowiadają etapom procesu AM.



Rysunek 6.1.1. Ogólny schemat procesu AM realizowanego w złożu proszkowym dla wyrobów metalowych (opracowanie własne)

Pierwszym etapem procesu AM jest projektowanie 3D CAD. Fizyczny wyrób projektowany jest cyfrowo, uwzględniając cechy geometryczne i konstrukcyjne danego produktu. Gotowy projekt cyfrowy konwertowany jest do STL (ang. standard tessellation language). Następnie dane STL konwertowane są przez oprogramowanie typu Markforged Eiger, umożliwiając warstwową reprezentację projektu i obliczenie czasu wytworzenia obiektu. W przypadku np. maszyny EOS M 290 używany jest format SLI (ang. standard layers interface). Przed rozpoczęciem wytwarzania dokonywana jest konfiguracja parametrów maszyny AM, uwzględniając parametry procesu, grubość warstwy i parametry przestrzenne wyrobu. Kolejny etap – wytwarzanie 3D jest jednym z najbardziej czasochłonnych etapów procesu AM, jednak wymaga najmniejszego zaangażowania zasobów ludzkich. Po zakończeniu procesu wytwarzania z maszyny usuwany jest proszek oraz wytworzony element. Z wytworzonego produktu usuwana jest podpora (ang. support), następnie w celu wyeliminowania naprężeń wyrób poddawany jest obróbce cieplnej. Obróbka cieplna stosowana jest również w celu dostosowania właściwości mechanicznych i zmniejszenia porowatości. Element może zostać przekazany do użytkowania lub zostać poddany opcjonalnie czynnościom poprodukcyjnym. Obróbkę końcową można przeprowadzić w celu uzyskania tolerancji lub wykończenia powierzchni. W celu inspekcji ewentualnych defektów mogą zostać przeprowadzone zewnętrzne badania nieniszczące, tj. badania powierzchniowe, chropowatości, dokładności wymiarowej, itd.

Istotnym z punktu widzenia decyzji o wdrożeniu technologii AM opartej na fuzji w złożu proszkowym są materiały wykorzystywane w procesie wytwórczym, koszt zakupu oraz generowane odpady materiałowe.

Tabela 6.1.1. Materiały używane na maszynie EOS (M 100, M 290) (opracowanie własne na podstawie: EOS GmbH, 2021; EOS of North America, Inc. Material Pricing)

I.p.	Rodzaj materiału	Oznaczenie	Koszt materiału [dolar amerykański/kg]
1.	Stal nierdzewna	17-4 PH	Brak danych, wycena indywidualna
2.		316 L SS	180
3.		SuperDuplex	Brak danych, wycena indywidualna
4.		PH1	120
5.		GP1	105
6.		CX	Brak danych, wycena indywidualna
7.	Aluminium	AlSi10Mg	152
8.		AlF357	Brak danych, wycena indywidualna
9.		Al2139	Brak danych, wycena indywidualna
10.	Stopy niklu	IN718	192
11.		IN625	192
12.		HX	225
13.		IN939	Brak danych, wycena indywidualna
14.		HAYNES 282	Brak danych, wycena indywidualna
15.	Stopy tytanu	Ti64	617
16.		Ti64ELI	645
17.		TiCP	Brak danych, wycena indywidualna
18.	Kobalt-chrom	MP1 (CoCrMo)	330
19.		MP2 (CoCrW)	625
20.	Stopy miedzi	CuCrZr	175
21.	Stal do nawęglania	20MnCr5	193

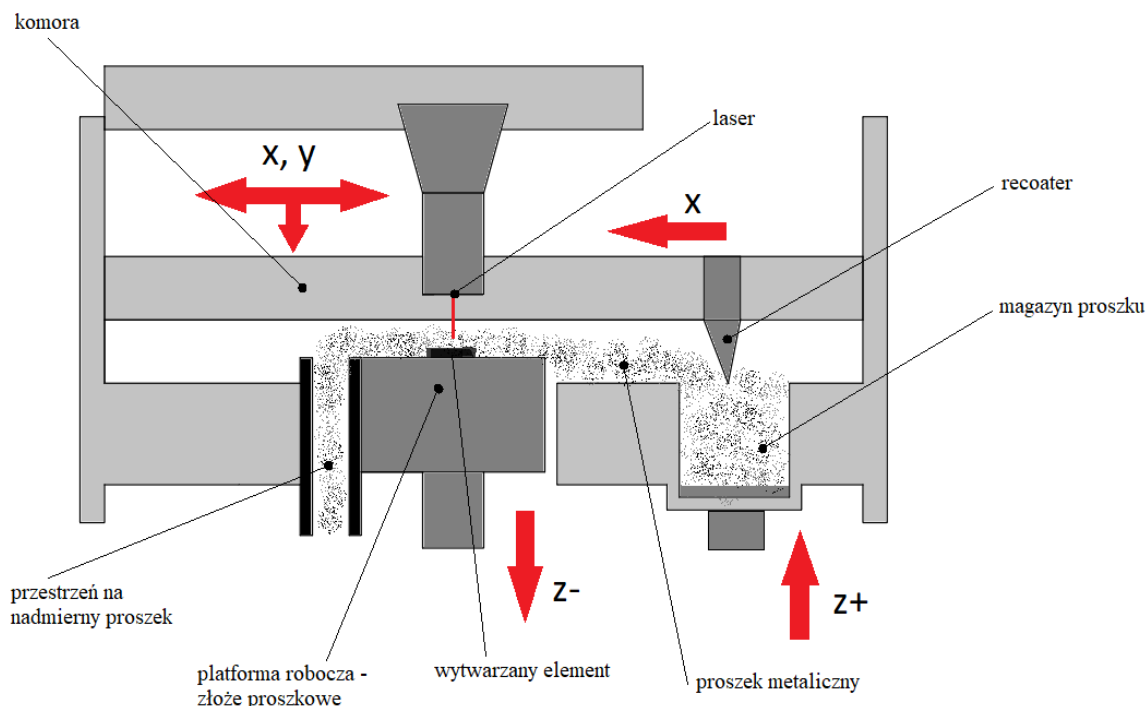
W zależności od rodzaju, koszt materiału (kg) może wynosić od 105 do nawet 645 dolarów za kilogram materiału. Dla przykładu na maszynie EOS M 290 mogą być wykorzystywane materiały w formie proszkowej, w tym stal nierdzewna, stopy aluminium, niklu tytanu, miedzi, kobalt-chrom. W przypadku analizy kosztów materiałowych istotnym jest uwzględnienie, m.in. możliwości przeznaczenia materiału na podpory oraz straty materiałowe generowane podczas procesu wytwórczego.

Technologia DMLS/SLM należy do metod wytwarzania przyrostowego wykorzystujących proszki metaliczne. Cechy technologii zostało zaprezentowane w tabeli 6.1.2.

Tabela 6.1.2. Cechy technologii DMLS/SLM (opracowanie własne)

Cecha	DMLS/SLM
Rodzaj lasera	Laser wysokiej mocy (np. Nd/Yd)
Proces wytwarzania warstw	Skanowanie kontury danej warstwy i stapianie proszku metalicznego
Etapy wytwarzania warstw	Nakładanie proszku, łączenia kolejnych warstw materiału, usunięcie proszku i wyrobu z platformy roboczej
Materiał	Proszek (granulat) metaliczny
Rodzaj gazu	Argon, gazowy azot
Recoater	Stalowy lub ceramiczny recoater, w przypadku SLM stosowany jest gumowy recoater

Terminem odnoszącym się do procesu wytwarzania przyrostowego z proszków metalicznych jest **druk 3D z metalu**. Z takim nazewnictwem można spotkać się w literaturze naukowej oraz popularnej. Technologie AM takie jak DMLS/SLM znajdują zastosowanie w produkcji wytrzymałych i precyzyjnych modeli, produktów funkcjonalnych oraz części użytkowych dla różnych gałęzi przemysłu. Proces DMLS może być prowadzony na maszynie EOS M 290. Jak można przeczytać na stronie producenta EOS M 290 jest maszyną o średniej wielkości, w której można wykorzystać najszerszą gamę materiałów, uzyskując produkty o wysokiej jakości. Wykorzystanie technologii DMLS pozwala na zastosowanie materiałów, takich jak: aluminium, kobalt-chrom, metali na bazie niklu, refrakcyjnych metali, stali nierdzewnej, stali narzędziowej, stali do nawęglania, miedzi i stopów tytanu, a także metali szlachetnych, takich jak złoto [Maxey, 2014].



Rysunek 6.1.2. Schemat przykładowej maszyny wykorzystującej proces fuzji w złożu proszkowym (LPBF) (opracowanie własne na podstawie: Armstrong, Mehrabi, Naveed, 2022)

Proces spajania w złożu proszkowym na przykładzie technologii DMLS można opisać w trzech etapach:

Etap 1. Komora maszyny wypełnia się gazem obojętnym np. argonem lub azotem, w celu redukcji procesu utleniania proszku metalicznego. Rodzaj gazu determinuje materiał użyty podczas wytwarzania i jego stopień reaktywności. W kolejnym kroku platforma zostaje podgrzana do poziomu optymalnego dla procesu AM.

Etap 2. Proszek metaliczny rozmieszczany jest równomiernie na platformie roboczej przez recoater (zgarbiacz). Laser wysokiej mocy skanuje przekrój elementu. Następnie wiązka lasera długość fali ok. 1065 [nm] selektywnie topi cząsteczki proszku, doprowadzając do ich łączenia, tworząc tym samym kolejne warstwy produkowanego wyrobu.

Etap 3. Na zakończenie procesu topienia proszku metalicznego, platforma robocza obniża się o wartość odpowiadającą grubości pojedynczej warstwy materiału, a recoater rozprowadza nową warstwę materiału proszkowego. Proces jest powtarzany do momentu wytworzenia całego obiektu. Po zakończeniu procesu wytwórczego nadmiar proszku jest usuwany (po ochłodzeniu) a następnie wyprodukowany element jest odłączany od platformy roboczej. Usunięty z platformy wyrób przekazywany jest do obróbki cieplnej.

W celu wyeliminowania odkształceń oraz wypaczeń, które mogą wystąpić w wyniku oddziaływania wysokiej temperatury podczas procesu przyrostowego, w technologii DMLS/SLM

zazwyczaj pojawia się konieczność zastosowania dodatkowych podpór, które wytwarzane są z tego samego materiału.

6.2. Model sieci Petriego dla procesu produkcyjnego z wykorzystaniem AM

Sieci Petriego dzięki swojemu formalizmowi oraz czytelnej reprezentacji danych i procesów, mogą być wykorzystywane do modelowania procesów produkcyjnych, szczególnie procesów realizowanych w tym samym czasie. Jedną z głównych zalet sieci Petriego jest możliwość weryfikacji i walidacji systemu na etapie specyfikacji [Li, Khlif-Bouassida, Toguyéni, 2018; Ramirez-Trevino, Rivera-Rangel, 2003; Li, Zhou, 2006; Li, Zhou, Wu, 2008; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. System można zweryfikować pod kątem błędów formalnych, takich jak zakleszczenia czy stany nieosiągalne [Li, Khlif-Bouassida, Toguyéni, 2018; Ramirez-Trevino, Rivera-Rangel, 2003; Li, Zhou, 2006; Li, Zhou, Wu, 2008; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Do najbardziej użytecznych metod należy analiza ograniczoności i żywotności systemu [Li, Khlif-Bouassida, Toguyéni, 2018; Ramirez-Trevino, Rivera-Rangel, 2003; Li, Zhou, 2006; Li, Zhou, Wu, 2008; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Metody te pozwalają na modelowanie występowania zakleszczeń oraz modelowanie procesu przy ograniczonych zasobach. Ponadto modele można zweryfikować (symulować) za pomocą jednego z dedykowanych narzędzi - PIPE to bezpłatne, niezależne od platformy narzędzie sieci Petri o otwartym kodzie źródłowym [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Zaprezentowane w pracy modele sieci Petriego zostały opublikowane w artykułach [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022].

Na potrzeby niniejszej pracy dokonano analizy i modelowania procesu produkcyjnego wyrobu, będącego konstrukcją złożoną z czterech elementów składowych. Przykładem rzeczywistego procesu produkcyjnego są cztery obrabiarki, na których realizowane są procesy wytwarzania elementów składowych konstrukcji. Materiał pobierany jest z magazynu oraz transportowany do obrabiarek obsługiwanych jednocześnie przez czterech różnych pracowników. Podczas procesu produkcyjnego powstają odpady materiałowe, które są transportowane do magazynu jednostkowego. Wytworzony produkt podlega kontroli jakości przeprowadzanej przez czterech pracowników. Następnie elementy są składane w dwóch etapach, a gotowa konstrukcja jest transportowana do magazynu głównego. W analizowanym procesie produkcyjnym wszystkie etapy produkcji opierają się na czynnościach związanych z przetwarzaniem materiału. Wszystkie procesy

działają w tym samym czasie (współbieżnie) [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

Modelowanie zostało przeprowadzone w czterech etapach:

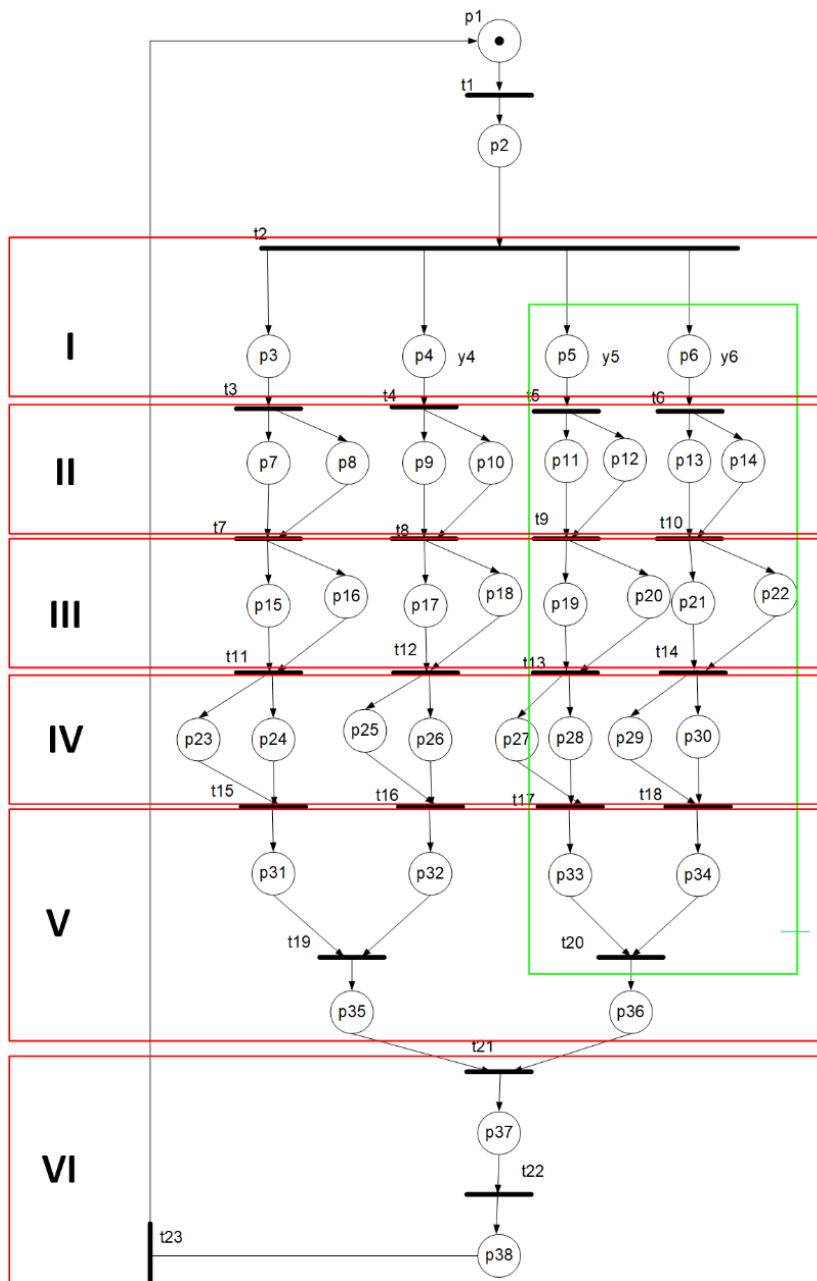
Etap 1. Modelowanie aktualnie realizowanego procesu produkcyjnego w przedsiębiorstwie produkcyjnym z wykorzystaniem sieci Petriego.

Etap 2. Weryfikacja i walidacja obecnego procesu produkcyjnego. W przypadku zidentyfikowania błędów w konstrukcji i funkcjonalności modelu należy dokonać modyfikacji i powtórnej walidacji.

Etap 3. Projekt optymalizacji bieżącego procesu produkcyjnego wspieranego technologią AM pod kątem poprawności konstrukcji i funkcjonalności z wykorzystaniem sieci Petriego.

Etap 4. Weryfikacja i walidacja procesu produkcyjnego wspomaganego technologią AM. W przypadku zidentyfikowania błędów w konstrukcji i funkcjonalności modelu należy dokonać modyfikacji i powtórnej walidacji [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

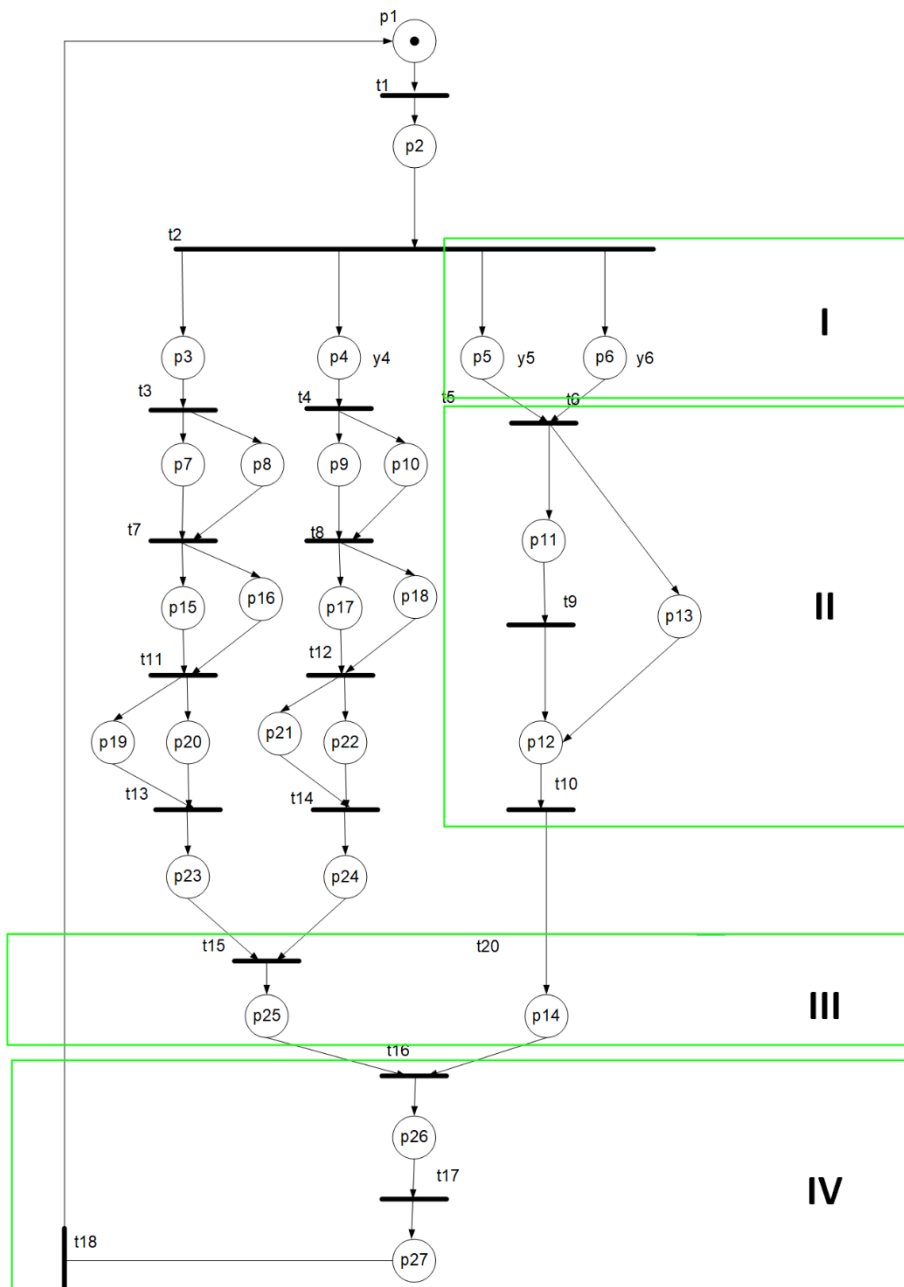
Opisany powyżej proces produkcyjny został zamodelowany z użyciem sieci Petriego w programie PIPE i przerysowany w programie MS VISIO. Modele zostały poddane weryfikacji i walidacji pod kątem poprawności struktury i zachowania funkcjonalności modelu [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Finalny model zaprojektowany w oparciu o krok 1 i 2 został zaprezentowany na rysunku 6.2.1.



Rysunek 6.2.1. Model procesu produkcyjnego realizowanego aktualnie w przedsiębiorstwie produkcyjnym (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2021)

Model procesu produkcyjnego zaprezentowany na rysunku 6.2.1. składa się z czterech procesów współbieżnych. W pierwszym etapie (I) materiał jest pobierany z magazynu i transportowany do poszczególnych, czterech obrabiarek. W drugim etapie materiał jest obrabiany na poszczególnych obrabiarkach obsługiwanych przez czterech pracowników (II). Powstałe na drodze obróbki materiałowej odpady są odprowadzane do magazynu jednostkowego (III). W kolejnym etapie pracownicy dokonują kontroli jakości półproduktów (IV). Produkt, który przeszedł pozytywną kontrolę jakości przekazywany jest do pierwszego montażu (V), produkty wadliwe nie spełniające wymagań jakościowych odprowadzane są do miejsca składowania odpadów poprodukcyjnych.

Etap (VI) reprezentuje gotowy wyrób, który jest następnie transportowany do magazynu. Tak zamodelowany proces produkcyjny został poddany analizie pod względem możliwości implementacji technologii AM. Dla uproszczenia przyjęto założenia dokonania analizy w oparciu o zbadanie możliwości modelowania procesów produkcyjnych oraz prezentacji etapowości i złożoności procesów produkcyjnych za pomocą sieci Petriego z pominięciem rzeczywistych czynników wpływających na proces produkcyjny i wybór technologii. Przyjęto założenia, że implementacji AM można dokonać poprzez substytucję dwóch procesów prowadzących do wytworzenia dwóch elementów składowych (oznaczone kolorem zielonym na rysunku 6.2.1.). Opisany powyżej proces produkcyjny wspierany technologią AM został zamodelowany z użyciem sieci Petriego w programie PIPE. Modele zostały poddane weryfikacji i walidacji pod kątem poprawności struktury i zachowania funkcjonalności modelu [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. Finalny model zaprojektowany w oparciu o krok 3 i 4 został zaprezentowany na rysunku 6.2.2.



Rysunek 6.2.2. Model procesu produkcyjnego wspieranego technologią AM (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2021)

W pierwszym etapie procesu produkcyjnego wspieranego technologią AM materiały są pobierane z magazynu i transportowane do maszyny AM (I). Maszyna AM jest obsługiwana przez jednego pracownika, który kontroluje proces wytwarzania gotowego półproduktu, dokonuje jego kontroli jakości (II) i przekazuje do montażu z elementami wytworzonymi na obrabiarku (III). Po montażu, gotowy wyrób jest następnie transportowany do magazynu (IV). Model zaprojektowany z wykorzystaniem sieci Petriego umożliwia czytelną prezentację poszczególnych etapów procesu produkcyjnego z uwzględnieniem elementów składowych reprezentowanych przez miejsca i tranzycje. Reprezentacja graficzna umożliwia określenie etapu procesu produkcyjnego i analizę możliwości dokonywania modyfikacji w poszczególnych fragmentach procesu produkcyjnego.

Prezentacja z użyciem formalizmu sieci Petriego umożliwia wnioskowanie w obszarze ilości etapów procesu produkcyjnego i potencjalnych skutków zmian technologicznych. W analizowanym przypadku widoczna jest redukcja etapowości procesu produkcyjnego oraz ilości zasobów uczestniczących w procesie produkcyjnym. Na drodze substytucji technologii, dokonano redukcji etapów poprzez eliminację montażu oraz transportu odpadów. Jednocześnie dokonano redukcji zasobów maszynowych i ludzkich uczestniczących w procesie produkcyjnym poprzez zastosowanie jednej maszyny AM zamiast dwóch obrabiarek obsługiwanych przez dwóch pracowników. Zredukowano również liczbę pracowników biorących udział w procesie kontroli jakości zastępując jednym pracownikiem prowadzącym proces AM i dokonującym kontroli jakości gotowego półproduktu. Poczynione rozważania teoretyczne, oparte o możliwości jakie dają technologie AM, przeniesione na modele sieci Petriego stanowią uzupełnienie do analizy procesów produkcyjnych pod względem oceny możliwości i efektywności zastosowania technologii AM. Modele umożliwiają czytelną, graficzną prezentację etapów procesów produkcyjnych co jest przydatne podczas analizy możliwości implementacji technologii AM. Modelowanie procesów produkcyjnych z wykorzystaniem sieci Petriego umożliwia dokonanie analizy etapów i potencjalnych możliwości implementacyjnych w zakresie technologii AM. Modelowanie procesów produkcyjnych powinno zostać uzupełnione analizą w obszarze efektywności zastosowania technologii AM, która może wspierać proces podejmowania decyzji w obszarze implementacji nowej technologii do produkcji [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022].

6.3. Model sieci Bayesa oceny poziomu zapotrzebowania na technologie AM

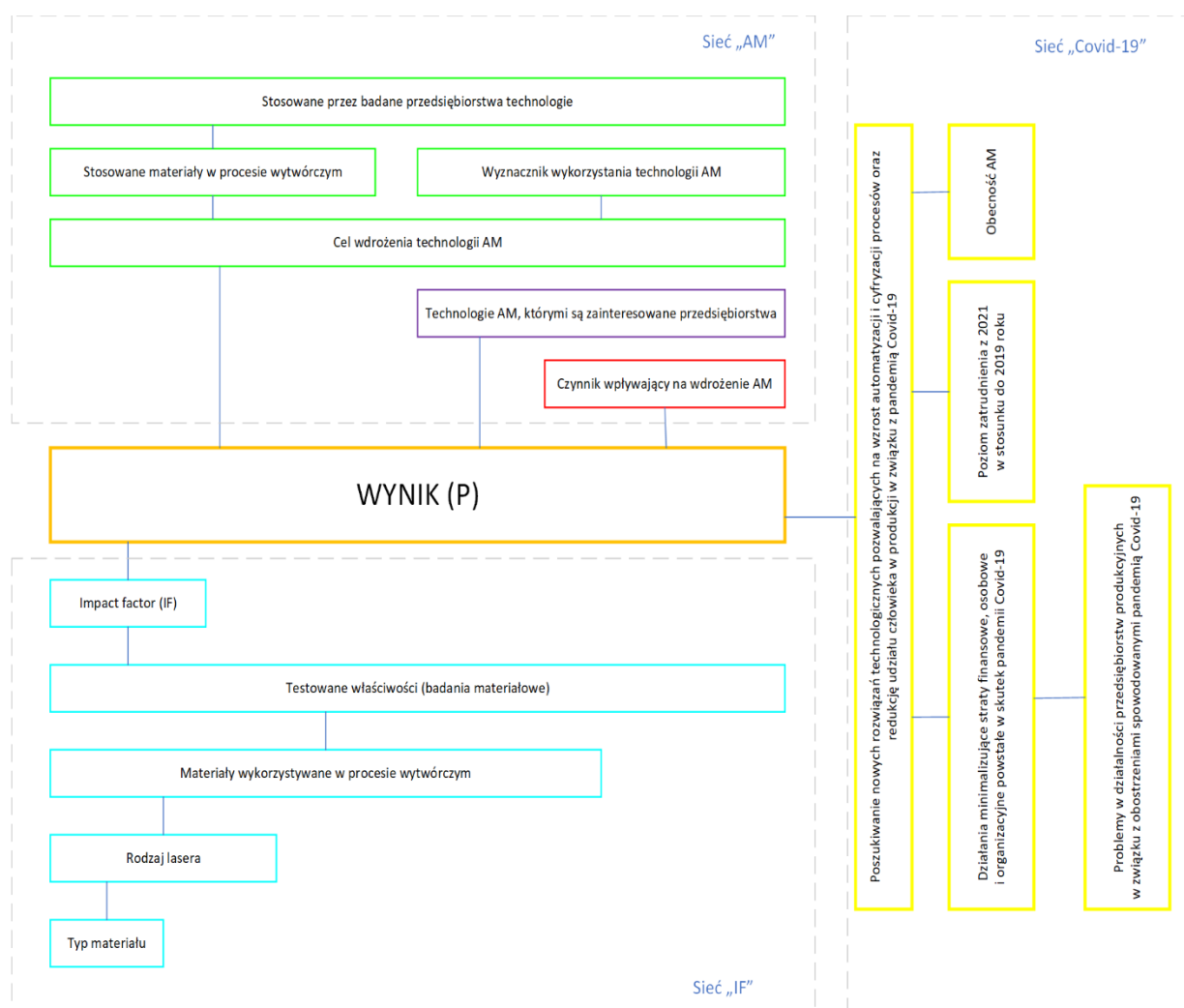
Sieci Bayesa pozwalają na określenie prawdopodobieństwa zdarzeń na podstawie danych historycznych. Funkcjonalność sieci Bayesa oparta jest na algorytmie prawdopodobieństwa oraz analizie odpowiednio przygotowanych i zaimplementowanych do sieci danych. Modele do których zaimplementowane zostały dane podlegają procesowi uczenia. Właściwe przeprowadzenie procesu uczenia determinuje poprawności działania sieci i odpowiednie wnioskowanie. Projektowanie modelu sieci Bayesa powinno uwzględniać również logiczne powiązania pomiędzy „rodzicami” i „dziećmi” [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021].

Uwzględniając wymagania formalne stawiane przez sieci Bayesa podjęto próbę zaprojektowania modelu umożliwiającego określenie poziomu zapotrzebowania na technologie AM uwzględniając doświadczenia przedstawicieli przemysłu w obszarze technologii AM oraz wiedzę teoretyczną zawartą w literaturze naukowej. W celu realizacji założeń badawczych przyjęto, że możliwym jest odpowiednie przygotowanie danych pozyskanych z przemysłu na drodze badania ankietowego oraz wiedzy pozyskanej z literatury fachowej w obszarze stosowanych technologii AM, umożliwiając

ich implementację do modelu sieci Bayesa [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Podjęte działania realizowane były w pięciu etapach:

Etap 1. Ustalenie obszarów analizy i powiązań pomiędzy projektowanym węzłami sieci Bayesa.

Przyjęto, że w modelu zostanie wykorzystana wiedza pozyskana z przemysłu (badania ankietowe w przedsiębiorstwach produkcyjnych w obszarze zainteresowania i stosowania technologii AM) oraz wiedza pozyskana z literatury w obszarze technologii AM (analiza artykułów naukowych). Ustalono, że do projektowania modelu zostanie wykorzystanych 6 obszarów analiz z badań ankietowych i 5 obszarów analiz z badań literatury. Dodatkowo uwzględniono 5 obszarów analiz z badań ankietowych odnoszących się do wpływu Covid-19 na działalność przedsiębiorstw podczas pandemii. Obszary wyników analiz wykorzystane przy projektowaniu sieci Bayesa z uwzględnieniem powiązań pomiędzy obszarami zostały zaprezentowane na rysunku 6.3.1.



Rysunek 6.3.1. Obszary analiz w modelu sieci Bayesa z uwzględnieniem zależności pomiędzy węzłami (opracowanie własne)

W zakresie analiz dokonywanych za pomocą sieci „AM” przyjęto, że stosowane przez badane przedsiębiorstwa technologie produkcyjne determinują rodzaj materiału możliwego do wykorzystania w procesie wytwórczym. Cel wdrożenia technologii AM, czyli produkcja, prototypowanie lub regeneracja jest determinowany zarówno przez aktualnie stosowaną technologię i materiały jak również wyznacznik determinujący motyw wdrożenia technologii AM, tj. redukcja kosztów produkcji, efektywne wykorzystanie materiału, swoboda projektowania produktu, brak montażu, personalizacja produktu, szybkie reagowanie na potrzeby rynku, optymalizacja funkcji produktu. Przyjęto, że na węzeł wynikowy (P) wpływają również dwa obszary w sieci „AM”, tj. czynnik wpływający na wdrożenie AM przez przedsiębiorstwo produkcyjne (konkurencja, innowacje materiałowe na rynku, skłonność konkurencyjnych firm do przyjmowania nowych technologii wytwarzania, wysokie koszty produkcji, zapotrzebowanie na spersonalizowane produkty, duże ryzyko związane z brakiem odpowiednich dostawców, skrócenie czasu oczekiwania) oraz technologie AM, którymi są zainteresowane przedsiębiorstwa produkcyjne. W obszarze sieci „IF”, typ materiału (proszek, filament) determinuje rodzaj lasera wykorzystywanego w procesie AM, co następnie wpływa na materiał stosowany w produkcji. Rodzaj materiału determinuje testowanie właściwości i rodzaje badań materiałowych możliwych do wykonania w obszarze danej technologii i materiału. Wyznacznikiem poziomu wiedzy jest przyjęty dla danego artykułu impact factor (IF), rozumiany jako współczynnik oddziaływania informacji na pozostałe źródła upowszechniania i dostępności wiedzy na temat technologii AM. Przyjęto, że obszary poprzedzające oddziałują bezpośrednio przez obszar „IF” na węzeł wynikowy, wpływając na wynik prawdopodobieństwa. Dodatkowo przyjęto, że na węzeł wynikowy wpływa obszar sieci „Covid-19”. Przyjęto, że problemy w działalności przedsiębiorstw w związku z obstrzeceniami spowodowanymi pandemią Covid-19 determinują działania minimalizujące starty (finansowe, osobowe i organizacyjne) powstałe na skutek pandemii Covid-19. Podejmowane działania wpływają na poszukiwanie przez przedsiębiorstwa nowych rozwiązań technologicznych pozwalających na wzrost automatyzacji i cyfryzacji procesów oraz redukcję udziału człowieka w produkcji. Przyjęto, że na poszukiwanie nowych rozwiązań wpływa fluktuacja zatrudnienia oraz zastosowanie technologii AM, określone jako obecność AM w przedsiębiorstwie.

Etap 2. Analiza literatury

Etap drugi polegał na zbudowaniu bazy wiedzy w wybranym obszarze technologii addytywnych w oparciu o przegląd literatury. Pierwotnie dokonano przeglądu artykułów z wybranych publikacji w przedziale czasowym 2016-2019, odpowiadającym technologiom AM. Artykuły zostały zweryfikowane w bazach Wiley, Springer, MDPI i Science Direct. Przy wyszukiwaniu przyjęto angielskie słowa kluczowe: „additive manufacturing” (technologie wytwarzania przyrostowego), „single path” (pojedyncza ścieżka), „laser” (wiązka lasera). Spośród wydobytych artykułów wybrano 52 artykuły, które zostały poddane szczegółowej analizie pod względem: rodzaju

stosowanego materiału (1), rodzaju lasera (2), materiałów (3), badań wytrzymałościowych (4) oraz poziomu miernika impact factor artykułu (IF) (5). Selekcji artykułów dokonano uwzględniając kryteria: artykuł zawiera informacje o technologii AM, technologia wykorzystuje proszki materiałowe lub filamenty, stosowane są metale, stopy lub ceramiki, technologia wykorzystuje laser, artykuł zawiera informacje na temat badań materiałowych [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Dane przygotowane do analizy zostały zebrane i przedstawione w **załączniku nr 2. Wyniki analizy literatury.**

Etap 3. Badania ankietowe

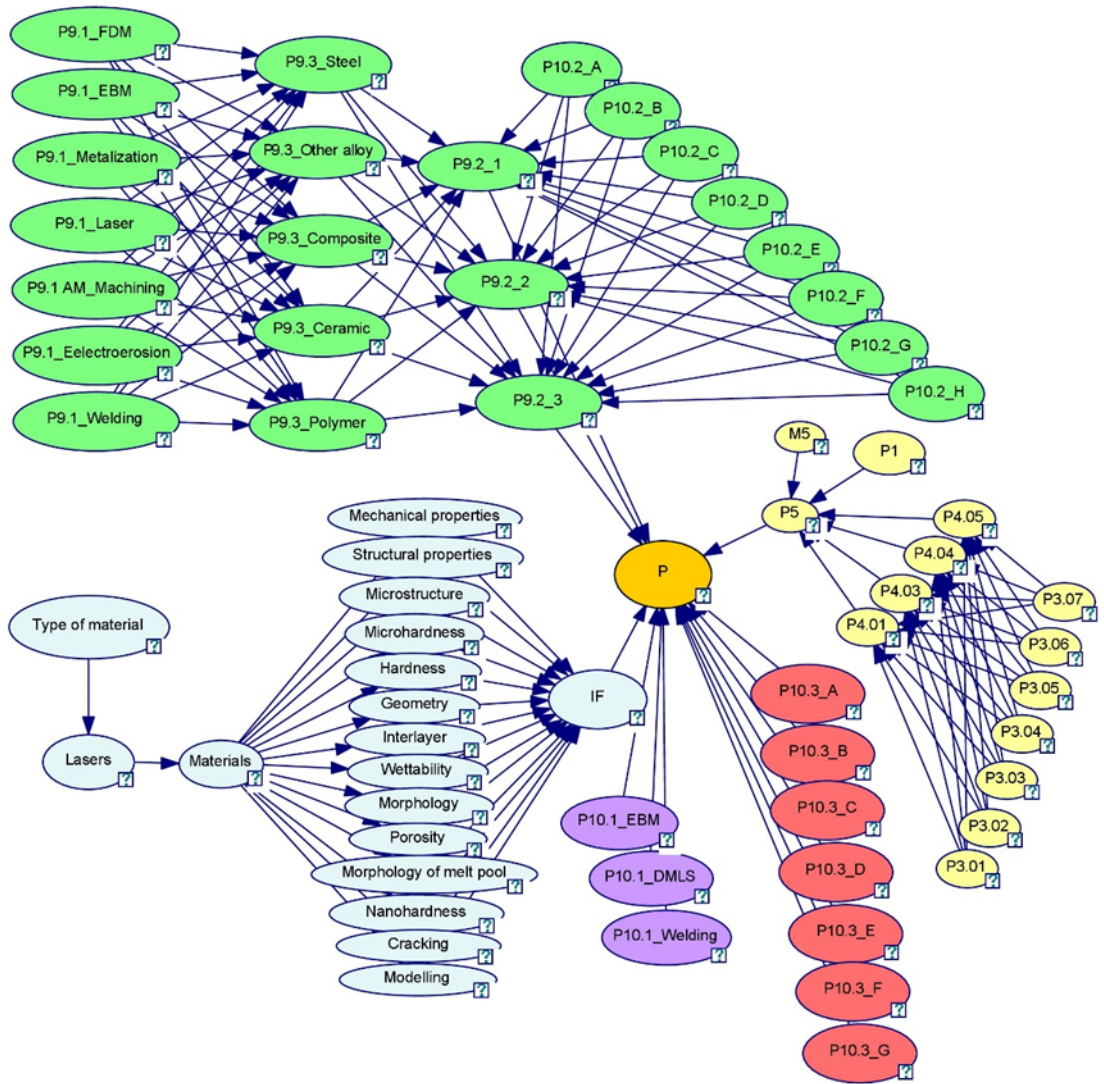
Badanie ankietowe umożliwiło identyfikację potrzeb regionalnego przemysłu w zakresie wykorzystania i przyszłego wdrażania technologii przyrostowych. Pierwotnie badanie miało na celu zbadanie stanu zastosowania technologii AM i potrzeb ich wdrożenia w polskich firmach produkcyjnych. Badanie empiryczne wymagało zaprojektowania zamkniętego kwestionariusza zawierającego pytania wielokrotnego wyboru. Na tej podstawie zbudowano bazę wiedzy na temat zainteresowania przedsiębiorstw technologiami addytywnymi. Następnie przeprowadzono badanie empiryczne za pomocą ankiety zawierającej pytania wielokrotnego wyboru. Ankieta dotyczyła potrzeb polskiego przemysłu regionalnego w zakresie technologii AM. Uwagę skupiono na pytaniach zawartych w obszarach technologii AM stosowanej przez firmę (1), materiałów stosowanych w procesach (2), celu technologii AM (3), motywów chęci wdrożenia nowej technologii AM (4) oraz czynniki wpływające na decyzje w zakresie wdrażania AM (5). Na podstawie wyników badań przeprowadzonych w grudniu 2019 roku w przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce, które wykazały znaczne zainteresowanie wdrożeniem technologii AM, dokonano analizy i selekcji wyników, uwzględniając dane, które potencjalnie mogą wpłynąć na określenie poziomu zapotrzebowania na technologie AM. Spośród 250 przedsiębiorstw produkcyjnych, które wzięły udział w badaniu ankietowym wybrano 99 przedsiębiorstwa produkcyjne odpowiadające przyjętej klasie przedsiębiorstw (małe i średnie przedsiębiorstwa produkcyjne z branży metalowej i motoryzacyjnej rozważające wdrożenie technologii AM do produkcji, w tym technologii opartych na spiekaniu proszków metali, stopów lub ceramiki) [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Dane przygotowane do analizy zostały zebrane i przedstawione w **załączniku nr 3. Wyniki badania przemysłu.** Spośród wyników badania z 2021 roku odnoszącego się do wpływu pandemii Covid-19 na działalność przedsiębiorstw produkcyjnych wybrano 219 przedsiębiorstw odpowiadających przyjętej klasie małych i średnich przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej. Dane przygotowane do analizy zostały zebrane i przedstawione w **załączniku nr 4. Wyniki badania przemysłu w obszarze Covid-19.** Pozytywne (prawdziwe) odpowiedzi wybrane przez respondentów otrzymały „Stan1” (state1), natomiast negatywne (fałszywe) „Stan0”(state0).

Etap 4. Modelowanie z użyciem sieci Bayesa

Model został zaprojektowany w programie GeNIe Academic Version 2.3.3828.0, uwzględniając logiczne powiązania pomiędzy poszczególnymi węzłami (rysunek 6.3.1.).

W modelu wydzielono obszary odnoszące się do wiedzy z przemysłu (kolor zielony, fioletowy i czerwony), nawiązania do pandemii Covid-19 (kolor żółty) oraz z literatury (kolor niebieski). Węzeł P (kolor pomarańczowy) reprezentuje węzeł wynikowy. Przyjęto, że wartość prawdopodobieństwa dla tego węzła może pomóc w znalezieniu odpowiedzi na pytanie jakie jest prawdopodobieństwo zidentyfikowania aktualnego popytu na AM w kontekście zaspokojenia potrzeb przedsiębiorstw produkcyjnych. Dzięki temu powstała sieć zależności oparta na zbiorach uczących. Składa się ona z węzłów reprezentujących wiedzę uzyskaną z literatury nazwanych siecią „IF”, badań empirycznych nazwanych siecią „AM” (węzły P9.-P10.) oraz „Covid-19” (węzły M5, P1, P3-P5).

Baza danych, oparta na danych otrzymanych na etapie 2 i 3, została zainstalowana w celu zamodelowania sieci Bayesa (etap 4). W modelowanej sieci wykorzystano również reguły mające na celu zilustrowanie zależności między wiedzą o technologii AM w literaturze a stanem wiedzy w przedsiębiorstwach oraz sytuacją gospodarczą związaną z pandemią Covid-19.



Rysunek 6.3.2. Model sieci Bayesa – widok z programu GeNIe (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Sliwa, Topczak, 2021)

Sieć bazująca na wiedzy z literatury, dalej zwana jako sieć „IF”, oznaczona na rysunku 6.3.2. kolorem niebieskim, zawiera elementy:

- Rodzaj materiału: proszek, filament;
- Lasery: SLM, Nd:YAG, CO₂, “High-power diode”, “Self-development”, “Hybrid”, “Fiber”;
- Materiały: Stop Fe, Stop Ti, Stop Cu, Stop Cr Ni, Ceramika, Stop Al, Stal szybkotnąca, Stal nierdzewna, Stop specjalny, Stal narzędziowa, Nadstop, YCF101;
- Testowane właściwości: Właściwości mechaniczne, Właściwości strukturalne, Mikrostruktura, Mikrotwardość, Twardość, Geometria, Międzywarstwa, Zwilżalność, Morfologia, Porowatość, Morfologia jeziora przetopu, Nanotwardość, Pęknięcie, Modelowanie;
- IF współczynnik wpływu (dostępność wiedzy) dla analizowanych artykułów: A, B, C, D, E [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021].

Druga część sieci, bazująca na wiedzy z przemysłu, dalej zwana siecią „AM”, reprezentowana przez węzły P9 i P10, oznaczone na rysunku 6.3.2. kolorami zielonym, fioletowym i czerwonym, została zbudowana z elementów pozyskanych z kwestionariusza:

- P9.1 Zastosowane technologie AM: FDM, EBM, Metalizacja, Laser, Obróbka skrawaniem, Elektroerozja, Spawanie;
- P9.3 Zastosowany materiał: Stal (stopy głównie na bazie Fe), Inny stop, Kompozyt, Ceramika, Polimer;
- P9.2 Cel dla wdrożenia: Prototypowanie, Produkcja, Regeneracja;
- P10.1 Zainteresowanie wykorzystaniem technologii AM: EBM, DMLS, Spawanie;
- P10.2 Wyznacznik wykorzystania technologii AM: A (redukcja kosztów produkcji), B (efektywne wykorzystanie materiału), C (swoboda projektowania produktu), D (brak montażu), E (personalizacja produktu), F (szybkie reagowanie na potrzeby rynku), G (optymalizacja funkcji produktu), H (inne);
- P10.3 Czynniki wdrożenia technologii AM: A (konkurencja), B (innowacje materiałowe na rynku), C (skłonność konkurencyjnych firm do przyjmowania nowych technologii wytwarzania), D (wysokie koszty produkcji), E (zapotrzebowanie na spersonalizowane produkty), F (duże ryzyko związane z brakiem odpowiednich dostawców), G (skrócenie czasu oczekiwania) [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021].

Trzecia część sieci, bazująca na wiedzy z przemysłu, dalej zwana siecią „Covid-19”, reprezentowana przez węzły M5, P1, P3-P5, oznaczone na rysunku 6.3.2. kolorem żółtym, została zbudowana z elementów pozyskanych na drodze badania w 2021 roku:

- M5: Liczba zatrudnionych w 2021 roku, względem stanu z 2019 roku (State0 - bez zmian; State1 - wzrosła; State2 – spadła);
- P1: Obecność technologii wytwarzania przyrostowego (Additive Manufacturing);
- P3: Problemy w działalności przedsiębiorstw w związku z obostrzeniami spowodowanymi pandemią Covid-19;
- P4: Działania minimalizujące starty (finansowe, osobowe i organizacyjne) powstałe na skutek pandemii Covid-19;
- P5: Poszukiwanie nowych rozwiązań technologicznych pozwalających na wzrost automatyzacji i cyfryzacji procesów oraz redukcję udziału człowieka w produkcji w związku z pandemią Covid-19

Etap 5. Uczenie sieci i testy funkcjonalne

Pierwszym krokiem było automatyczne oddzielne uczenie się każdej sieci „AM”, „IF” i „Covid-19” poprzez implementację odpowiedniej bazy wiedzy – zbioru danych (zestawu uczącego) – **załącznik 2, 3 i 4**. Wyuczone sieci połączono następnie z węzłem wynikowym „P”, który został wyuczony ręcznie poprzez wprowadzenie równań determinujących ustalenie prawdopodobieństwa w węźle wynikowym. Zdefiniowano następującą zależność, tj. liczbę elementów do wyboru w ankietach, aby zmaksymalizować liczbę możliwych wyborów, zgodnie z założeniem: im częściej wybór się pojawia, tym jest bardziej popularny, dostępny i znany.

Prawdopodobieństwo węzła P przy stanie0 zostało zdefiniowane wzorem:

$$P(P=State0)=1-P(P=State1), \quad (8)$$

gdzie: $P(P = State0)$ — prawdopodobieństwo wystąpienia stanu0 węzła „P”,

$P(P = State1)$ — prawdopodobieństwo wystąpienia stanu 1 węzła „P”.

Zaproponowany model wykorzystujący wiedzę z zasobów literatury (52 rekordy), a następnie dane z badań empirycznych (99 rekordów) [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021] oraz „Covid-19” (219 rekordów), daje odpowiednio 85,00% i 92,00% trafności. Dla węzła wynikowego P5 sieci „Covid-19” zastosowano walidację krzyżową, z podziałem na 10 zbiorów ($K=10$). Wynik walidacji to 72% dla P5.

6.4. Model sieci Petriego oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji AM

Sieci Petriego są szeroko stosowane w analizie, modelowaniu i ocenie działania systemów sterowania [Wiśniewski, 2017] oraz w systemach cyberfizycznych [Wojnakowski, Wiśniewski, Bazydło, Popławski, 2021], w tym systemach produkcyjnych [Grobela, Karatkevich, 2021; Koh, DiCesare, 1990; Kaid, Al-Ahmari, Li, Davidrajuh, 2020; Chen, Li, Al-Ahmari, Wu, i in., 2017;

Girault, Valk, 2003; Zhu, Zhou, Qiao, Wu, 2018]. Sieci Petriego są szeroko wspierane przez formalne techniki weryfikacji, które pozwalają na badanie systemu na wczesnym etapie prototypowania. W szczególności modele sieci Petriego mogą być poddane jakościowej analizie ograniczoności i bezpieczeństwa [Karatkevich, Wiśniewski, 2020]; Wiśniewski, Wojnakowski, Stefanowicz, 2018]. Pierwsza właściwość odnosi się do braku przepełnień w systemie. Oznacza to, że liczba stanów modelu jest skończona. Bezpieczeństwo systemu oznacza, że w każdym miejscu sieci Petriego może znajdować się co najwyżej jeden token. Analiza jakościowa umożliwia badanie poprawności budowy i funkcjonowania sieci. Sieci Petriego umożliwiają efektywną reprezentację wiedzy między innymi poprzez wyodrębnienie elementów i etapów analizy w strukturze sieci Petriego [Armand, Toguyeni, 2009; Reddy, Murty, Ghosh, 1993].

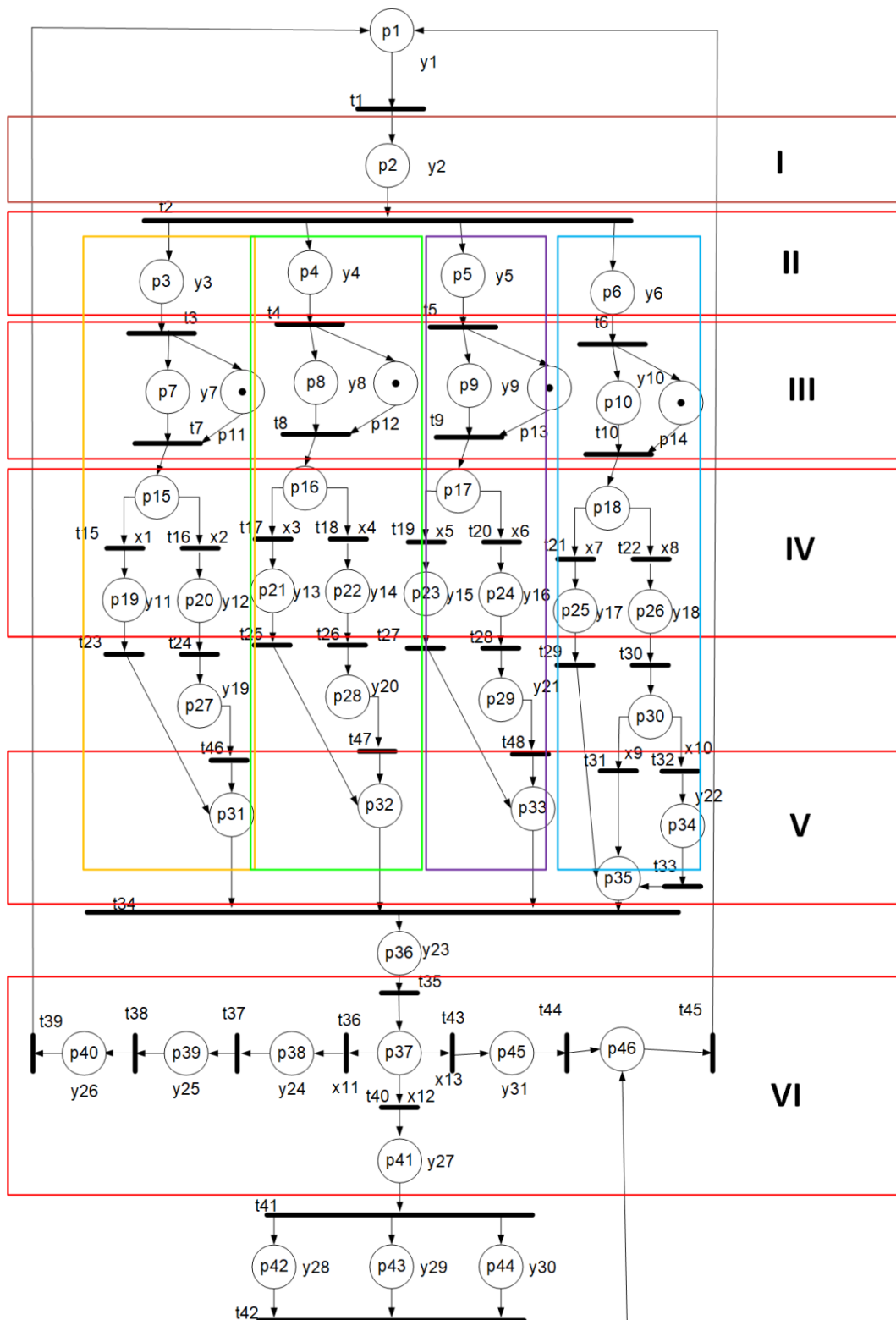
Ważnym obszarem badawczym jest opracowanie nowych metod wspomagających menedżerów w podejmowaniu strategicznych decyzji o wdrażaniu nowych technologii do systemów produkcyjnych [Yi, Gläßner, Aurich, 2019; Grobelna, Karatkevich, 2021; Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022]. W niniejszej pracy podjęto próbę odnalezienia rozwiązania opartego na podejściu, które ułatwi przewidywanie efektywności integracji technologii AM z systemami produkcyjnymi z wykorzystaniem sieci Petriego [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Topczak, Wojnakowski, 2022; Reising, 1985; Best, Devillers, Koutny, 2001; Wiśniewski, 2017; Murata, 1989; Martinez-Silva, 1982]. Przyjęto, że projektowany model sieci Petriego umożliwi analizę wybranych parametrów wpływających na proces wytwórczy wykorzystywany aktualnie przez badane przedsiębiorstwo z parametrami wpływającymi na proces AM. Proces projektowania modelu sieci Petriego składa się z trzech etapów:

Etap 1. Ustalenie obszarów analizy parametrycznej

Na potrzeby niniejszych badań dokonano analizy parametrów procesu DMLS prowadzonego na maszynie EOS M 290. Wybór procesu DMLS został zdeterminowany wynikami badań ankietowych z 2019 r. (największe zainteresowanie technologiami laserowymi i DMLS w branży metalowej i motoryzacyjnej). W tym celu dokonano analizy dokumentacji technicznej urządzenia, wyodrębiając dane o parametrach procesu produkcyjnego. Opierając założenia badawcze na literaturze [Shen, Zhang, Shi, 2022; Long, Lin, Cai, Nong, 2020; Zheng, Chen, Zheng, Zhou, i in., 2020; Kuznetsov, Koriath, Kalyashina, 2017] oraz wynikach badań ankietowych z 2019 r. (przedsiębiorstwa produkcyjne wyrażają chęć redukcji kosztów produkcyjnych, optymalizacji wykorzystania materiałów, zasobów ludzkich i czasu produkcji) przyjęto cztery główne obszary analizy parametrycznej: (1) maszyny i urządzenia, (2) organizacja i etapowość procesu wytwórczego (3) wykorzystanie zasobów materiałowych i ludzkich, (4) koszty produkcyjne i czas produkcji. Dla poszczególnych obszarów analizy dobrano parametry i zaprojektowano algorytmy obliczeniowe, które zostały wykorzystane w modelu.

Etap 2. Modelowanie sieci Petriego

Projektowany model sieci Petriego umożliwia wprowadzenie danych parametrycznych procesu produkcyjnego aktualnie prowadzonego w przedsiębiorstwie oraz dokonanie analizy parametrycznej z parametrami procesu AM zaimplementowanymi do modelu, uwzględniając: całkowity czas trwania analizowanego etapu procesu wytwórczego (obszar analizy oznaczony kolorem niebieskim), koszt wyposażenia maszyn w perspektywie czasu (obszar analizy oznaczony kolorem żółtym), straty materiałowe (obszar analizy oznaczony kolorem zielonym), jednostkowy koszt zatrudnienia pracowników zaangażowanych w proces produkcyjny (obszar analizy oznaczony kolorem fioletowym). Po dokonaniu obliczeń algorytmicznych model generuje jedną z trzech rekomendacji w zależności od wyniku uzyskanego na drodze analizy parametrycznej: aktualnie stosowana technologia jest optymalna (1), implementacja AM jest optymalna (2), potrzeba więcej badań (3). Określenie wskazanych rekomendacji odbywa się wyłącznie na podstawie dokonanych analiz w przyjętych obszarach parametrycznych. Model sieci Petriego (zwany dalej pierwszym modelem sieci Petriego) został zaprezentowany na rysunku 6.4.1.



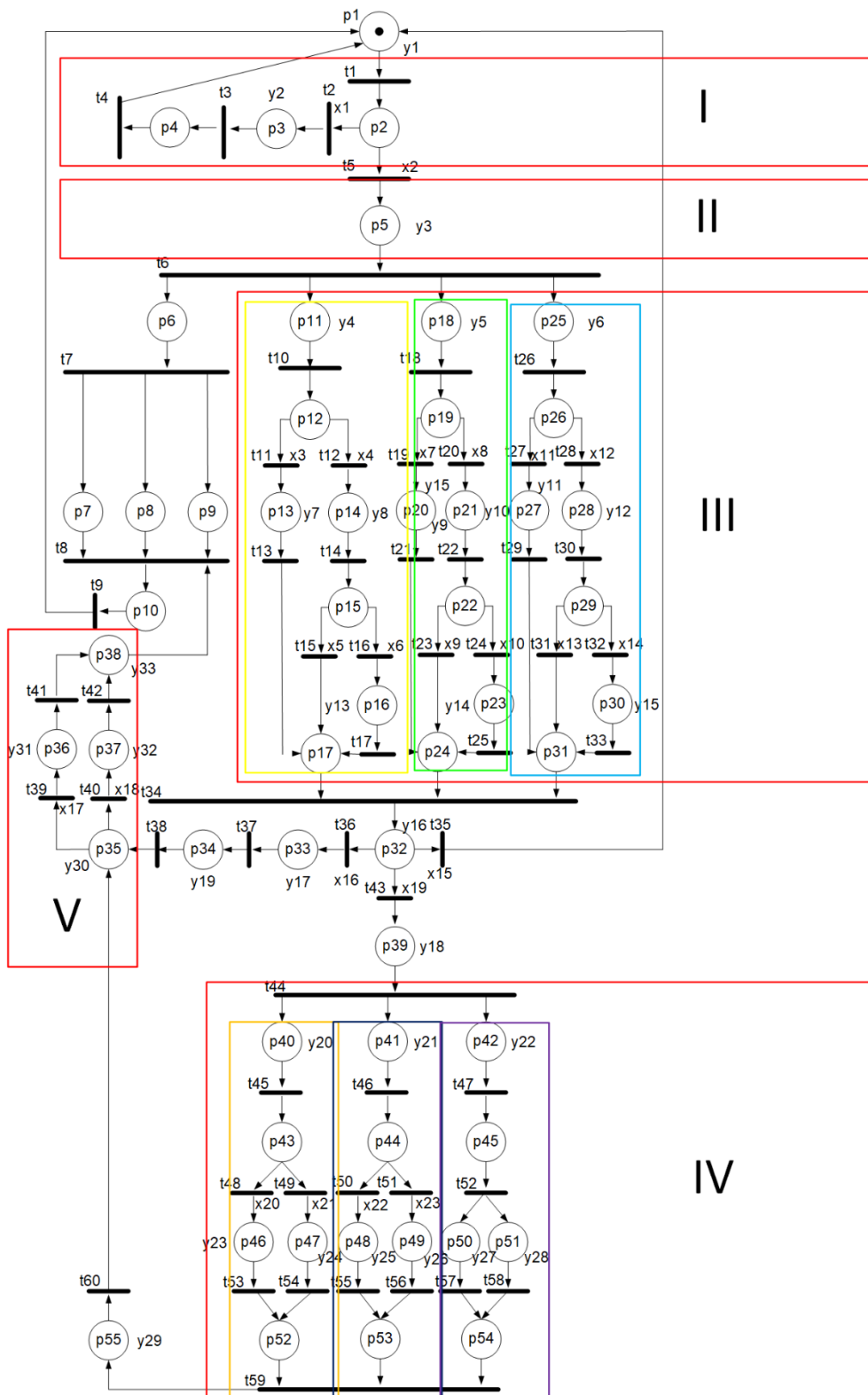
Rysunek 6.4.1. Model sieci Petriego (pierwszy) (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022)

Parametry aktualnie prowadzonego procesu produkcyjnego są wprowadzane do modelu (I) i dystrybuowane do założonych obszarów analizy (II). W kolejnym etapie (III) do modelu zaczytywane są dane dotyczące parametrów procesu AM. Podczas etapu (IV) dokonywane są

obliczenia i analiza parametryczna. W zależności od analizy otrzymywana wartość (V) jest przekazywana do miejsca wynikowego oznaczonego na modelu jako p36. W zależności od wyniku model generuje jedną z trzech rekomendacji (VI) w zakresie decyzji o wdrożeniu technologii AM. Model zakłada trzy możliwe scenariusze w zakresie implementacji AM, przy czym scenariusz „potrzeba więcej badań” zakłada możliwość wykonania dodatkowej analizy. W celu umożliwienia dodatkowej analizy zaprojektowano drugi model pozwalający na ocenę efektywności implementacji technologii AM w produkcji z uwzględnieniem zakłóceń wpływających na proces produkcyjny. Dodatkowa analiza jest możliwa do wykonania w przypadku kiedy na drodze analizy dokonanej na podstawie modelu z rysunku 6.4.1. został wygenerowany scenariusz „potrzeba więcej badań”. Jest to rekomendacja wskazująca, że nie jest możliwe, bez przeprowadzenia dodatkowych analiz, określenie czy obecnie stosowana przez badane przedsiębiorstwo technologia jest optymalna i nie zaleca się zmiany technologii oraz nie jest możliwym określenie czy implementacja AM okaże się dla danego przedsiębiorstwa optymalna. Drugi model sieci Petriego umożliwiający analizę zakłóceń w obszarze produkcyjnym został zaprezentowany na rysunku 6.4.2. Na przykładzie drugiego modelu opisany został etap 3 – analiza i testy funkcjonalne.

Etap 3. Analiza i testy funkcjonalne

Do zaprojektowania drugiego modelu sieci Petriego umożliwiającego dokonanie analizy zakłóceń wpływających na proces produkcyjny przyjęto trzy obszary analiz zakłóceń: (1) analizy opóźnień w dostawie materiałów i/lub półproduktów lub braku możliwości odbioru materiałów i/lub półproduktów, (2) rotacja pracowników, (3) koszty energii elektrycznej. Założenia możliwości wprowadzenia danych przez użytkownika zostały zastosowane podobnie jak w pierwszym modelu sieci Petriego.



Rysunek 6.4.2. Model sieci Petriego (drugi) przed analizami i testami funkcjonalnymi (opracowanie własne na podstawie: Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023)

Drugi model sieci Petriego umożliwia dokonanie analizy parametrycznej w zakresie zakłóceń powstających w obszarach dostaw materiałowych, kosztów energii i rotacji pracowników. Model

umożliwia dokonanie analiz zakłóceń w ramach scenariusza „potrzeba więcej badań”. Na etapie (I) generowana jest jedna z dwóch rekomendacji determinowana wynikiem obliczeń algorytmicznych: obecnie stosowana technologia jest optymalna (miejsce p3) lub potrzeba więcej badań (miejsce p5). W kolejnym etapie (II) wprowadzone przez użytkownika parametry dystrybuowane są do obszarów analizy zakłóceń wpływających na proces produkcyjny. Analiza zakłóceń realizowana jest w obszarach: analizy opóźnień w dostawie materiałów i/lub półproduktów lub braku możliwości odbioru materiałów i/lub półproduktów (obszar oznaczony kolorem żółtym w sekcji III), rotacji pracowników (obszar oznaczony kolorem zielonym w sekcji III), kosztów energii elektrycznej (obszar oznaczony kolorem niebieskim w sekcji III). Wynik analizy determinuje podejmowane dalsze działania wskazując, że zakłócenia są na poziomie optymalnym (miejsce p33) lub kierując działania na dalszą, pogłębioną analizę w obszarze oceny możliwości redukcji zakłóceń (miejsce p39). W segmencie (IV) wykonywane są dodatkowe analizy w obszarach możliwości redukcji zakłóceń, tj. zakłóceń w dostawach materiałowych (obszar oznaczony kolorem pomarańczowym na modelu), zakłóceń spowodowanych rotacją pracowników (obszar oznaczony kolorem granatowym na modelu) oraz zakłóceń spowodowanych kosztami zużycia energii (obszar oznaczony na modelu kolorem fioletowym). Wyniki analiz dokonywanych w segmencie (III) oraz (IV) przekazywane są do miejsca p35, gdzie są sumowane. W segmencie (V) generowana jest jedna z dwóch rekomendacji: testy i analizy (1) lub analiza innej technologii (2). Rekomendacja „testy i analizy” wskazuje na możliwość podjęcia działań w zakresie implementacji technologii AM, rekomendowane są również symulacje przed wdrożeniem nowej technologii. Rekomendacja „analiza innej technologii” wskazuje na podjęcie działań w zakresie poszukiwania innej technologii i powtórnej analizy [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Zaprojektowany model (rysunek 6.4.2.) został poddany analizie wykrywania możliwych nieograniczonych miejsc, według algorytmu zaprezentowanego w pracach [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023]. Zastosowany algorytm umożliwia wykrycie wiele nieograniczonych miejsc, dzięki czemu możliwa jest analiza bardziej złożonego systemu. Metoda umożliwia wykrywanie możliwych miejsc nieograniczonych, nie dokonując kompleksowej weryfikacji ograniczoności, oferując tym samym podejście wielomianowe. Modelowany system wspierający implementację technologii AM został formalnie zweryfikowany pod kątem błędów i pomyłek projektantów. Istnieje kilka metod i narzędzi pozwalających na analizę systemów opartych na sieci Petriego, jednak mają one poważne ograniczenia. Na ogół taka weryfikacja (ograniczoności, żywotności itp.) jest wykładnicza, więc wynik może nawet nie zostać uzyskany [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023]. Z drugiej strony techniki przybliżone również nie są wystarczające, gdyż są ograniczone do konkretnej klasy sieci Petriego lub ściśle zorientowane na technikę modelowania [Li, Zhou, 2006;

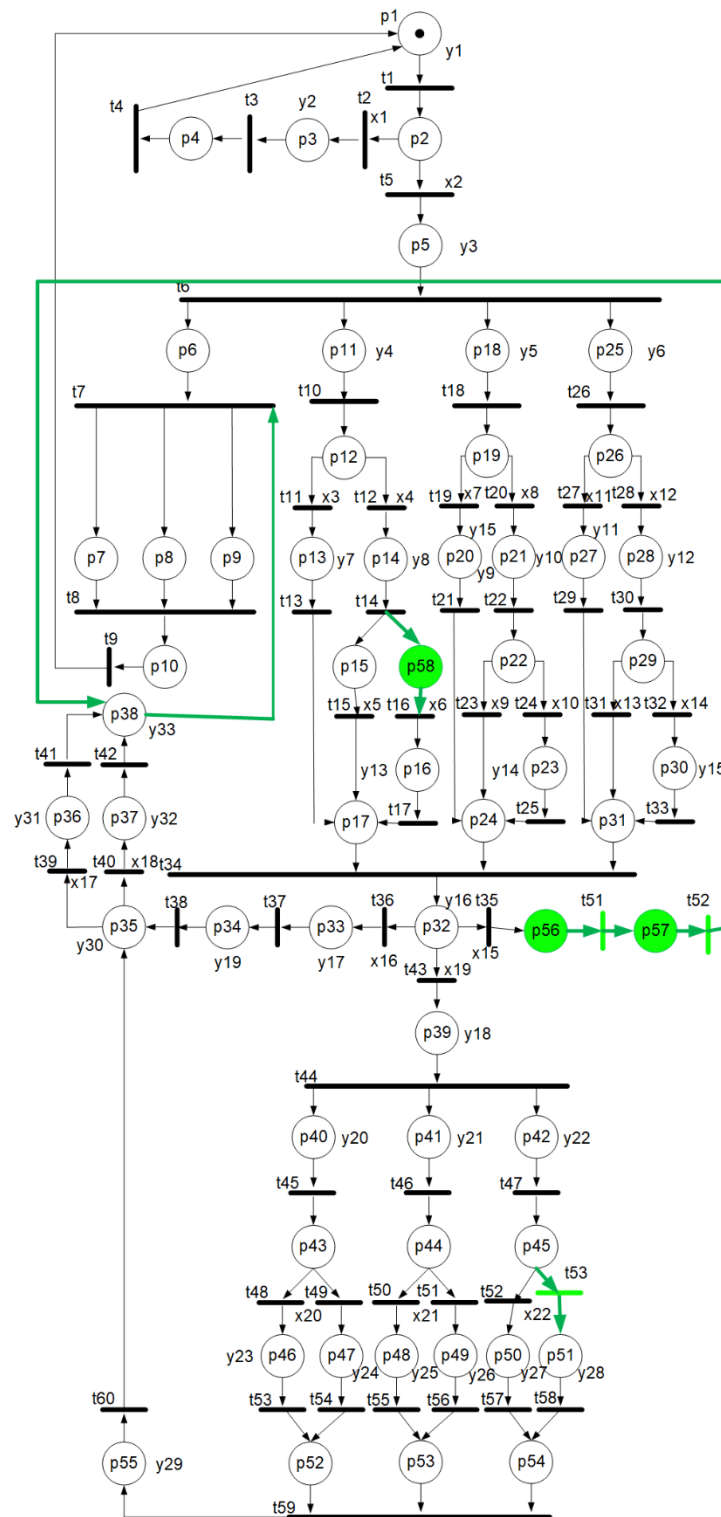
Luo, Liu, Zhou, 2020; Barkaoui, Minoux, 1992; Cabasino, Giua, Seatzu, 2009; Liu, Wang, Zhou, Liu, 2017; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023]. W tym celu zastosowano algorytm weryfikacji ograniczoności, który jest zorientowany na wykrywanie możliwych miejsc nieograniczonych zaprezentowany w pracach [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023], zwany dalej algorytmem.

Główna idea zastosowania algorytmu do detekcji miejsc nieograniczonych opiera się na przekształceniu początkowej macierzy incydentów do postaci schodkowej zredukowanej i wykryciu możliwych miejsc nieograniczonych. Zgodnie z założeniami teoretycznymi, system jest (strukturalnie) ograniczony, jeśli jest objęty niezmiennikami miejsca. W przeciwieństwie do najpopularniejszych technik (które zazwyczaj przebiegają w czasie wykładniczym), prezentowana idea skupia się na poszukiwaniu pojedynczych wiodących w przekształconej macierzy. Istnienie takiej wartości zapewnia, że analizowana zinterpretowana sieć Petriego nie może być objęta niezmiennikami miejsca. Co więcej, miejsca odpowiadające takim odkrytym kolumnom są prawdopodobnie nieograniczone. Proponowany algorytm [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023] analizuje nie tylko pojedyncze wiodące, ale także wiele wiodących. Innymi słowy, metoda jest w stanie znaleźć inne możliwe nieograniczone miejsca, które mogą występować w konkretnym rzędzie przekształconej macierzy. Główną zaletą proponowanej techniki jest wielomianowa sześcienna złożoność obliczeniowa ograniczona liczbą zinterpretowanych węzłów sieci Petriego (miejsca i przejścia). Oznacza to, że weryfikacja ściśle zależy od liczby miejsc i przejść, a nie od złożoności systemu [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Na wstępnym etapie analizy podjęto próbę wykorzystania wbudowanych modułów analitycznych programu PIPE. Niestety po ponad godzinnej analizie program nie był w stanie przeprowadzić detekcji miejsc nieograniczonych dla tak rozbudowanego systemu. Oznacza to, że tradycyjne techniki (w tym oparte na algebrze liniowej i drzewie osiągalności) nie są w stanie przeprowadzić weryfikacji tak złożonego systemu produkcyjnego. Zastosowanie algorytmu opisane w pracach [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023] pozwoliło uzyskać wyniki w ciągu zaledwie 7,76 milisekundy. Znaleziono dziewięć możliwych nieograniczonych miejsc: p6, p7, p8, p9, p42, p45, p50, p51, p54.

Zmodyfikowany model sieci Petriego (drugi) przedstawiono na rysunku 6.4.3. Zmodyfikowane części systemu są oznaczone na zielono. Poprawiona wersja została ponownie zweryfikowana za pomocą algorytmu. Tym razem z metody wynika, że w analizowanej zinterpretowanej sieci

Petriego nie ma możliwych miejsc nieograniczonych. Co ciekawe, tym razem PIPE był w stanie przeprowadzić analizę stanu przestrzeni i potwierdził ograniczoność układu [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].



Rysunek 6.4.3. Zmodyfikowany (finalny) model sieci Petriego (drugi) (opracowanie własne na podstawie: Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023)

6.5. Parametry i wskaźniki oceny efektywności procesu produkcyjnego przy wykorzystaniu AM

Do analizy przyjęto proces produkcyjny oparty na konwencjonalnych metodach wytwarzania, tj. procesach obróbki (obróbki skrawaniem) materiału. Proces został przeanalizowany pod kątem istotności parametrów produkcyjnych oraz parametrów wpływających na efektywność zastosowania technologii AM w systemach wytwórczych. Bazując na wynikach badań ankietowych i literatury [Shen, Zhang, Shi, 2022; Long, Lin, Cai, Nong, 2020; Zheng, Chen, Zheng, Zhou, i in., 2020; Kuznetsov, Koriath, Kalyashina, 2017] w modelu oceny efektywności implementacji AM (rysunek 6.4.1.) przyjęto cztery główne obszary analizy parametrycznej: (1) maszyny i urządzenia, (2) organizacja i etapowość procesu wytwórczego (3) wykorzystanie zasobów materiałowych i ludzkich, (4) koszty produkcyjne i czas produkcji. Mając na celu określenie poziomu efektywności implementacji AM w zadanych obszarach przyjęto parametry i algorytmy umożliwiające określenie mierników wpływających na efektywność zastosowania technologii AM dla czterech obszarów analitycznych:

Do obliczenia całkowitego czasu trwania analizowanego etapu, mierzonego w godzinach [h], przyjęto następujące założenia:

$$D = T + pd + upd, \quad (9)$$

gdzie T - czas potrzebny do przeprowadzenia procesu na danym etapie [h], pd - planowany przestój maszyn [h], upd - nieplanowany przestój maszyn [h]. Model umożliwia dokonanie analizy parametrycznej miernika D oraz miernika odpowiadającego procesowi AM czyli D_{Am} , zgodnie z założeniami:

$$Y := \frac{D}{D_{Am}}, \quad (10)$$

przy czym, jeśli $D_{Am} > D$ to $Y = 1$, $D_{Am} < D$ to $Y =$ wartość obliczona;

Koszt wyposażenia maszyn w perspektywie czasu uzyskano w następujący sposób:

$$C = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D, \quad (11)$$

gdzie c_n – koszt zakupu n -tej maszyny [tys. zł] (w przypadku maszyn będących środkiem trwałym przedsiębiorstwa należy uwzględnić koszty amortyzacji zgodnie z przyjętą metodą liniową lub regresywną), ff_n – szacowany czas bezawaryjnej pracy każdej maszyny [h] (w przypadku braku danych należy przyjąć przewidywany czas żywotności maszyny), D – całkowity czas trwania analizowanego etapu [h]. Model umożliwia dokonanie analizy parametrycznej miernika C oraz miernika odpowiadającego procesowi AM czyli C_{Am} , zgodnie z założeniami:

$$X := \frac{C}{CAm}, \quad (12)$$

przy czym, jeśli $CAm > D$ to $X = 1$, $CAm < D$ to $X =$ **wartość obliczona**;

W celu obliczenia strat materiałowych powstających podczas procesu produkcyjnego przyjęto:

$$L = (lm_1cm_1 + \dots + lm_tcm_t), \quad (13)$$

gdzie lmt – straty na i -tym materiale w procesie na analizowanym etapie [% na 1 t], cmt – koszt zakupu i -tego materiału [tys. zł za 1 t]. Model umożliwia dokonanie analizy parametrycznej miernika L oraz miernika odpowiadającemu procesowi AM czyli LAm , zgodnie z założeniami:

$$Z := \frac{L}{LAm}, \quad (14)$$

przy czym, jeśli $LAm > L$ to $Z = 1$, $LAm < L$ to $Z =$ **wartość obliczona**;

Do wyliczenia jednostkowego kosztu wynagrodzenia za godzinę pracy przyjęto:

$$U = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160}, \quad (15)$$

gdzie sc – koszty wynagrodzenia i -tego pracownika w procesie na analizowanym etapie [tys. zł miesięcznie]. Na potrzeby analizy przyjęto średni miesięczny czas pracy pracownika etatowego (średnio 160 godzin miesięcznie). Model umożliwia dokonanie analizy parametrycznej miernika U oraz miernika odpowiadającemu procesowi AM czyli UAm , zgodnie z założeniami:

$$R := \frac{U}{UAm}, \quad (16)$$

przy czym, jeśli $UAm > U$ to $R = 1$, $UAm < U$ to $R =$ **wartość obliczona**;

Obliczone parametry sprowadzane są do wzoru:

$$WYNIK := XZYR, \quad (17)$$

W zależności od otrzymanego wyniku generowany jest jeden z trzech scenariuszy:

1) Scenariusz nr 1. ($WYNIK > 4$) – wdrożenie AM jest optymalne – na podstawie analizy można wnioskować, że wdrożenie technologii AM może okazać się potencjalnie efektywne, biorąc pod uwagę przyjęte do analizy obszary uwzględniające aspekt ekonomiczny, wykorzystanie zasobów, czas trwania procesu, etapowość procesu w stosunku do analizowanego procesu lub jego fragmentu.

2) Scenariusz nr 2. ($WYNIK \in (1,4 >)$) – konieczna jest większa liczba badań – w tym scenariuszu nie można powiedzieć, czy wdrożenie technologii AM będzie skuteczne, jednocześnie nie można stwierdzić, czy pozostanie przy obecnej technologii będzie skuteczniejsze niż wdrożenie nowego

procesu produkcyjnego. Zaleca się pogłębienie badań, wykonanie analizy parametrami innej technologii wytwarzania lub rozszerzenie analizy o inne parametry wpływające bezpośrednio i pośrednio na efektywność procesów produkcyjnych.

3) Scenariusz nr 3. (*WYNIK* = 1) - Obecna technologia jest optymalna – analiza porównawcza parametrów procesu stosowanego przez przedsiębiorstwo i procesu AM pokazuje, że obecnie stosowana technologia jest optymalna pod względem efektywności procesu produkcyjnego, analizowanego w przyjętych obszarach. W tym scenariuszu nie zaleca się przechodzenia na technologię AM.

Na podstawie dokumentacji techniczno-ruchowej (DTR) przyjęto, że w procesie DMLS prowadzonym na maszynie EOS M 290 można wykorzystać materiały, których średnia cena za tonę wynosi 640 tys. PLN (przy kursie dolara 1\$=3,755 PLN - NBP, luty 2021 r., obecnie kurs dolara 1\$=4,149 PLN - NBP, maj 2023 r., w założeniach pominięto materiały: kobalt-chrom, tytan) [EOS of North America, Inc. Material Pricing]. Na podstawie dokumentacji technicznej, analizy literatury i doświadczeń przemysłu, przyjęto założenie, że parametr DAm, czyli średni czas procesu produkcyjnego, będzie odnosił się do czasu potrzebnego do wytworzenia wyrobu o geometrii zbliżonej do sześcianu o wymiarach 50x50x50 [mm], przyjmując DAm=14 godzin. Założenia oparto na wyrobie zaprezentowanym w **załączniku nr 5**. Na podstawie dokumentacji technicznej maszyny EOS M 290 wyodrębniono dane, które posłużyły do oszacowania średniego czasu procesu produkcyjnego: średnica zogniskowanego promienia laserowego wynosi ok. 0,1 [mm], prędkość przesuwu przy nanoszeniu warstw wynosi ok. 40-500 [mm/s], minimalna grubość warstwy to 0,02 [mm], a maksymalna grubość warstwy to 0,08 [mm]. Ustalono, że w czasie wytworzenia zostanie uwzględniona tolerancja ok. 2 godzin, czasu potrzebnego na przygotowanie projektu, konwersję modelu na STL i SLI oraz post-processing.

W celu weryfikacji przyjętych założeń, podjęto próbę wytworzenia wyrobu (załącznik nr 5) na maszynie EOS M 290 w warunkach laboratoryjnych. Model STL został poddany konwersji na SLI oraz dokonano ustalenia lokalizacji wyrobu i podpór na platformie. Oszacowania czasu dokonano w dwóch wariantach uwzględniających ułożenie wyrobu względem platformy. W pierwszym wariantcie dokonano prostopadłego ułożenia wyrobu względem platformy, dla którego czas wytworzenia został oszacowany na 10 godzin i 37 minut (**załącznik nr 6. widok prostopadłego ułożenia wyrobu**). W drugim wariantcie ułożenie wyrobu pod kątem ok. 45 stopni, czas wytworzenia został oszacowany na 11 godzin i 39 minut (**załącznik nr 7. widok ułożenia wyrobu pod kątem względem platformy roboczej**). Wyniki analizy wykonanej w laboratorium potwierdziły przyjętą wartość czasu potrzebnego na wytworzenie wyrobu, który został ustalony na poziomie 14 godzin (DAm=12 + 2 godziny czynności pomocnicze).

Pozostałe parametry to:

- c - koszt zakupu maszyny EOS M 290, ok. 2000 tys. PLN [Next Manufacturing; Maxey, 2014; Dietrich, Kenworthy, Cudney, 2019; Ziev, Rasouli, Noelly-Tano, Wu, i in., 2022]
- n – liczba maszyn biorących udział w procesie na analizowanym etapie [szt.] = 1.
- s - liczba etapów procesu wytwórczego = 1 (zakłada się wyprodukowanie wyrobu bez obróbki poprodukcyjnej, zakłada się pominięcie procesu projektowania i konwersji projektu na STL, SLI).
- t - liczba rodzajów materiałów użytych w procesie na analizowanym etapie [szt.] = 16 (w analizie pominięto materiały: kobalt-chrom, tytan. Przyjęto, że w jednym etapie można zastosować jeden rodzaj proszku) [EOS of North America, Inc. Material Pricing; Next Manufacturing].
- lm - straty na i-tym materiale w procesie na analizowanym etapie [% odniesiony do 1 t] = ok. 5% do 10% [Next Manufacturing; Dietrich, Kenworthy, Cudney, 2019; Ziev, Rasouli, Noelly-Tano, Wu, i in., 2022] (dla uproszczenia pominięto odpady wygenerowane przez zastosowanie podpór – w przypadku zastosowania supportu odpady materiałowe mogą osiągnąć ok. 20%)
- e - liczba pracowników biorących udział w procesie na analizowanym etapie = max. 2 pracowników.
- sc – koszty wynagrodzenia i-tego pracownika w procesie na analizowanym etapie (brutto) [tys. zł miesięcznie] = 6 (średnie zarobki operatora precyzyjnych maszyn produkcyjnych według danych z internetowych baz ofert pracy w 2021 roku).
- ff - szacunkowy czas bezawaryjnej pracy każdej maszyny [h] - brak danych w DTR, przyjęto 100 000 godzin – żywotność maszyny określa się na ok. 7-11 lat [Dietrich, Kenworthy, Cudney, 2019; Ziev, Rasouli, Noelly-Tano, Wu, i in., 2022].

Na podstawie przyjętych parametrów uzyskano wartości $DAm=14$; $CAm=0,28$; $LAm=32$; $UAm=0,8$.

W modelu oceny efektywności implementacji technologii AM w perspektywie zakłóceń produkcyjnych (rysunek 6.4.3.) przyjęto trzy obszary analizy: dostawy materiałowe (1), rotacja pracowników (2), koszty energii elektrycznej (3) [Patalas-Maliszewska, Topczak, 2023; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023]. Model umożliwia dokonanie analizy parametrów zakłóceń po wygenerowaniu przez pierwszy model sieci Petriego (rysunek 6.4.1.) rekomendacji „potrzeba więcej badań”. W celu opracowania modelu decyzyjnego wspomagającego wdrażanie technologii AM w sytuacjach kryzysowych obliczenia i analiza parametryczna wykonywane są w zdefiniowanych trzech obszarach:

Założenie do analizy opóźnień w dostawie materiałów i/lub półproduktów lub braku możliwości odbioru materiałów i/lub półproduktów:

$$S = \left(\frac{ss+sp}{ss+sn+snp} + \frac{st+sy}{st+stn+stp} \right), \quad (18)$$

gdzie S - poziom zaopatrzenia na materiały, ss - dostawy materiałów wykonane w badanym okresie, sp - dostawy półproduktów zrealizowane w badanym okresie, sn - dostawy materiałów niezrealizowane w badanym okresie, snp - dostawy półproduktów niezrealizowane w analizowanym okresie, st - opóźnione dostawy materiałów w rozpatrywanym okresie (należy uwzględnić opóźnienia powyżej 30 dni), sy - dostawy opóźnione lub półprodukty w rozpatrywanym okresie (należy uwzględnić opóźnienia powyżej 30 dni), stn - terminowe dostawy w badanym roku (dostawy zrealizowane w ciągu 30 dni od daty planowanej dostawy powinny być przyjęte jako dostawy terminowe), stp - dostawy opóźnione półproduktów w rozpatrywanym okresie (należy uwzględnić opóźnienia powyżej 30 dni) [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Przyjmuje się, że jeżeli wynik analizy $S < 1,2$ to przypisywana jest wartość 0,25 i wyświetlany jest komunikat POZIOM ZAKŁÓCENÍ ZNACZĄCY, natomiast jeżeli $S > 1,2$ to przypisywana jest wartość 0. Poziom wartości przyjęto zgodnie z zasadą Pareto [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Założenie do analizy dużej rotacji pracowników:

$$A = \left(\frac{a+b+c}{nw} \right) \times 100\%, \quad (19)$$

gdzie A - poziom rezygnacji z pracy, a - liczba pracowników, którzy zrezygnowali z pracy w ciągu trzech miesięcy lub mniej niż zatrudnienie w ramach analizowanego procesu produkcyjnego, b - liczba pracowników, którzy zrezygnowali z pracy na dłużej niż trzy miesiące od zatrudnienia, ale mniej niż rok w ramach analizowanego procesu produkcyjnego, c - liczba pracowników, którzy zrezygnowali z pracy w okresie dłuższym niż rok zatrudnienia w ramach analizowanego procesu produkcyjnego, nw - liczba pracowników w ramach analizowanego procesu produkcyjnego [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Przyjmuje się, że jeżeli wynik analizy $A > 20\%$ to przypisywana jest wartość 0,25 i wyświetlany jest komunikat: ZNACZĄCY POZIOM ZAKŁÓCENÍ, natomiast jeżeli $A < 20\%$ to przypisywana jest wartość 0. Poziom wartości przyjęto zgodnie z zasadą Pareto [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Założenie do analizy rosnących kosztów zużycia energii:

$$E = \left(\frac{e_n}{e_{n-1}} \right) \times 100\%, \quad (20)$$

gdzie E – koszty energii, e_n – aktualne koszty 1 [MWh] w ramach analizowanego procesu, e_{n-1} – koszty 1 [MWh] w ramach analizowanego procesu produkcyjnego, dane z poprzedniego roku [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Przyjmuje się, że jeżeli wynik analizy $E > 190\%$ to przypisywana jest wartość 0,25 i wyświetlany jest komunikat: POZIOM ISTOTNYCH ZAKŁÓCEŃ, natomiast jeżeli $E < 190\%$ to przypisywana jest wartość 0. Wartość wskaźnika przyjęto na podstawie analizy wzrostu cen netto za 1 [MWh] wśród taryfy cenowej energii elektrycznej dla małych i średnich przedsiębiorstw w Polsce w latach 2020-2022. Na podstawie dostępnych danych zarejestrowano wzrost o ok. 90% [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Model generuje wynik zakłócenia = $S + E + A$, (21)

Poprzez analizę zakłada się trzy możliwe przypadki, w których wpływ zakłóceń przyjmuje następujące wartości:

- 1) Optymalny wynik zakłócenia w przedziale od 0 do 0,25. Rekomendacją w tym przypadku są: testy i analizy.
- 2) Wynik w przedziale od 0,25 do 0,5 – potrzeba więcej analiz – dokonywana jest dodatkowa analiza: (1) możliwość zastosowania innego materiału (tak = 0,3; nie = 0), (2) redukcja zatrudnienia (tak = 0,3; nie = 0), (3) obniżenie kosztów zużycia energii (tak = 0,3; nie = 0). Otrzymane wyniki są sumowane. Jeżeli wynik = 0, zakłada się, że efekt interferencji jest optymalny. Jeżeli wynik mieści się w przedziale od 0,3 do 0,9, zakłada się konieczność wprowadzenia zmian/dywersyfikacji produkcji. Zaleceniem w tym przypadku jest: analiza innej technologii.
- 3) Wynik w przedziale od 0,5 do 0,75 – więcej badań w innych obszarach – wynik wskazuje na znaczący wpływ zakłóceń, przy czym wynik analizy zakłóceń plasuje się w przedziale od 1,0 do 1,25. Zaleceniem w tym przypadku jest wykonanie badań w innych obszarach wpływających potencjalnie na proces produkcyjny [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

6.6. Podsumowanie i wnioski

Istnieje wiele metod umożliwiających modelowanie wiedzy o przedsiębiorstwach produkcyjnych, analizę procesów wytwórczych, ocenę efektywności zastosowania projektowanych rozwiązań w obszarze stosowanych technologii. Brakuje podejścia opartego na doświadczeniach przedsiębiorstw produkcyjnych i wynikach analizy literatury w obszarze technologii wytwarzania przyrostowego. Proponowane rozwiązania oparte są o sieci Petriego i algorytm analizy prawdopodobieństwa z wykorzystaniem sieci Bayesa. Technologie AM są kosztowne na etapie inwestycyjnym, wątpliwym jest również czas produkcji i koszty materiałowe. Decyzja o wdrożeniu

technologii AM powinna zostać oparta o analizę obszarów wskazywanych przez przedsiębiorstwa produkcyjne, które determinują możliwość wdrożenia AM do produkcji. Przedsiębiorstwa poddane badaniom ankietowym w 2019 r. wskazywały, że są zainteresowane wdrożeniem technologii laserowych i DMLS, podkreślając, że decyzję o wdrożeniu opierają na chęci redukcji kosztów produkcyjnych, optymalizacji wykorzystania materiałów, czasu produkcji i zaangażowania zasobów ludzkich. Wykorzystanie sieci Bayesa w analizie zapotrzebowania na technologie AM umożliwia analizę prawdopodobieństwa na podstawie wyników badań ankietowych oraz wyników analizy literatury. Przyjęte i powiązane logicznie węzły sieci Bayesa umożliwiają predykcję szans implementacyjnych i określenie zapotrzebowania na technologie AM przy uwzględnieniu rzeczywistych czynników analizowanego procesu produkcyjnego. W celu oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji zaprojektowano model oparty na sieciach Petriego umożliwiający dokonanie analizy parametrycznej w obszarach: (1) maszyny i urządzenia, (2) organizacja i etapowość procesu wytwórczego (3) wykorzystanie zasobów materiałowych i ludzkich, (4) koszty produkcyjne i czas produkcji. Dla ustalonych obszarów przyjęto algorytmy umożliwiające analizę parametryczną procesu produkcyjnego i procesu AM. Model umożliwia analizę i generowanie rekomendacji w obszarze implementacji AM. W dalszych badaniach analiza efektywności implementacji technologii AM może zostać poszerzona o analizę parametrów jakościowych wyrobu produkowanego konwencjonalną metodą oraz technologią AM.

7. WERYFIKACJA METODY W PRZEDSIĘBIORSTWIE PRODUKCYJNYM

Weryfikacji metody dokonano na przykładzie realnego przedsiębiorstwa produkcyjnego rozważającego wdrożenie technologii addytywnej do produkcji. Dane do analizy pozyskano z przedsiębiorstwa produkcyjnego działającego w branży metalowej, należącego do grupy przedsiębiorstw średnich. Przedsiębiorstwo powstało w 2006 roku i ma swoją siedzibę w Zachodniej Polsce. Przedsiębiorstwo przetwarza materiały w technologii laserowej i ploterowej. Przedsiębiorstwo zajmuje się wytwarzaniem małych serii produktów. Zakres usług obejmuje specjalistyczną obróbkę skrawaniem 3, 4 i 5 osiowym na tokarkach i frezarkach CNC oraz montaż produkowanych podzespołów. Przedsiębiorstwo oferuje swoim klientom bardzo szeroki zakres usług, w tym obróbkę skrawaniem CNC, spawanie TIG i MAG, cięcie laserem oraz obróbkę skrawaniem. Firma posiada takie maszyny jak tokarka Haas SL-20 LHE, tokarka STAR SB-20R typ E, pionowe centrum frezarskie Doosan VC 430 itp. Weryfikacja miała za zadanie uzyskanie odpowiedzi na postawione pytania badawcze w zakresie (1) zbudowanej metody opartej na sieci Bayesa w kontekście możliwości efektywnej oceny zapotrzebowania i predykcji skutków wdrożenia technologii AM (2) zbudowanych modeli sieci Petriego wspierających podejmowanie decyzji o wdrożeniu technologii AM oraz uzyskania rekomendacji w tym obszarze.

7.1. Założenia eksperymentów badawczych

Ekspertyzy przeprowadzono w dwóch etapach:

Etap I. Weryfikacja modelu sieci Bayesa oceny zapotrzebowania na technologię AM.

Ekspertyza I.1. Zbadanie relacji pomiędzy trendami opisywanymi w literaturze, potrzebami przedsiębiorstwa produkcyjnego w zakresie stosowania technologii AM oraz wpływu pandemii Covid-19 na poszukiwanie nowych rozwiązań wspierających funkcjonowanie przedsiębiorstw.

Celem eksperymentu jest zbadanie poziomu prawdopodobieństwa w węźle wynikowym P przy założeniu zbadania relacji wiedzy z literatury, potrzeb przedsiębiorstwa w zakresie stosowania technologii AM oraz poszukiwania nowych technologii wspierających wzrost automatyzacji i cyfryzacji procesów oraz redukcji udziału człowieka w produkcji (w odpowiedzi na pandemię Covid-19). Założono zbadanie możliwości implementacji AM w celu (1) prototypowania, (2) produkcji, (3) regeneracji i naprawy maszyn, w odniesieniu do podjęcia strategicznej decyzji o inwestycji w nową technologię, w kontekście dostępności do wiedzy. Założono, że wyznacznikiem dostępności do wiedzy będzie wskaźnik IF. Zakłada się, że wiedza reprezentowana przez alternatywę A (czyli dla $IF < 2$) jest najbardziej dostępna i powszechna, a wiedza reprezentowana przez alternatywę E (czyli dla $IF > 5$) najmniej powszechna i trudno dostępna. W nawiązaniu do zasady Pareto (20:80), założono że 20% wiedzy opartej na literaturze (sieć „IF”) wpływa na 80% danych przedstawiających praktyczne aspekty, tj. związane z technologią AM.

Stąd, dla wiedzy pozyskanej w wyniku ankietyzacji przedsiębiorstw przyjęto następujące wagi: sieć „AM” – 40%, a sieć „Covid-19” – 40%. Podczas eksperymentu I.1 symulowano występowanie określonych stanów w grupie węzłów P.9.2, P5 oraz IF, a obserwowane były zmiany w węźle wynikowym P. Zgodnie z założeniami, dla wyznaczenia prawdopodobieństwa Stanu1 (oznaczającego: TAK/zaleca się) zaproponowano równanie węzła wynikowego jak niżej:

$$P_{(P=State\ 1)} = \left(0,4 \times \frac{\sum_1^3 S_{9.2i} \times w_{9.2i}}{\sum_1^3 w_{9.2i}}\right) + 0,4 \times S_{P5} \times w_{P5} + 0,2 \times w_{IF_i} \quad (22)$$

gdzie $P_{(P=State\ 1)}$ - prawdopodobieństwo wystąpienia Stanu1 węzła „P”,

$S_{9.2i}$ - stan alternatywny w węzłach 9.2i (State 1/0), gdzie $i \in \{1, 2, 3; n \in N\}$,

$w_{9.2i}$ - waga przypisana do węzłów P9.2i, gdzie $i \in \{1, 2, 3; n \in N\}$,

S_{P5} - stan alternatywny w węźle P5 (State 1/0),

w_{P5} - waga przypisana do węzła P5,

w_{IF_i} - waga przypisana do alternatywy $i \in \{1, \dots, 5; n \in N\}$ dla węzła „IF” [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021].

Eksperyment I.2. Zbadanie wpływu technologii AM, którą jest zainteresowane przedsiębiorstwo produkcyjne, wpływu pandemii Covid-19 na poszukiwanie nowych rozwiązań wspierających funkcjonowanie przedsiębiorstw w stosunku do wiedzy zawartej w literaturze.

Celem eksperymentu jest zbadanie poziomu prawdopodobieństwa w węźle wynikowym P przy założeniu zbadania relacji pomiędzy wiedzą z literatury, technologią AM, którą jest zainteresowane przedsiębiorstwo oraz chęcią poszukiwania przez przedsiębiorstwa produkcyjne nowych technologii wspierających wzrost automatyzacji i cyfryzacji procesów oraz redukcji udziału człowieka w produkcji (w odpowiedzi na pandemię Covid-19). Założono zbadanie możliwości implementacji AM dla technologii (1) EBM, (2) DMLS, (3) spawania w kontekście dostępności wiedzy. Tak jak w eksperymencie I.1 przyjęto, że wyznacznikiem dostępności wiedzy będzie wskaźnik IF. Dobrano założenie, że 20% wiedzy opartej na literaturze (sieć „IF”) wpływa na 80% wyników związanych z technologią AM (sieć „AM” 40% i sieć „Covid” 40%). Podczas eksperymentu I.2 obserwacje były dokonywane w grupie węzłów P.10.1, P5 oraz IF, a obserwowane były zmiany w węźle wynikowym P. Zgodnie z przyjętymi założeniami dla węzła wynikowego w celu wyznaczenia $P(P)= State1$ opracowano równanie:

$$P_{(P=State\ 1)} = \left(0,4 \times \frac{\sum_1^3 S_{10.1i} \times w_{10.1i}}{\sum_1^3 w_{10.1i}}\right) + 0,4 \times S_{P5} \times w_{P5} + 0,2 \times w_{IF_i}, \quad (23)$$

gdzie $P_{(P=State\ 1)}$ – prawdopodobieństwo wystąpienia Stanu1 węzła „P”,

$S_{10.1i}$ – stan alternatywny w węzłach 10.1i (State 1/0), gdzie $i \in \{1, 2, 3; n \in \mathbb{N}\}$,

$W_{10.1i}$ – waga przypisana do węzłów 10.1i, gdzie $i \in \{1, 2, 3; n \in \mathbb{N}\}$,

S_{P5} - stan alternatywny w węźle P5 (State 1/0),

w_{P5} - waga przypisana do węzła P5,

W_{IFi} – waga przypisana do alternatywy $i \in \{1, \dots, 5; n \in \mathbb{N}\}$, dla węzła “IF” [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021].

Etap II. Weryfikacja modeli sieci Petriego oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji

Eksperyment II.1. Ocena efektywności implementacji AM poprzez analizę parametryczną procesu prowadzonego przez przedsiębiorstwo w stosunku do procesu AM

Modele wraz założeniami wykorzystane w eksperymentach II.1-2. zostały opublikowane w artykułach [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

Celem eksperymentu jest dokonanie analizy parametrycznej procesu aktualnie prowadzonego przez badane przedsiębiorstwo produkcyjne z parametrami procesu DMLS prowadzonego na maszynie EOS M 290. Obliczenia algorytmiczne dokonywane są w ramach modelu (rysunek 6.4.1.) zgodnie z założeniami dla tranzycji i miejsc modelu:

- tranzycja t15 odpowiada stanu, gdzie $X \leq X_{Am}$;
- tranzycja t16 odpowiada stanu, gdzie $X > X_{Am}$;
- tranzycja t17 odpowiada stanu, gdzie $Z \leq Z_{Am}$;
- tranzycja t18 odpowiada stanu, gdzie $Z > Z_{Am}$;
- tranzycja t19 odpowiada stanu, gdzie $U \leq U_{Am}$;
- tranzycja t20 odpowiada stanu, gdzie $U > U_{Am}$;
- tranzycja t21 odpowiada stanu, gdzie $Y \leq Y_{Am}$;
- tranzycja t22 odpowiada stanu, gdzie $Y > Y_{Am}$;
- tranzycja t31 odpowiada stanu, gdzie $\frac{Y}{Y_{Am}} \geq 0.5$;
- tranzycja t32 odpowiada stanu, gdzie $\frac{Y}{Y_{Am}} < 0.5$;
- tranzycja t36 odpowiada stanu, gdzie $WYNIK > 4$;
- tranzycja t40 odpowiada stanu, gdzie $WYNIK \in (1,4 >$;
- tranzycja t43 odpowiada stanu, gdzie $WYNIK = 1$;
- miejsce p1 odpowiada zadaniu, które polega na wprowadzaniu danych;
- miejsce p2 odpowiada zadaniu, które polega na pobraniu danych;
- miejsce p3 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $c := \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n}\right)D$;

- miejsce p4 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $L := lm_1cm_1 + \dots + lm_tcm_t$;
- miejsce p5 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $U := \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160}$;
- miejsce p6 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $D := T + pd + upd$;
- miejsca p11-p14 odpowiadają zadaniom, które polegają na imporcie parametrów $C_{Am}, U_{Am}, L_{Am}, D_{Am}$;
- miejsca p19, p21, 23, p25 odpowiadają zadaniom, które polegają na przypisaniu wartości 1 parametrom X, Z, Y, R ;
- miejsce p20 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $X := \frac{C}{C_{Am}}$;
- miejsce p22 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $Z := \frac{L}{L_{Am}}$;
- miejsce p24 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $R := \frac{U}{U_{Am}}$;
- miejsce p26 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $Y := \frac{D}{D_{Am}}$;
- miejsca p27-p29 odpowiadają zadaniom polegającym na kontroli poziomu kosztów maszyn, kosztów zatrudnienia i strat materiałowych (punkty kontrolne);
- miejsce p36 odpowiada zadaniu, które polega na dokonaniu obliczeń: $WYNIK := XZYR$;
- miejsce p38 odpowiada zadaniu, które polega na wyświetleniu komunikatu: implementacja AM jest optymalna;
- miejsce p41 odpowiada zadaniu, które polega na wyświetleniu komunikatu: potrzeba więcej badań;
- miejsce p45 odpowiada zadaniu, które polega na wyświetleniu komunikatu: obecna technologia jest optymalna.

Przedsiębiorstwo produkcyjne wprowadza do modelu parametry procesu produkcyjnego. Na podstawie przyjętych algorytmów dokonywana jest analiza parametryczna względem parametru procesu AM. Na podstawie wyników analizy parametrycznej model generuje jedną z rekomendacji w obszarze implementacji technologii AM [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022].

Eksperyment II.2. Ocena efektywności implementacji AM w scenariuszu „potrzeba więcej badań”.

Celem eksperymentu jest dokonanie pogłębionej analizy w obszarze zakłóceń wpływających na proces produkcyjny, w ramach rekomendacji „potrzeba więcej badań” – scenariusz wygenerowany na drodze analizy modelu z rysunku 6.4.1. Obliczenia algorytmiczne dokonywane są w ramach modelu (rysunek 6.4.3.) zgodnie z założeniami dla miejsc i tranzykcji modelu:

- tranzycja t2 odpowiada stanu, gdzie $WYNIK = 1$;
- tranzycja t5 odpowiada stanu, gdzie $WYNIK \in (1,4 >$;
- tranzycja t11 odpowiada stanu, gdzie $A < 20\%$;
- tranzycja t12 odpowiada stanu, gdzie $A > 20\%$;
- tranzycje t16, t24, t32 odpowiadają stanom, w którym wyświetlany jest komunikat;

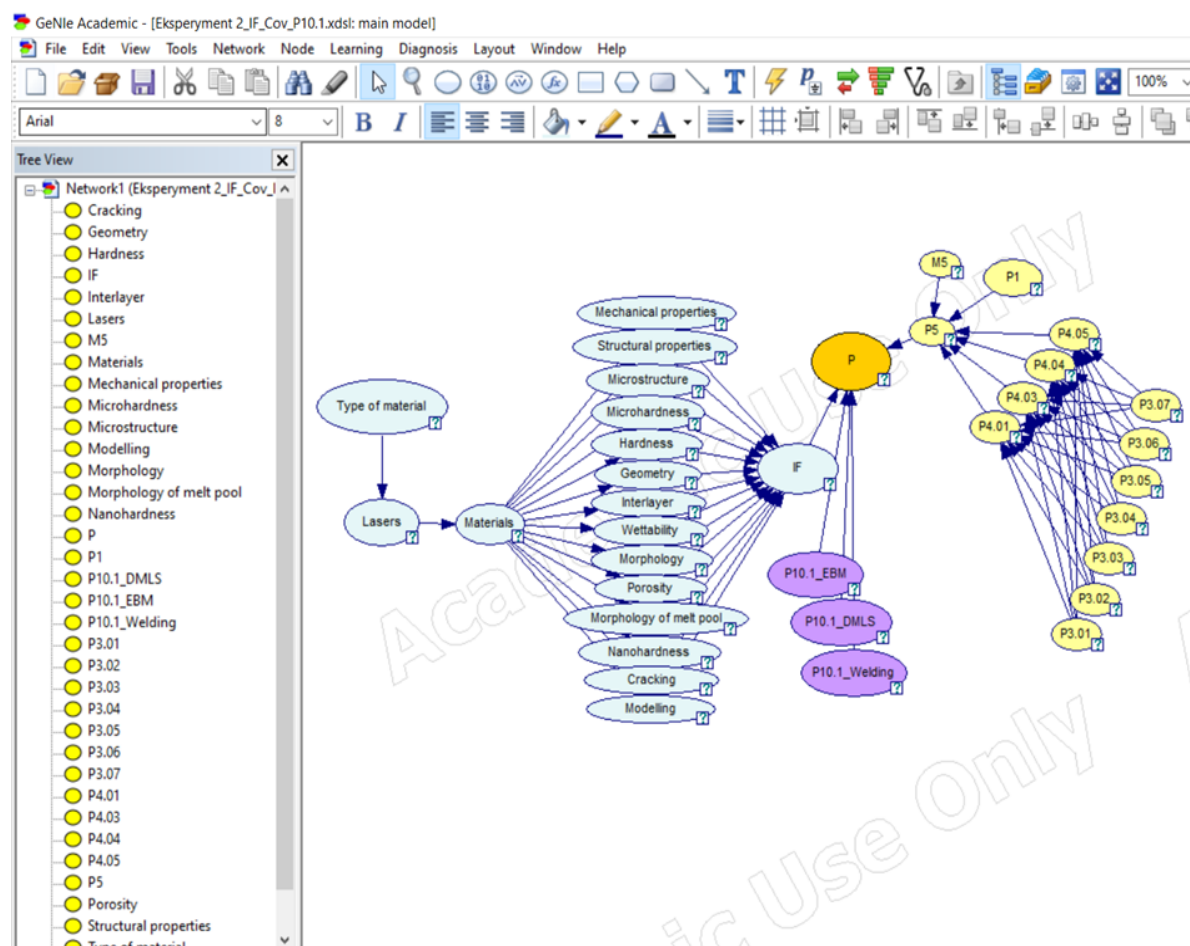
- tranzycja t19 odpowiada stanu, gdzie $S < 1,2$;
- tranzycja t20 odpowiada stanu, gdzie $S > 1,2$;
- tranzycja t27 odpowiada stanu, gdzie $E < 190\%$;
- tranzycja t28 odpowiada stanu, gdzie $E > 190\%$;
- tranzycja t35 odpowiada stanu, gdzie *wynik zakłóceń* $> 0,5$;
- tranzycja t36 odpowiada stanu, gdzie *wynik zakłóceń* $< 0,25$;
- tranzycja t39 odpowiada stanu, gdzie *analiza zakłóceń* $\in (0, 0.25 >$;
- tranzycja t40 odpowiada stanu, gdzie *analiza zakłóceń* $\in (0.3, 0.9 >$;
- tranzycja t43 odpowiada stanu, gdzie *wynik zakłóceń* $\in (0.25, 0.5 >$;
- tranzycje t48,t50 odpowiadają decyzji: TAK
- tranzycje t49,t51 odpowiadają decyzji: NIE
- miejsce p2 odpowiada zadaniu, w którym dokonywane są obliczenia: $WYNIK = XZYR$;
- miejsce p3 odpowiada zadaniu, w którym wyświetlany jest komunikat: obecnie stosowana technologia jest optymalna;
- miejsce p5 odpowiada zadaniu, w którym wyświetlany jest komunikat: potrzeba więcej badań;
- miejsce p11 odpowiada zadaniu, w którym dokonywana jest analiza zakłóceń – dostawy materiałowe;
- miejsce p20 odpowiada zadaniu, w którym dokonywana jest analiza zakłóceń – wysoki poziom rotacji pracowników;
- miejsce p29 odpowiada zadaniu, w którym dokonywana jest analiza zakłóceń – znaczne koszty zużycia energii;
- miejsca p13, p22, p31,p53,p55,p57, odpowiada zadaniom, w którym przyjmowana jest wartość 0;
- miejsca p14, p23, p32 odpowiadają zadaniom, w którym przyjmowana jest wartość 0,25;
- miejsca p52, p54, p56 odpowiadają zadaniom, w którym przyjmowana jest wartość 0,3;
- miejsce p61 odpowiada zadaniu w którym dodawane są wszystkie wyniki analiz;
- miejsca p18, p27, p36 odpowiadają zadaniom, w którym wyświetlany jest komunikat: znaczący poziom zakłóceń;
- miejsce p38 odpowiada zadaniu, w którym dokonywane są obliczenia:
 $WYNIK = S + E + A$;
- miejsce p39 odpowiada zadaniu, w którym wyświetlany jest komunikat: optymalna technologia;
- miejsce p41 odpowiada zadaniu, w którym dokonywane są obliczenia:
 $WYNIK + analiza zakłóceń$;
- miejsce p42 odpowiada zadaniu, w którym wyświetlana jest rekomendacja: testy i analizy;

- miejsce p43 odpowiada zadaniu, w którym wyświetlana jest rekomendacja: analiza innej technologii.

Przedsiębiorstwo produkcyjne wprowadza do modelu parametry odpowiadające analizowanym obszarów: (1) dostawy materiałowe, (2) rotacje pracowników, (3) koszty energii elektrycznej. Na podstawie przyjętych algorytmów dokonywana jest analiza parametryczna względem przyjętych wartości granicznych stanów. Model przewiduje wykonanie dodatkowej analizy w obszarze możliwości redukcji zakłóceń występujących w analizowanych obszarach. Na podstawie wyników analiz model generuje jedną z rekomendacji w obszarze implementacji technologii AM [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

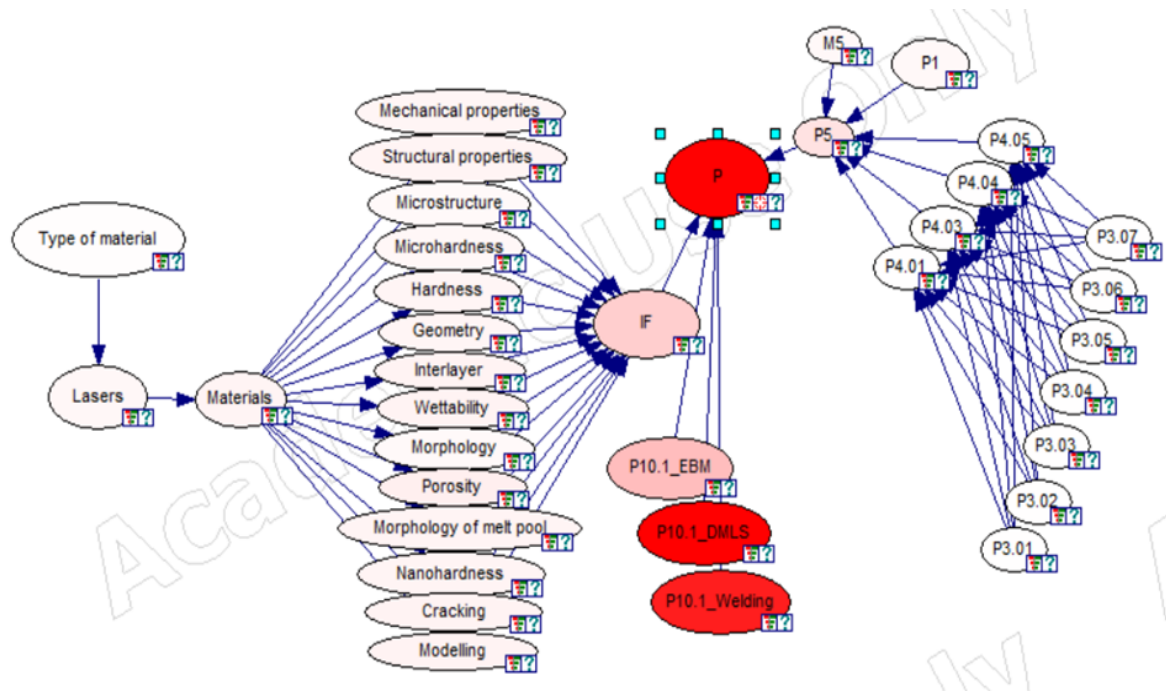
7.2. Prace eksperymentalne

Etap I badań polegał na weryfikacji modelu sieci Bayesa oceny zapotrzebowania na technologię AM w programie GeNIe Academic. Program posłużył do zaprojektowania modelu sieci Bayesa, umożliwiając jednocześnie przeprowadzenie analiz i testów funkcjonalnych.



Rysunek 7.2.1. Obraz modelu sieci Bayesa z eksperymentu I.2. z uwzględnieniem funkcjonalności GeNIe (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

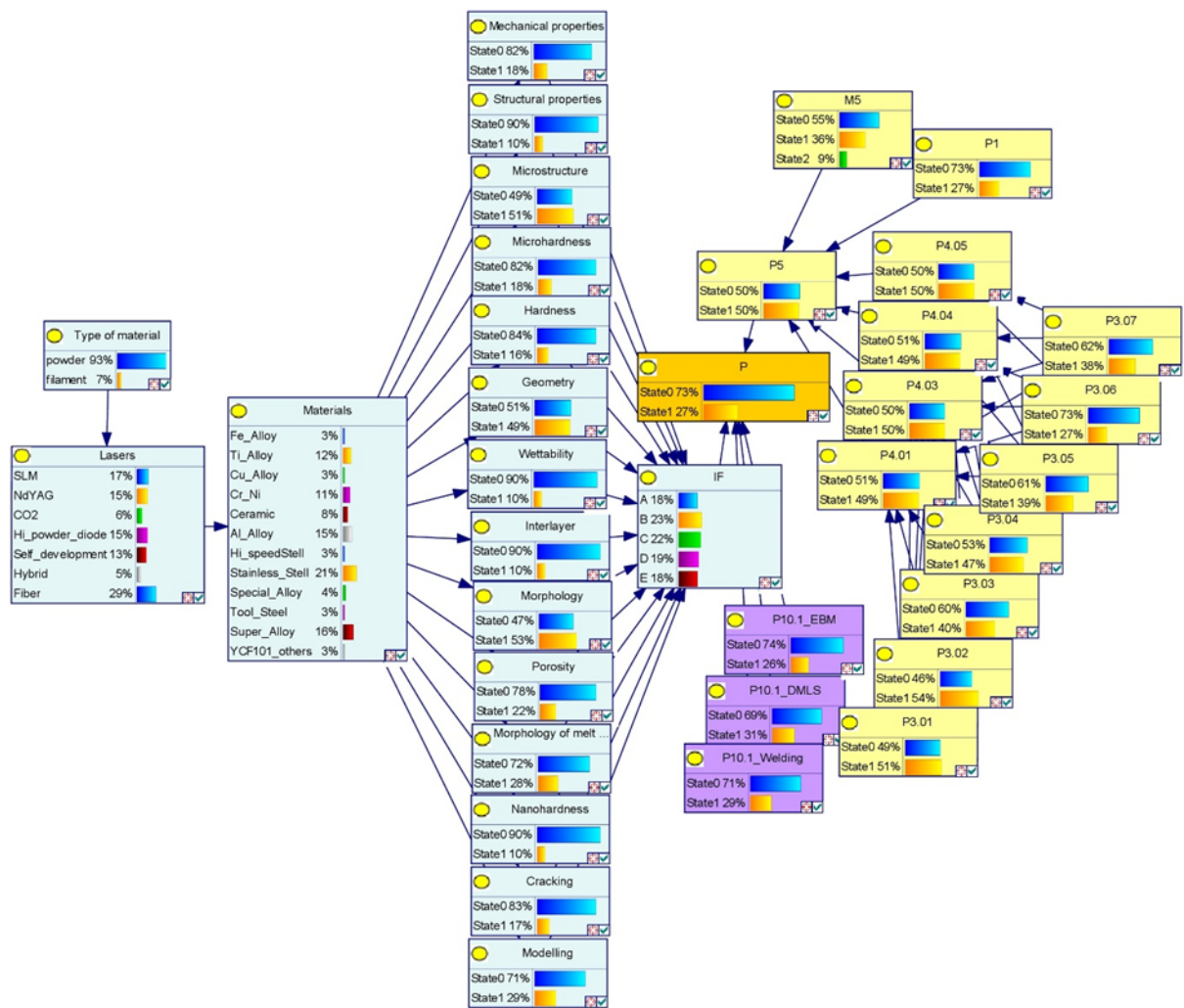
Analiza wrażliwości (ang. sensitivity analysis) to narzędzie umożliwiające efektywną walidację parametrów prawdopodobieństwa sieci Bayesa [Castillo, Gutierrez, Hadii, 1997]. Walidacja parametrów odbywa się poprzez badanie wpływu niewielkich zmian parametrów numerycznych modelu na parametry wyjściowe. Parametry o wysokiej czułości w większym stopniu wpływają na wyniki wnioskowania. Ich identyfikacja pozwala na kierunkowe rozmieszczenie obszarów analitycznych w celu uzyskania dokładnych wyników modelu sieci Bayesa.



Rysunek 7.2.2. Graficzna reprezentacja analizy wrażliwości w GeNie dla eksperymentu I.2. (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

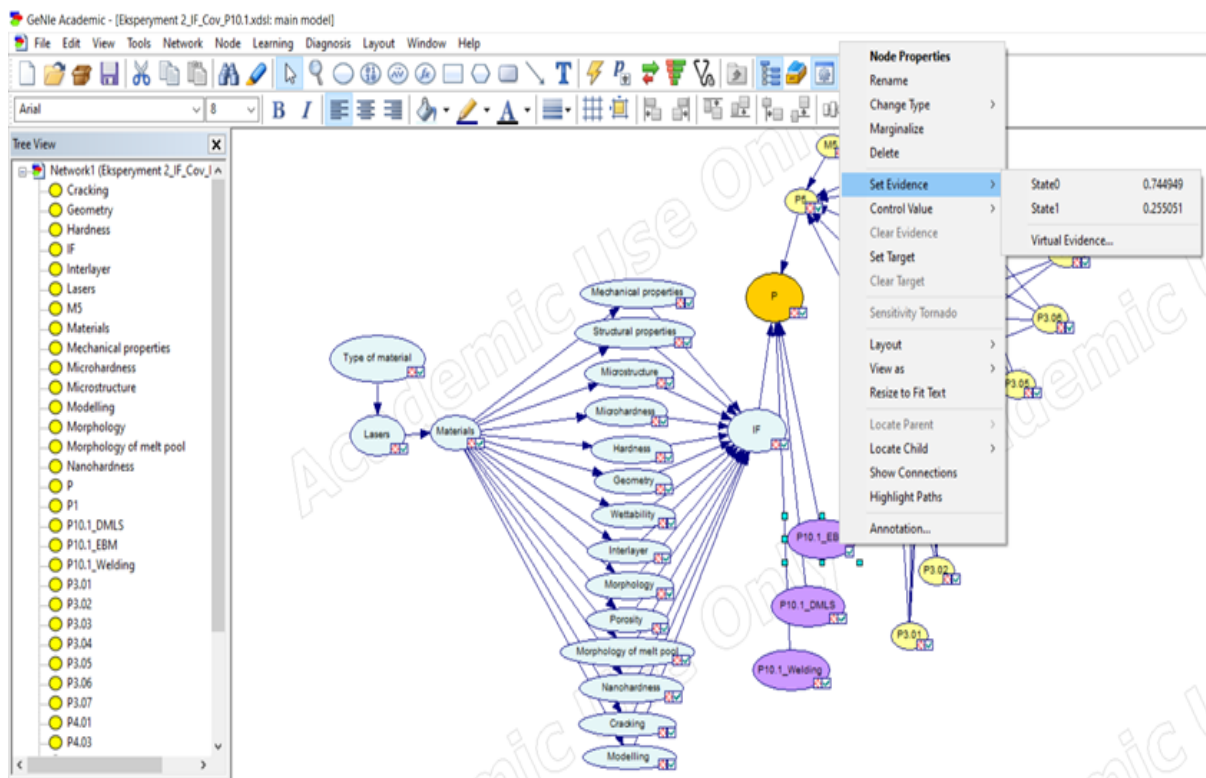
Program GeNie implementuje algorytm zaproponowany przez Kjaerulffa i van der Gaaga który przeprowadza prostą analizę wrażliwości. Uwzględniając zestaw węzłów docelowych, algorytm oblicza pełny zestaw pochodnych rozkładów prawdopodobieństwa „a posteriori” w węzłach docelowych dla każdego z parametrów numerycznych sieci Bayesa [Kjaerulff, van der Gaag, 1999].

Program GeNie umożliwia wyświetlanie węzłów w formie tabel z wykresami słupkowymi (funkcja: „view nodes as” => „bar chart”). Ta forma prezentacji węzłów pozwala na bieżące kontrolowanie wyników stanu1 i stanu2 w poszczególnych węzłach przy dokonywaniu modyfikacji stanu w wybranych węzłach.



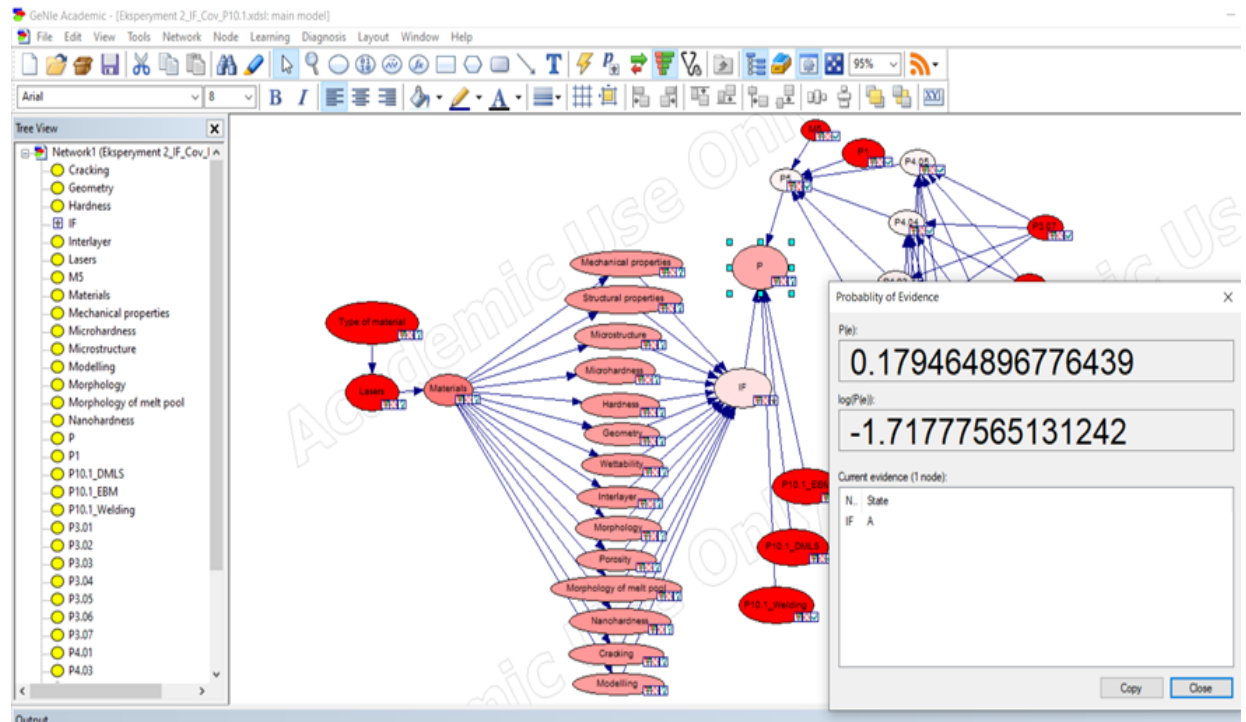
Rysunek 7.2.3. Prezentacja graficzna węzłów modelu sieci Bayesa w formie tabelarycznej z wykresami stanów dla eksperymentu I.2. (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

Eksperymenty były prowadzone poprzez deklarowanie celu i stanów w poszczególnych węzłach. Możliwe to było poprzez wykorzystanie funkcji ustalenia stanów i celów (funkcje „set evidence” i „set target”).



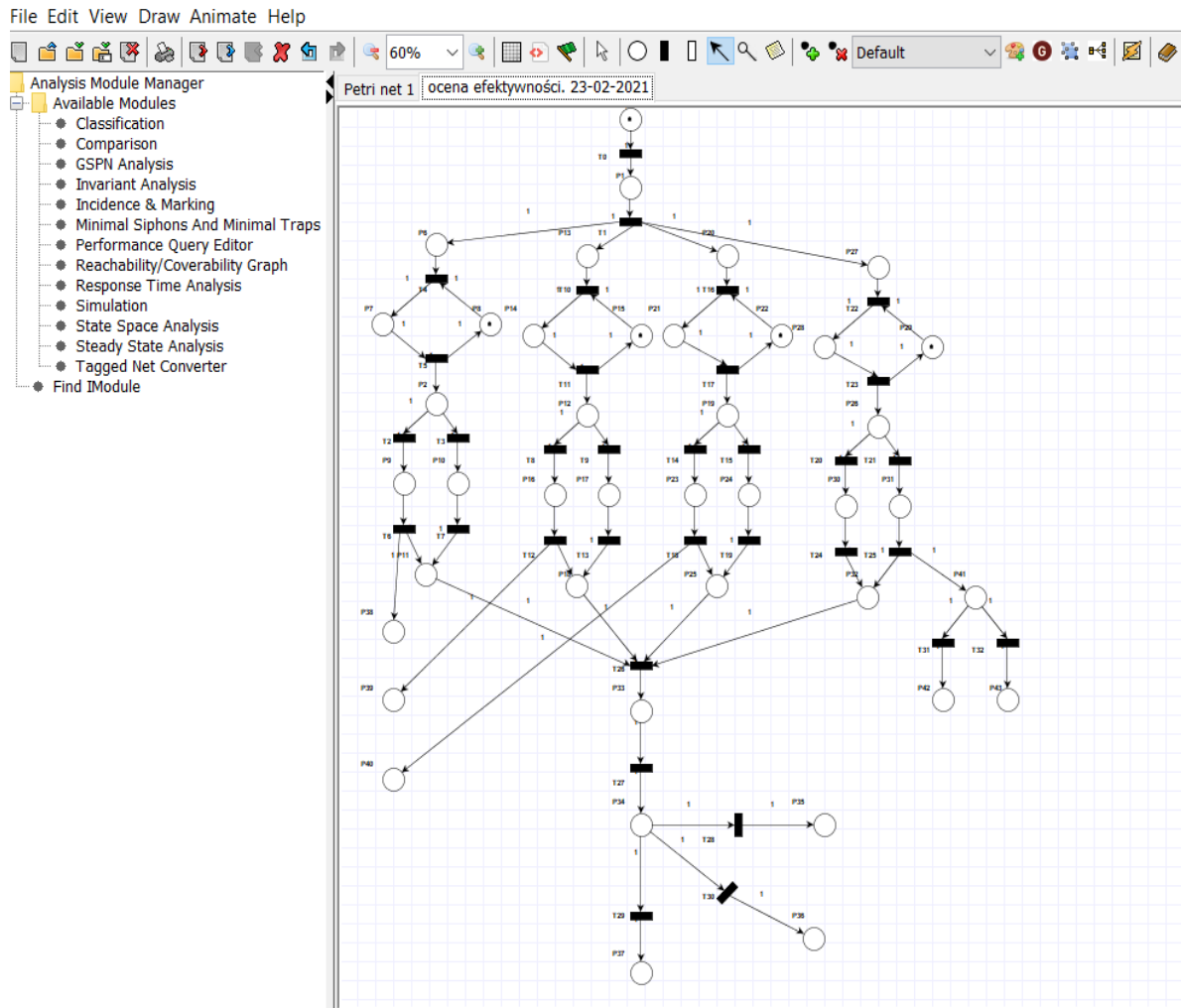
Rysunek 7.2.4. Funkcja „set evidence” i „set target” w programie GeNIe dla eksperymentu I.2. (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

Po określeniu poszczególnych stanów i celu, wynik prawdopodobieństwa, uwzględniając przyjęte założenia, można kontrolować wykorzystując funkcję obliczania prawdopodobieństwa (funkcja „calculate probability of evidence”).



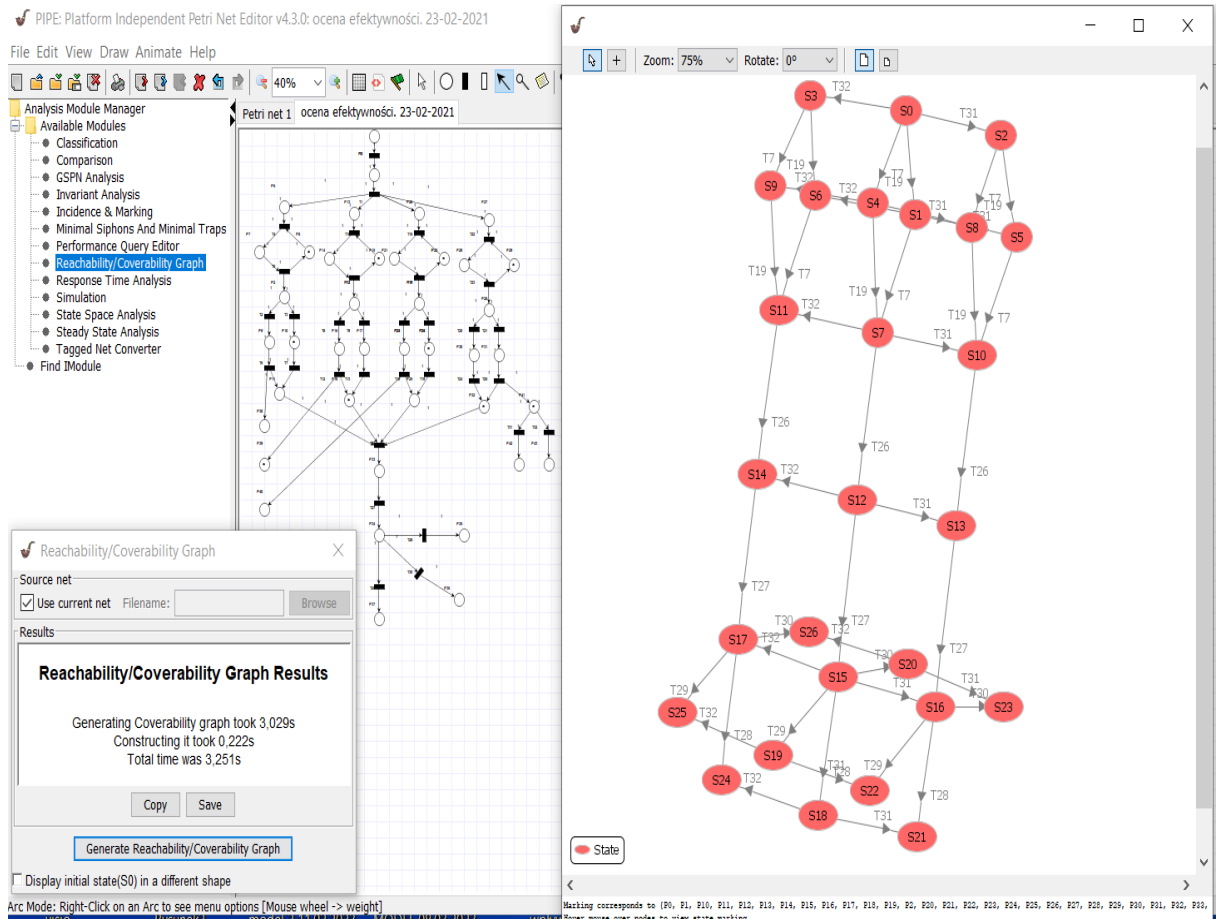
Rysunek 7.2.5. Funkcja „calculate probability of evidence” w programie GeNIe dla eksperymentu I.2. (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

Etap II polegał na weryfikacji modeli sieci Petriego oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji w programie PIPE v.4.3.0. Modele sieci Petriego projektowane były w PIPE. Modele (rysunki 6.4.1. i 6.4.3.) zostały przerysowane w programie Microsoft VISIO. PIPE to otwarte, niezależne od platformy narzędzie do tworzenia i analizowania sieci Petriego, w tym uogólnionych stochastycznych sieci Petriego. PIPE został stworzony w 2002 roku jako projekt studencki na Wydziale Informatyki Imperial College w Londynie o nazwie „The Platform Independent Petri net Editor PIPE”.



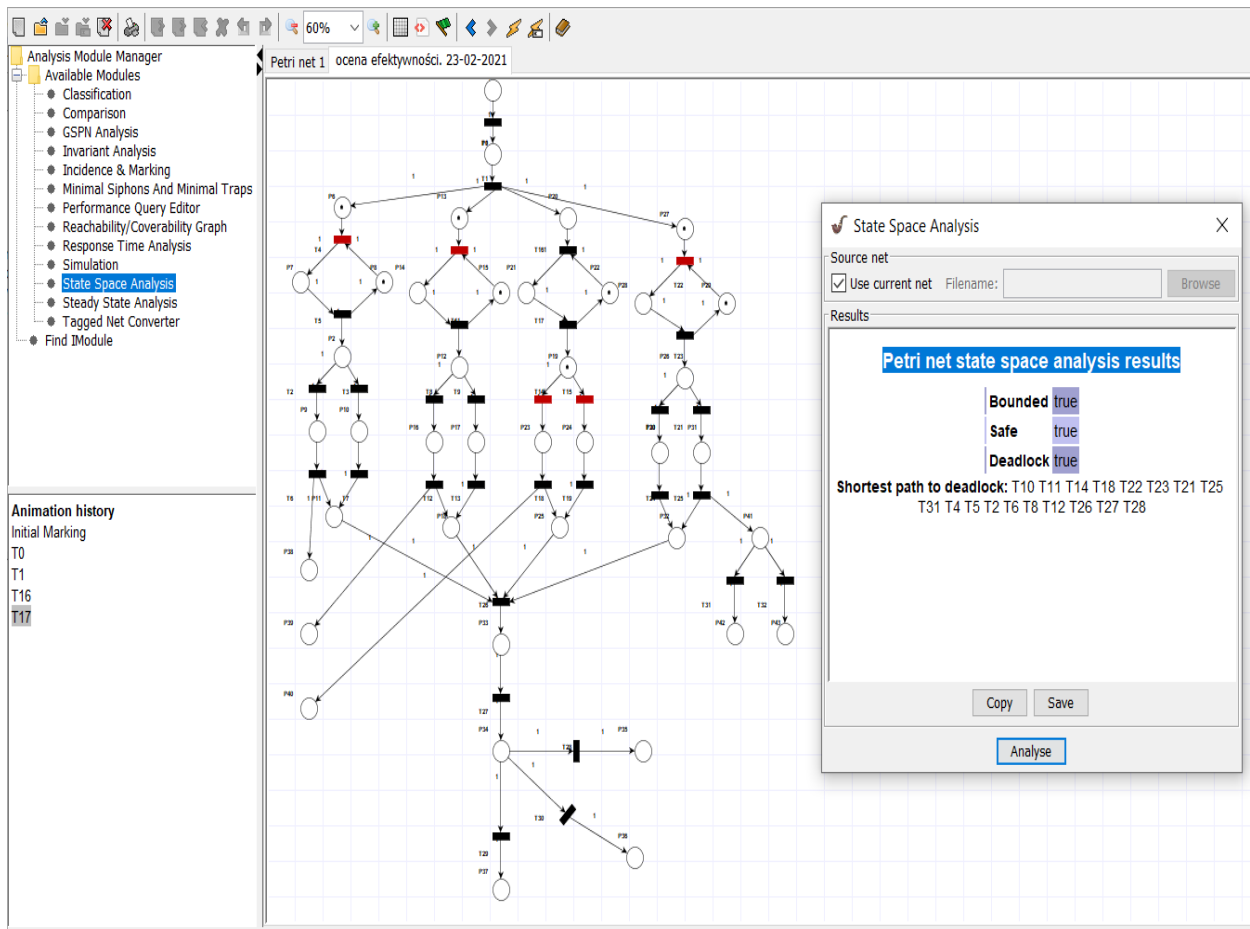
Rysunek 7.2.6. Widok z programu PIPE z uwzględnieniem funkcjonalności (opracowanie własne)

PIPE został wyposażony w podstawowe moduły analityczne umożliwiające dokonanie m.in. klasyfikacji sieci Petriego, analizy GSPN, analizy niezmiennych, częstości występowania i oznakowania sieci, generowanie wykres osiągalności/pokrycia, analizy przestrzeni stanów, itd.



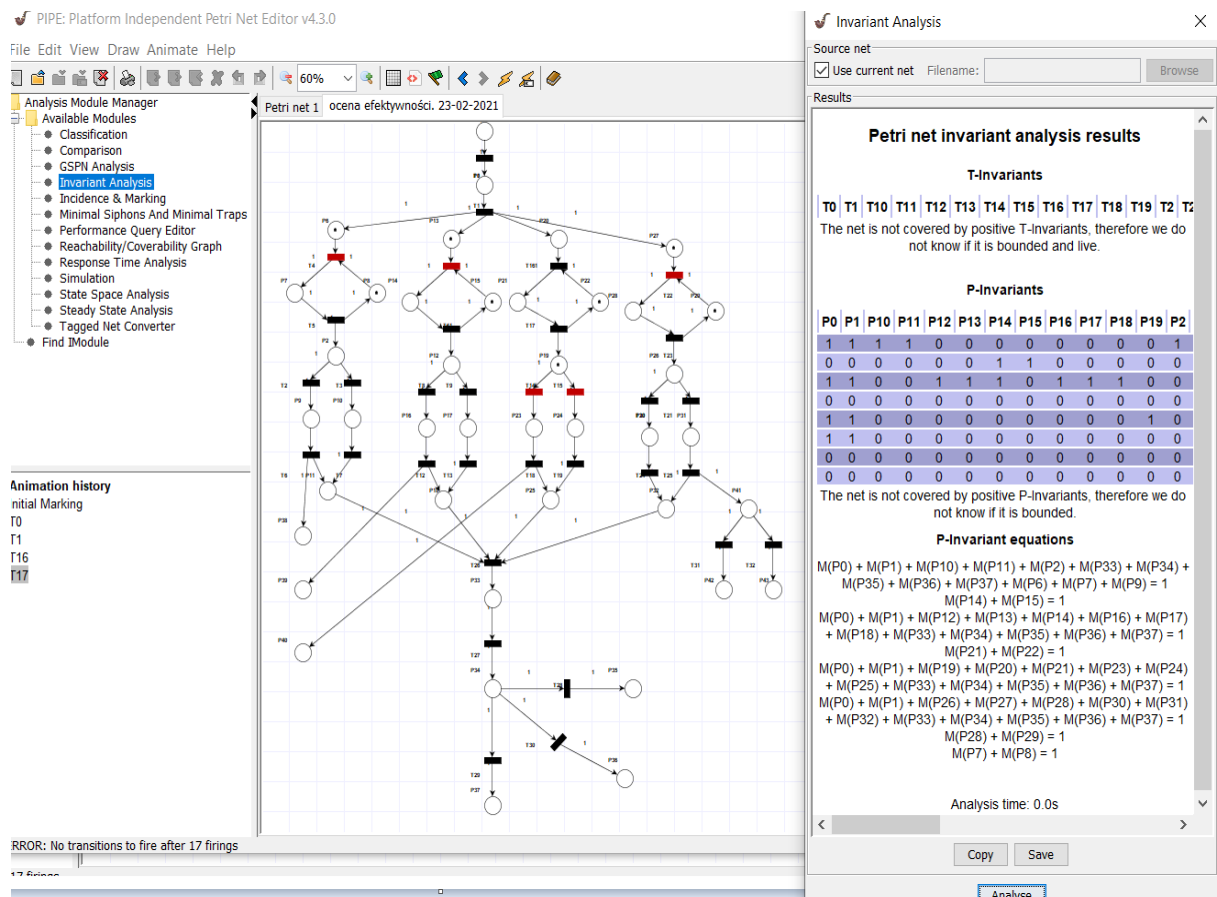
Rysunek 7.2.7. Generowanie grafu osiągalności/pokrycia (opracowanie własne)

Metoda bazuje na budowie drzewa osiągalności. W drzewie osiągalności można w sposób jednoznaczny dojść od korzenia do dowolnego innego węzła. Ze stanu M_0 odpala się wszystkie możliwe przejścia, które prowadzą do osiągalnych znakowań tworzących węzły grafu, z nich kolejne, itd.



Rysunek 7.2.8. Analiza przestrzeni stanów (opracowanie własne)

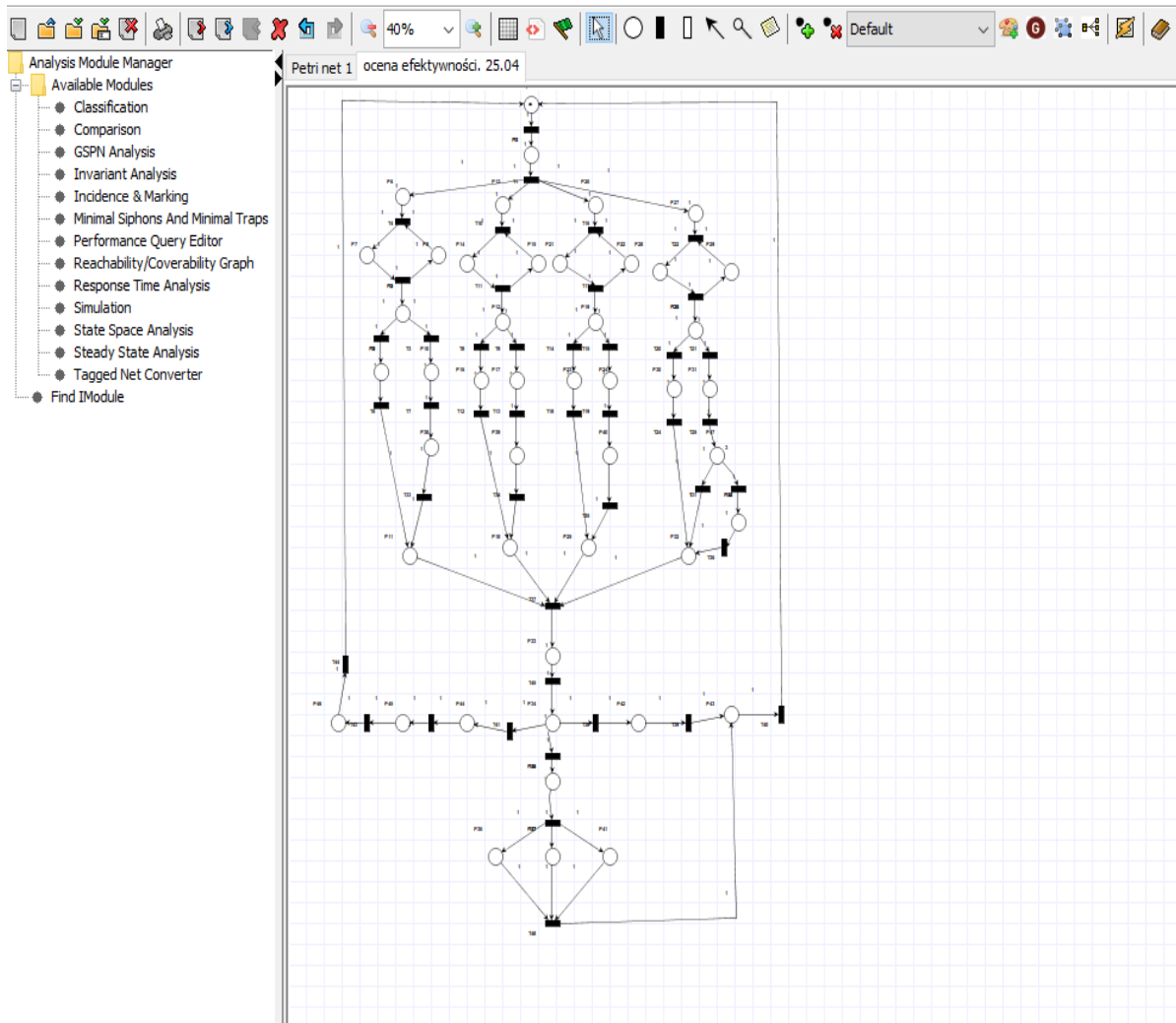
Funkcjonalność programu umożliwia dokonanie analizy bezpieczeństwa i ograniczoności sieci oraz występowania zakleszczeń. Zakleszczenie oznacza niemożliwość odpalenia jakiegokolwiek tranzycji.



Rysunek 7.2.9. Analiza niezmienników przejść i niezmienników miejsc (opracowanie własne)

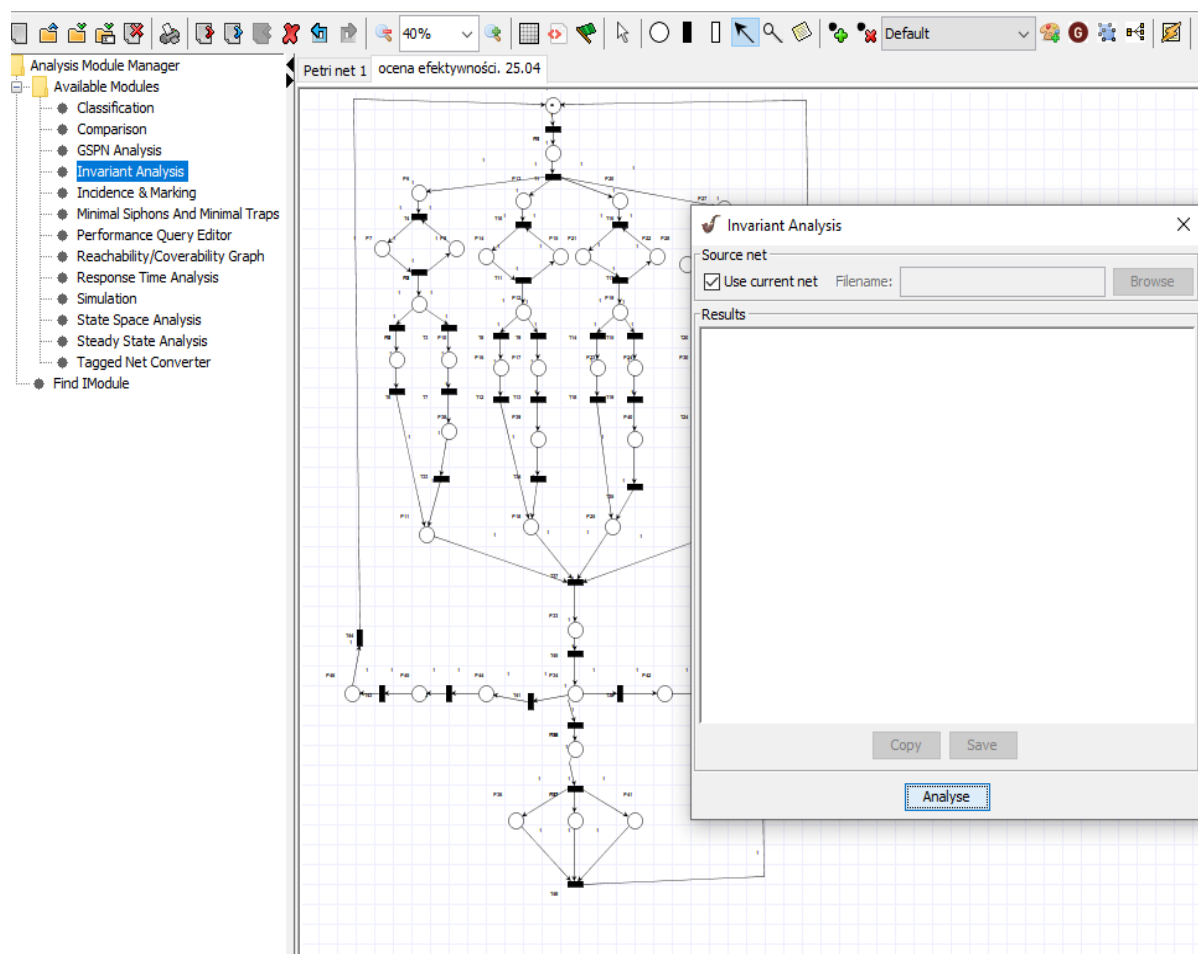
Program wykorzystuje definicje niezmienników przejść i miejsc. Definicja niezmienników przejść wykorzystuje pozycje wektora x , które podają liczbę odpaleń tranzycji t_1, t_2, \dots, t_n przekształcających znakowanie M_0 z powrotem do M_0 . Niezmienniki przejść mogą być stosowane do badania żywotności i odwracalności sieci. Niezmienniki miejsc wyrażają pewne stałe własności znakowań osiągalnych w danej sieci. Opisują one zbiory miejsc w sieci w których łączna lub ważona liczba znaczników pozostaje stała. Niezmienniki miejsc mogą być stosowane do badania ograniczoneści miejsc i zachowawczości sieci.

Eksperymenty zostały przeprowadzone po analizach i testach funkcjonalnych oferowanych przez wbudowane moduły programu PIPE oraz z wykorzystaniem algorytmu opisanego w pracach [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022; Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023]. Modele sieci Petriego przeanalizowane pod względem funkcjonalności i poprawności struktury, zostały zmodyfikowane oraz poddane eksperymentom.



Rysunek 7.2.10. Sieć Petriego po modyfikacjach – widok z programu PIPE (opracowanie własne)

Ze względu, m.in. na rozbudowaną strukturę modelu reprezentującego system decyzyjny w produkcji, wykonanie testów funkcjonalnych było utrudnione. Przykładem jest analiza niezmienników przejść i niezmienników miejsc zmodyfikowanej sieci Petriego (rysunek 7.2.11.), podczas której program PIPE nie dokonał kompleksowej analizy a czas oczekiwania na wynik analizy przekraczał godzinę.



Rysunek 7.2.11. Analiza niezmienników przejść i niezmienników miejsc zmodyfikowanej sieci Petriego (opracowanie własne)

Finalne modele zostały przerysowane w programie Microsoft VISIO i zaprezentowane na rysunkach 6.4.1.-6.4.3. Eksperymenty polegały na przeprowadzeniu analizy parametrycznej procesu produkcyjnego aktualnie prowadzonego przez przedsiębiorstwo z parametrami procesu AM. Analiza była dokonywana po wprowadzeniu przez użytkownika zadanych parametrów procesu produkcyjnego.

7.3. Wyniki eksperymentów badawczych

Eksperyment I.1. Zbadanie relacji pomiędzy trendami opisywanymi w literaturze, a potrzebami przedsiębiorstwa produkcyjnego w zakresie celu stosowania technologii AM oraz wpływu pandemii Covid-19 na poszukiwanie nowych rozwiązań wspierających funkcjonowanie przedsiębiorstw.

Przeprowadzenie eksperymentu I.1. ma na celu wskazanie obszarów zapotrzebowania na technologii AM, w odniesieniu do trendów w literaturze naukowej oraz chęci poszukiwania nowych rozwiązań przez przedsiębiorstwa (w odpowiedzi na pandemię Covid-19). Dane w modelu to wyniki badań ankietowych (załącznik nr 3 i 4) oraz wyniki analizy literatury (załącznik nr 2). Model został poddany procesowi uczenia. Ponieważ sieć „IF” nie zmieniała swojej struktury

w kolejnych eksperymentach $\text{Log}(p)$ wynosił dla tej sieci zawsze -460. $\text{Log}(p)$ dla sieci „AM” w eksperymencie I.1 wyniósł -1188 [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021], natomiast dla sieci „Covid” zawsze $\text{Log}(p) = -1973$. Sieci połączono po procesie uczenia metodą ścisłej asocjacji i wyznaczono tablicę CPT dla węzła „P” zgodnie z równaniem przyjętym w eksperymencie I.1. Sieć po uczeniu była stabilna i wykazywała możliwość wdrożenia AM na poziomie 28% (tabela 7.3.1.). Następnie dokonywano zmian alternatyw (State1, State0) w węzłach odpowiadającym wiedzy z literatury (IF), celu wdrożenia technologii AM (P.9.2: prototypowanie, produkcja, regeneracja maszyn i urządzeń) oraz dla chęci poszukiwania nowych technologii w nawiązaniu do skutków Covid-19 (węzeł P5: State0 i State1). W tabeli zamieszczono wybrane obserwacje i zmiany w węźle wynikowym (P) podyktowane zmianami alternatyw w węzłach P5, P.9.2 i IF.

Tabela 7.3.1. Wyniki eksperymentu I.1.

I.p.	Alternatywy w węzłach	Węzeł wynikowy (P)
0	-	0,28
1	9.2.1=1; IF=A; P5=1	0,36
2	9.2.1=1; IF=B; P5=0	0,30
3	9.2.1=1; IF=C; P5=1	0,43
4	9.2.1=0; IF=D; P5=0	0,16
5	9.2.1=0; IF=E; P5=1	0,25
6	9.2.1=0; 9.2.2=1; 9.2.3=0; IF=A; P5=0	0,27
7	9.2.1=0; 9.2.2=1; 9.2.3=1; IF=B; P5=1	0,43
8	9.2.1=0; 9.2.2=1; 9.2.3=1; IF=C; P5=0	0,36
9	9.2.1=0; 9.2.2=1; 9.2.3=1; IF=D; P5=1	0,41
10	9.2.1=0; 9.2.2=1; 9.2.3=1; IF=D; P5=0	0,31
11	9.2.1=0; 9.2.2=1; 9.2.3=1; IF=E; P5=0	0,29
12	9.2.1=0; 9.2.2=1; IF=A; P5=1	0,48
13	9.2.1=0; 9.2.2=1; IF=B; P5=0	0,32
14	9.2.1=0; 9.2.2=1; IF=C; P5=1	0,45
15	9.2.1=0; 9.2.2=1; IF=D; P5=0	0,30
16	9.2.1=0; 9.2.2=1; IF=E; P5=1	0,38

Przeprowadzony eksperyment pozwala zaobserwować, że największy wpływ na pozytywną zmianę w węźle wynikowym $P(P=State1)$, ma cel wdrożenia technologii AM: „Produkcja” (P9.2.2) przy największej dostępności wiedzy przyjętej dla czasopism o niskim i średnim IF (IF=A oraz IF=C). Najmniejszą pozytywną zmianę w węźle wynikowym (P) zaobserwowano w sytuacji, w której występuje stosunkowo trudno dostępna wiedza odpowiadająca jednemu z większych poziomów IF (IF=D), celu wdrożenia AM jako „Prototypowanie” (P9.2.1) i przy wskazaniu braku chęci wdrożenia nowych technologii przez przedsiębiorstwa.

Eksperyment I.2. Zbadanie wpływu technologii AM, którą jest zainteresowane przedsiębiorstwo produkcyjne, wpływem pandemii Covid-19 na poszukiwanie nowych rozwiązań wspierających funkcjonowanie przedsiębiorstw w stosunku do wiedzy dostępnej w literaturze.

Poprzez wykonanie eksperymentu I.2. poszukiwano obszarów zapotrzebowania na technologie AM uwzględniając zainteresowanie badanego przedsiębiorstwa technologiami AM, chęci poszukiwania nowych rozwiązań wspierających przedsiębiorstwa w odniesieniu do pandemii Covid-19 oraz trendy opisywane w literaturze. Wyznaczono tablicę CPT dla węzła wynikowego zgodnie z przyjętym równaniem dla eksperymentu I.2. Sieć po uczeniu była stabilna i wykazywała możliwość wdrożenia AM na poziomie ok. 27% (tabela 7.3.2.). Zmian alternatyw dokonywano w węzłach P.10.1 odpowiadającym technologiom, którymi są zainteresowane przedsiębiorstwa produkcyjne (EBM, DMLS, spawanie (ang. welding)) oraz w węźle „IF”, który reprezentował dostępność wiedzy [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021].

Tabela 7.3.2. Wyniki eksperymentu I.2.

I.p.	Alternatywy w węzłach	Węzeł wynikowy (P)
0	-	0,27
1	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=A	0,12
1.1	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=A; P5=1	0,17
1.2	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=A; P5=0	0,07
2	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=B	0,32
2.1	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=B; P5=1	0,37
2.2	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=B; P5=0	0,27
3	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=C	0,45
3.1	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=C; P5=1	0,50
3.2	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=C; P5=0	0,40
4	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=D	0,27
4.1	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=D; P5=1	0,32
4.2	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=D; P5=0	0,22
5	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=E	0,31
5.1	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=E; P5=1	0,36
5.2	P10.1EBM=0; 10.1DMLS=1; P10.1Spawanie=0; IF=E; P5=0	0,26

Na podstawie przeprowadzonych analiz, zaobserwowano, że najbardziej obiecujące możliwości implementacji technologii AM to te, które były widoczne w opracowaniach o średniej dostępności IF (w przedziale $3 < C \leq 4$) [Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021]. Zauważa się również, że chęć wdrożenia nowych technologii w odpowiedzi na problemy pandemii Covid-19 (węzeł P5) powoduje średnio 5% wzrost powodzenia implementacji AM.

Eksperyment II.1. Ocena efektywności implementacji AM poprzez analizę parametryczną procesu prowadzonego przez przedsiębiorstwo w stosunku do procesu AM.

W ramach przeprowadzenia prac badawczych w eksperymencie II.1. poszukiwano rozwiązania w zakresie oceny efektywności implementacji technologii AM do produkcji. W eksperymencie przyjęto parametry procesu DMLS pozyskane na drodze analizy dokumentacji technicznej maszyny EOS M 290. W eksperymencie wykorzystano zaprojektowany model sieci Petriego

(rysunek 6.4.1.) umożliwiającą dokonanie analizy parametrycznej procesu prowadzonego przez przedsiębiorstwo z parametrami procesu AM. Przedsiębiorstwo produkcyjne zostało poproszone o udostępnienie parametrów procesu produkcyjnego wykorzystywanego aktualnie w produkcji:

- liczba maszyn biorących udział w procesie na analizowanym etapie [szt.] = 4.
- liczba znaczących etapów w procesie = 3 (obróbka, kontrola jakości, montaż).
- koszt zakupu n-tej maszyny [tys. zł] - przedsiębiorstwo wskazało średnią wartość oferowanych obrabiarek CNC w katalogach ogólnodostępnych = 200 tys. zł.
- szacowany czas bezawaryjnej pracy każdej maszyny [h], = średnio 30.000 godzin.
- liczba rodzajów materiałów użytych w procesie na analizowanym etapie [szt.] = 5 (stal nierdzewna, stal kwasoodporna, aluminium, miedź, metale nieżelazne) – w jednym etapie można zastosować jeden rodzaj materiału.
- straty na i-tym materiale w procesie na analizowanym etapie [% na 1 t] = 15%.
- koszt zakupu materiału [tys. zł za 1 t] przedsiębiorstwo przyjęło wartość uśrednioną na podstawie notowań surowców, dane z 2021 r. = 30 tys. zł.
- liczba pracowników uczestniczących w procesie na analizowanym etapie = 12.
- koszty wynagrodzeń h-tego pracownika w procesie na analizowanym etapie [tys. zł miesięcznie] = 6 tys. zł, przedsiębiorstwo przyjęło średnie zarobki operatora precyzyjnych maszyn produkcyjnych.
- czas potrzebny do przeprowadzenia procesu na danym etapie [h] = wartość średnia 2,5 godziny.
- planowany przestój maszyn [h] = 1 godzina.
- nieplanowany przestój maszyn [h] = 1 godzina [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022].

Obliczenia do eksperymentu II.1.

1) Obliczenia całkowitego czasu trwania analizowanego etapu, mierzonego w godzinach:

$$D = T + pd + upd = 4,5 \text{ [h];}$$

$$D_{Am} = 14 \text{ [h]}, \quad D_{Am} > D;$$

$$Y = 1$$

2) Obliczenia kosztów wyposażenia maszyn w perspektywie czasu, mierzonego w tysiącach PLN:

$$C = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,18 \text{ [tys. PLN];}$$

$$CAm = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,28 \text{ [tys. PLN]};$$

$$CAm > C;$$

$$X = 1$$

- 3) Obliczenia strat materiałowych powstających podczas procesu produkcyjnego, mierzonych w tysiącach PLN na 1 tonę materiału:

$$L = (lm_1cm_1 + \dots + lm_tcm_t) = 30 * 0,15 = 4,5 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału]};$$

$$LAm = 640 * 0,05 = 32 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału]};$$

$$LAm > L;$$

$$Z = 1$$

- 4) Obliczenia jednostkowego kosztu wynagrodzenia za godzinę pracy:

$$U = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,45 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy]};$$

$$UAm = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,08 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy]};$$

$$UAm < U;$$

$$R = \frac{U}{UAm} = 5,63;$$

- 5) Obliczone parametry sprowadzono do wzoru:

$$WYNIK := XZYR = 1 * 1 * 1 * 5,63 = 5,63$$

$WYNIK > 4$ – wdrożenie AM jest optymalne – na podstawie analizy można stwierdzić, że wdrożenie technologii AM może okazać się potencjalnie efektywne, biorąc pod uwagę analizę ekonomiczną kosztów zatrudnienia. W pozostałych obszarach analitycznych nie wykazano przewagi technologii AM [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022].

Eksperyment II.2. Ocena efektywności implementacji AM w scenariuszu „potrzeba więcej badań”.

Uwzględniając, że na drodze analizy wykonanej w eksperymencie II.1, na podstawie parametrów przekazanych przez przedsiębiorstwo produkcyjne uzyskano rekomendację, wskazującą, że implementacja AM może być optymalna ze względu na wysoki potencjał w obszarze redukcji kosztów wynagrodzeń, przyjęto założenia symulacyjne mające na celu weryfikację drugiego modelu sieci Petriego (rysunek 6.4.3.). Przyjęto, że przedsiębiorstwo odnotowuje zakłócenia procesu produkcyjnego w obszarze absencji pracowniczych na poziomie ok. 50%. Tym samym wynagrodzenie pracowników nieobecnych z powodu choroby jest finansowane z funduszu

zewnątrznego (w przypadku absencji długoterminowych zgodnie z obowiązującymi przepisami prawa zasiłek chorobowy finansowany jest z funduszu Zakładu Ubezpieczeń Społecznych). Przedsiębiorstwo odnotowało czasową redukcję kosztów zatrudniania. Przyjmuje się również, że wdrożone zostały działania mające na celu zapewnienie ciągłości produkcji na poziomie w warunkach akceptowalnej absencji pracowniczej. Dokonano ponownej analizy parametrów w obszarze kosztów wynagrodzeń:

- 1) Obliczenia jednostkowego kosztu wynagrodzenia za godzinę pracy, zgodnie z założeniami symulacyjnymi:

$$U = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,225 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy];}$$

$$UAm = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,08 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy];}$$

$$UAm < U;$$

$$R = \frac{U}{UAm} = 2,81$$

Obliczone parametry sprowadzono do wzoru:

$$WYNIK := XZYR = 1 * 1 * 1 * 2,81 = 2,81$$

Czasowa redukcja kosztów zatrudnienia spowodowała zmianę scenariusza, gdzie WYNIK $\in (1,4>)$. Scenariusz nr 2 wskazuje, że **potrzeba więcej badań**. Nie można jednoznacznie stwierdzić, czy przy założonych parametrach wdrożenie technologii AM będzie skuteczne, jednocześnie nie można stwierdzić, czy pozostanie przy obecnej technologii będzie skuteczniejsze niż wdrożenie nowego procesu produkcyjnego. Zaleca się pogłębienie badań w zakresie zakłóceń wpływających na proces produkcyjny, wykonanie analizy parametrami innej technologii wytwarzania lub rozszerzenie analizy o inne parametry wpływające bezpośrednio i pośrednio na efektywność procesów produkcyjnych. W tym celu dokonano analiz z wykorzystaniem drugiego modelu sieci Petriego (rysunek 6.4.3.).

Obliczenia do eksperymentu II.2.

- 1) Analiza opóźnień w dostawie materiałów i/lub półproduktów lub braku możliwości odbioru materiałów i/lub półproduktów:
 - dostawy materiałów wykonane w badanym okresie ok. 900,
 - dostawy półproduktów zrealizowane w badanym okresie ok. 400,
 - dostawy materiałów niezrealizowane w badanym okresie ok. 250 ,
 - dostawy półproduktów niezrealizowane w analizowanym okresie ok. 90,

- opóźnione dostawy materiałów w rozpatrywanym okresie (należy uwzględnić opóźnienia powyżej 30 dni) ok. 30,
- dostawy opóźnione lub półprodukty w rozpatrywanym okresie (należy uwzględnić opóźnienia powyżej 30 dni) ok. 15,
- terminowe dostawy materiałów w badanym roku (dostawy zrealizowane w ciągu 30 dni od daty planowanej dostawy powinny być przyjęte jako dostawy terminowe) ok. 875,
- terminowe dostawy półproduktów w rozpatrywanym okresie (dostawy zrealizowane w ciągu 30 dni od daty planowanej dostawy powinny być przyjęte jako dostawy terminowe) ok. 375 [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

$$S = \left(\frac{ss+sp}{ss+sn+snp} + \frac{st+sy}{st+stn+stp} \right) = 1,09,$$

wynik analizy $S < 1,2$ – przypisywana jest wartość 0,25 i wyświetlany komunikat POZIOM ZAKŁÓCEŃ ZNACZĄCY.

2) Analiza poziomu rotacji pracowników:

- liczba pracowników, którzy zrezygnowali z pracy w ciągu trzech miesięcy lub mniej niż zatrudnienie w ramach analizowanego procesu produkcyjnego – 2,
- liczba pracowników, którzy zrezygnowali z pracy na dłużej niż trzy miesiące od zatrudnienia, ale mniej niż rok w ramach analizowanego procesu produkcyjnego – 2,
- liczba pracowników, którzy zrezygnowali z pracy w okresie dłuższym niż rok zatrudnienia w ramach analizowanego procesu produkcyjnego – 5,
- liczba pracowników w ramach analizowanego procesu produkcyjnego – 48 [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

$$A = \left(\frac{a+b+c}{nw} \right) \times 100\% = 18,75\%,$$

wynik analizy $A < 20\%$ - przypisywana jest wartość 0. Założenie do analizy rosnących kosztów zużycia energii

3) Analiza wzrostu kosztów zużycia energii elektrycznej:

- aktualne koszty 1 MWh w ramach analizowanego procesu – 1885,00 zł netto/MWh,
- koszty 1 MWh w ramach analizowanego procesu produkcyjnego, dane z poprzedniego roku – 995,00 zł netto/MWh [Wiśniewski, Patalas-Maliszewska, Wojnakowski, Topczak, 2023].

$$E = \left(\frac{e_n}{e_{n-1}} \right) \times 100\% = 189,45\%,$$

Wynik analizy $E < 190\%$ - przypisywana jest wartość 0.

$$4) \text{ Wynik zakłócenia} = S + E + A = 0,25 + 0 + 0 = 0,25$$

Analiza wykazała, że uzyskano optymalny wynik zakłóceń w przedziale od 0 do 0,25. Rekomendacją w tym przypadku są testy i analizy w obszarze implementacji technologii AM.

7.4.Podsumowanie i wnioski

Weryfikacji metody dokonano na podstawie danych uzyskanych od przedsiębiorstwa produkcyjnego. Analizowane przedsiębiorstwo należy do sektora średnich przedsiębiorstw działających w branży metalowej, które rozważa adaptację technologii AM. Przedsiębiorstwo oferuje produkty wytworzone za pomocą obróbki skrawaniem CNC, spawania TIG i MAG oraz cięcia laserem. Produkcja realizowana jest głównie za pomocą technologii obróbki materiałowej. Eksperymenty mające na celu weryfikację metody zostały przeprowadzone przy użyciu zaprojektowanych sieci Bayesa i sieci Petriego.

Pierwszy etap eksperymentów miał na celu predykcje zapotrzebowania na technologię AM, uwzględniając informacje pozyskane z literatury i przemysłu. Podczas eksperymentów zbadano relacje pomiędzy trendami literaturowymi a potrzebami przedsiębiorstw produkcyjnych w obszarze technologii AM, uwzględniając cel w jakim przedsiębiorstwo chce wdrożyć nową technologię oraz czynniki wpływające na decyzje o wdrożeniu AM. Wyniki analiz wskazały pozytywną zmianę w obszarze wdrożenia AM do produkcji przy wykorzystaniu wiedzy o AM dostępnej w czasopiśmie niskim i średnim niskim IF (IF=A oraz IF=C). Tym samym wykorzystanie wiedzy z $3 > C \leq 4$ zwiększa szansę na sukces przy wdrożeniu technologii DMLS, którą jest zainteresowane badane przedsiębiorstwo. Zwiększone szanse na implementację AM zaobserwowano w przypadku deklaracji chęci wdrożenia nowych technologii w odpowiedzi na problemy pandemii Covid-19 (węzeł P5), powodując średnio 5% wzrost powodzenia implementacji AM. Połączenie wiedzy o technologiach AM z literatury oraz wyników badań ankietowych w obszarze implementacji i zainteresowania technologiami AM przeprowadzonymi w przedsiębiorstwach produkcyjnych, daje szeroki obraz obecnego stanu wiedzy praktyków i badaczy w zakresie rozwiązań technologicznych w obszarze technologii AM. Bazowanie na wiedzy opisanej w artykułach oraz na doświadczeniach przedstawicieli przemysłu może pomóc w doborze odpowiedniej technologii oraz zminimalizować błędy podczas podejmowania decyzji w zakresie implementacji nowego rozwiązania. Przeprowadzone eksperymenty pozwoliły na zbadanie relacji pomiędzy wiedzą teoretyczną, praktyczną i realnymi potrzebami przedsiębiorstw produkcyjnych, umożliwiając dokonanie analizy w zakresie zapotrzebowania implementacji technologii AM.

Drugi etap eksperymentów był prowadzony na modelach sieci Petriego. Podczas eksperymentów dokonywana była analiza parametrów wpływających na proces produkcyjny, uzyskanych od przedsiębiorstwa oraz parametrów procesu AM. Podczas analizy otrzymano wynik wskazujący na

potencjał w obszarze redukcji kosztów zatrudnienia. Pozostałe obszary analizy nie wykazały przewagi technologii AM nad obecnie stosowaną technologią przez przedsiębiorstwo. W drugim eksperymencie dokonano symulacji redukcji kosztów zatrudnienia, co spowodowało wygenerowanie scenariusza „potrzeba więcej badań”. Scenariusz wykorzystywany jest w analizie zakłóceń występujących w procesie produkcyjnych, których analiza wykonywana jest na drugim modelu sieci Petriego (rysunek 6.4.3.). Podczas analizy zaobserwowano zakłócenia w obszarze dostaw materiałowych. Zakłóceń nie zaobserwowano w obszarze rotacji pracowniczej oraz wzrostu kosztów energii, mimo to oba wskaźniki były graniczne. Model wygenerował rekomendację wskazującą na możliwość podjęcia analiz i testów w obszarze symulacji wdrożenia technologii AM do przedsiębiorstwa. Dokonanie analizy parametrycznej pozwala oszacować efektywność implementacji technologii AM, biorąc pod uwagę parametry wpływające na wynik ekonomiczny procesu produkcyjnego. Przyjęte parametry umożliwiają analizę procesu produkcyjnego w kryterium kosztowym, uwzględniając obszary istotne dla przedsiębiorstwa produkcyjnego (wyniki badań z 2019 roku). Analiza posiada ograniczenia, którymi głównie są przyjęte obszary analityczne oraz ograniczona ilość parametrów przyjętych do analizy. Modele posiadają potencjał rozbudowy o kolejne obszary analityczne i zwiększenie ilości parametrów uwzględnianych w analizie. Wykorzystanie modeli może wspomóc proces podejmowania decyzji o wdrożeniu technologii AM.

8. OCENA EFEKTYWNOŚCI ZASTOSOWANIA TECHNOLOGII WYTWARZANIA PRZYROSTOWEGO

Mając na celu weryfikację metody w przemyśle podjęto decyzje o zaprojektowaniu ogólnodostępnej aplikacji web, umożliwiającej dokonanie analizy parametrycznej na zasadach określonych w pierwszym modelu sieci Petriego (rysunek 6.4.1.). Zbudowana na zasadach modelu sieci Petriego, aplikacja webowa umożliwia ocenę efektywności wdrożenia technologii wytwarzania addytywnego (AM) do produkcji poprzez analizę parametryczną procesu produkcyjnego oraz parametrów technologii AM. Model sieci Petriego został opracowany i zaprezentowany w pracy [Patalas-Maliszewska, Wiśniewski, Wojnakowski, Topczak, 2022]. Aplikacja pozwala użytkownikowi zdecydować, czy wyniki analizy mają zostać udostępnione do badań, czy też nie. Udostępnianie, jako opcja badawcza, pozwala na identyfikację danych parametrycznych, wyników analizy oraz rekomendacji dostępnych i zapisanych w zewnętrznej bazie danych [Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023].

Aplikacja jest dostępna online i umożliwia użytkownikowi wprowadzenie parametrów aktualnie stosowanego procesu produkcyjnego, a tym samym przeprowadzenie analizy parametrycznej. Aplikacja została stworzona na platformie programistycznej Angular, napisana w Open Source Programming Language, który jest nadzbiorem języka JavaScript i jest przeznaczona do tworzenia aplikacji jednostronicowych [De Sanctis, 2021]. Aplikacja zawiera moduły w języku angielskim. Na podstawie wprowadzonych przez użytkownika parametrów procesu produkcyjnego aplikacja analizuje i generuje rekomendacje dotyczące wdrożenia technologii AM [Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023].

8.1. Założenia eksperymentów badawczych

Przyjęto założenia dokonania weryfikacji rozwiązania w postaci aplikacji web w trzech przedsiębiorstwach produkcyjnych, odpowiadających przyjętej klasie przedsiębiorstw. Dane od przedsiębiorstw były zbierane w sposób kierowany i kontrolowany, a w pracy zamieszczono wyniki weryfikacji dokonanej na podstawie udostępnionych danych parametrycznych.

W pierwszej części aplikacji możliwe jest wprowadzenie danych o przedsiębiorstwie, takich jak siedziba, branża, aktualnie stosowana technologia oraz liczba pracowników (rysunek 8.1.1.). Dane te są typowe i pozwalają na ogólny opis przedsiębiorstwa, określając jego lokalizację oraz wielkość.

Information about the company:

- company location

- industrial sector

- currently used technology

- number of employees

Rysunek 8.1.1. Dane identyfikacyjne – widok z aplikacji web (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023)

W drugiej części użytkownik wprowadza dane wejściowe, parametry procesu produkcyjnego, które mają być analizowane z parametrami procesu DMLS. Po wprowadzeniu powyższych danych użytkownik ma do wyboru dwie podstawowe funkcje „Oblicz” (ang. calculate) i „Resetuj” (ang. reset) (rysunek 8.1.2.). Jeśli wybrano „oblicz”, funkcja „udostępnij do celów badawczych” (ang. share for research) staje się aktywna po przeprowadzeniu analizy. Funkcja umożliwia gromadzenie informacji z analizy do odrębnej bazy danych, za zgodą firmy, która była przedmiotem badania [Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023].

Enter the data of the production process:

n - (number of machines involved in the process at the analysed stage [pcs])

s - (number of steps in the process)

cn - (purchase cost of the nth machine [ths. PLN])

ffn - (estimated time of failure-free use of each machine [h])

t - (number of types of materials used in the process at the analysed stage [pcs])

lmt - (losses on the ith material in the process at the analysed stage [% per 1 t])

cmt - (purchase cost of the material [ths. PLN for 1 t])

e - (number of employees participating in the process at the analysed stage)

sce - (remuneration of the hth employee in the process at the analysed stage [ths. PLN per month])

T - (time needed to carry out the process at a given stage [h])

pd - (planned downtime of machines [h])

upd - (unplanned downtime of machines [h])

Rysunek 8.1.2. Moduł wprowadzania danych parametrycznych – widok z aplikacji web (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023)

Ostatnie dwie części aplikacji to miejsca prezentacji wyników obliczeń i rekomendacji (rysunek 8.1.3.).

W pierwszej części aplikacja przedstawia wyniki obliczeń parametrycznych, natomiast w drugiej aplikacja przedstawia rekomendacje dotyczące implementacji technologii AM. Zalecenia przedstawiono w formie trzech możliwych scenariuszy: (1) obecna technologia jest optymalna, (2) wdrożenie technologii AM jest optymalne, (3) potrzebne są dalsze badania [Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023].

Calculations:

The total duration time (D) =

The cost of machinery equipment in the perspective of time (C) =

Material Losses (L) =

The unit cost of remuneration per one working hour (U) =

Analysis result:

Project prepared as part of the individual research plan of Marcin Topczak,
PhD student, University of Zielona Góra

Rysunek 8.1.3. Moduł prezentacji obliczeń i wyników analizy – widok z aplikacji web (opracowanie własne na podstawie: Patalas-Maliszewska, Topczak, Mrugalski, Rehm, 2023).

8.2. Prace eksperymentalne

Prace eksperymentalne w pierwszym etapie polegały na zaprojektowaniu jednostronicowej aplikacji web oraz wykonaniu testów funkcjonalnych. Angular (inna nazwa: Angular 2+) to framework i platforma do tworzenia jednostronicowych aplikacji internetowych, rozwijana przez Google. Angular funkcjonuje jako open source w ramach licencji MIT. Angular został stworzony za pomocą TypeScript w 2016 roku. Angular znajduje zastosowanie w podejściu Progressive Web Apps (PWA). PWA sprawia, że aplikacje łączą w sobie zalety zarówno stron internetowych, jak i standardowych aplikacji. Platforma sprawdza się przy projektowaniu aplikacji jednostronicowych (ang. single-page apps) oraz aplikacji biznesowych dla przemysłu, zyskujących na popularności w opozycji do rozbudowanych aplikacji wielopoziomowych [De Sanctis, 2021].

```

1 import { Component } from "@angular/core";
2 import { isNaN } from "mathjs";
3 import { Form } from "./form";
4
5 @Component({
6   selector: "firstForm",
7   templateUrl: "./firstForm.component.html",
8   styleUrls: ["./firstForm.component.css"]
9 })
10 export class FirstFormComponent {
11   model = new Form(4, 3, 200, 30000, 5, 15, 30, 12, 6, 2.5, 1, 1);
12   submitted = false;
13
14   onSubmit() {
15     this.submitted = true;
16   }
17
18   DAM: number = 14; //deklaracja wartości DAM
19   CAm: number = 0.28; //deklaracja wartości CAm
20   LAm: number = 32; //deklaracja wartości LAm
21   UAm: number = 0.08; //deklaracja wartości UAm
22
23   D: number; //deklaracja zmiennej liczbowej D
24   C: number; //deklaracja zmiennej liczbowej C
25   L: number; //deklaracja zmiennej liczbowej L
26   U: number; //deklaracja zmiennej liczbowej U
27   X: number; //deklaracja zmiennej liczbowej X
28   Y: number; //deklaracja zmiennej liczbowej Y
29   Z: number; //deklaracja zmiennej liczbowej Z
30   R: number; //deklaracja zmiennej liczbowej R
31   walidacja: string;
32   result: number;

```

Rysunek 8.2.1. Widok z panelu programowania aplikacji web (opracowanie własne)

Testy funkcjonalne polegały na weryfikacji programowania, poprawności dokonywanych obliczeń oraz weryfikacji działania poszczególnych komponentów i prezentacji graficznej.

Gotowa aplikacja została udostępniona online. Dane, które posłużyły do weryfikacji rozwiązania zostały zebrane od trzech średnich przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej. W kolejnym etapie rozpoczęto weryfikację rozwiązania z użyciem aplikacji web. Dane pozyskane od przedsiębiorstw produkcyjnych zostały zebrane i przedstawione w tabeli 8.2.1.

Tabela 8.2.1. Dane uzyskane od przedsiębiorstw produkcyjnych (opracowanie własne)

Kategorie danych	Przedsiębiorstwo #1	Przedsiębiorstwo #2	Przedsiębiorstwo #3
lokalizacja	Województwo lubuskie	Województwo wielkopolskie	Województwo dolnośląskie
sektor przemysłowy	metalowy	metalowy	motoryzacyjny
obecnie stosowana technologia	CNC, TIG, MAG	CNC	CNC, plotter
liczba pracowników	60	82	54
liczba maszyn biorących udział w procesie na analizowanym etapie [szt.]	4	3	4

Kategorie danych	Przedsiębiorstwo #1	Przedsiębiorstwo #2	Przedsiębiorstwo #3
liczba znaczących etapów w procesie	5	3	4
koszt zakupu n-tej maszyny [tys. zł]	500	900	400
szacowany czas bezawaryjnej pracy każdej maszyny [h]	40000	20000	100000
liczba rodzajów materiałów użytych w procesie na analizowanym etapie [szt.]	1	2	2
straty na i-tym materiale w procesie na analizowanym etapie [% na 1 t]	20%	Brak danych (przyjęto na poziomie jak AM = 5%)	15%
koszt zakupu materiału [tys. zł za 1 t]	50	70	25
liczba pracowników uczestniczących w procesie na analizowanym etapie	3	10	2
koszty wynagrodzeń i-tego pracownika w procesie na analizowanym etapie [tys. zł miesięcznie]	5,5	8	6,5
czas potrzebny do przeprowadzenia procesu na danym etapie [h]	3	5	3
planowany przestój maszyn [h]	2	Brak danych (przyjęto na poziomie jak AM =1)	1
nieplanowany przestój maszyn [h]	1	Brak danych (przyjęto na poziomie jak AM=1)	1

8.3. Wyniki eksperymentów

Wprowadzone do aplikacji parametry procesu produkcyjnego pozwoliły na dokonanie analizy parametrycznej, prezentację wyników obliczeń oraz wygenerowanie rekomendacji w obszarze implementacji technologii AM.

Przedsiębiorstwo #1 ma swoją siedzibę w województwie lubuskim i zatrudnia 60 pracowników. Działalność produkcyjna prowadzona jest w sektorze metalowym przy wykorzystaniu technologii obróbki skrawaniem CNC oraz spawania TIG i MAG. Zgodnie z wprowadzonymi parametrami wykonane zostały obliczenia:

- 1) Obliczenia całkowitego czasu trwania analizowanego etapu, mierzonego w godzinach:

$$D = T + pd + upd = 6 \text{ [h]};$$

$$DAm = 14 \text{ [h]}, DAm > D;$$

$$Y = 1$$

- 2) Obliczenia kosztów wyposażenia maszyn w perspektywie czasu, mierzonego w tysiącach PLN:

$$C = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,3 \text{ [tys. PLN]};$$

$$CAm = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,28 \text{ [tys. PLN]};$$

$$CAm < C;$$

$$X = \frac{C}{CAm} = 1,07;$$

- 3) Obliczenia strat materiałowych powstających podczas procesu produkcyjnego, mierzonych w tysiącach PLN na 1 tonę materiału:

$$L = (lm_1 cm_1 + \dots + lm_t cm_t) = 50 * 0,2 = 10 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału]};$$

$$LAm = 640 * 0,05 = 32 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału]};$$

$$LAm > L;$$

$$Z = 1;$$

Obliczenia jednostkowego kosztu wynagrodzenia za godzinę pracy:

$$U = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,1 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy]};$$

$$UAm = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,08 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy]};$$

$$UAm < U;$$

$$R = \frac{U}{UAm} = 1,25;$$

- 4) Obliczone parametry sprowadzono do wzoru:

$$WYNIK := XZYR = 1 * 1,07 * 1 * 1,25 = 1,34$$

WYNIK $\in (1,4>)$. Scenariusz nr 2 wskazuje, że **potrzeba więcej badań (ang. there is need to more research)**. Wprowadzone parametry przedsiębiorstwa #1, wyniki obliczeń oraz wygenerowana rekomendacja zostały zaprezentowane na rysunku 8.3.1.

Information about the company:

<input type="text" value="lubuskie"/>	- company location
<input type="text" value="metal"/>	- industrial sector
<input type="text" value="CNC, TIG, MAG"/>	- currently used technology
<input type="text" value="60"/>	- number of employees

Enter the data of the production process:

<input type="text" value="4"/>	n - (number of machines involved in the process at the analysed stage [pcs])
<input type="text" value="5"/>	s - (number of steps in the process)
<input type="text" value="500"/>	cn - (purchase cost of the nth machine [ths. PLN])
<input type="text" value="40000"/>	ffn - (estimated time of failure-free use of each machine [h])
<input type="text" value="1"/>	t - (number of types of materials used in the process at the analysed stage [pcs])
<input type="text" value="20"/>	lmt - (losses on the ith material in the process at the analysed stage [% per 1 t])
<input type="text" value="50"/>	cmt - (purchase cost of the material [ths. PLN for 1 t])
<input type="text" value="3"/>	e - (number of employees participating in the process at the analysed stage)
<input type="text" value="5.5"/>	sce - (remuneration of the hth employee in the process at the analysed stage [ths. PLN per month])
<input type="text" value="3"/>	T - (time needed to carry out the process at a given stage [h])
<input type="text" value="2"/>	pd - (planned downtime of machines [h])
<input type="text" value="1"/>	upd - (unplanned downtime of machines [h])

Calculate

Reset

Share for research

Calculations:

The total duration time (D) = **6.00**

The cost of machinery equipment in the perspective of time (C) = **0.30**

Material Losses (L) = **10.00**

The unit cost of remuneration per one working hour (U) = **0.10**

Analysis result:

There is need to more research

Rysunek 8.3.1. Wyniki analizy dla przedsiębiorstwa #1 – widok z aplikacji web (opracowanie własne)

Przedsiębiorstwo #2 ma swoją siedzibę w województwie wielkopolskim i zatrudnia 82 pracowników. Działalność produkcyjna prowadzona jest w sektorze metalowym przy wykorzystaniu technologii obróbki skrawaniem CNC. Zgodnie z wprowadzonymi parametrami wykonane zostały obliczenia:

1) Obliczenia całkowitego czasu trwania analizowanego etapu, mierzonego w godzinach:

$$D = T + pd + upd = 7 \text{ [h]};$$

$$DAm = 14 \text{ [h]}, DAm > D;$$

$$Y = 1$$

- 2) Obliczenia kosztów wyposażenia maszyn w perspektywie czasu, mierzonego w tysiącach PLN:

$$C = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,945 \text{ [tys. PLN]};$$

$$CAm = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,28 \text{ [tys. PLN]};$$

$$CAm < C;$$

$$X = \frac{C}{CAm} = 3,375$$

- 3) Obliczenia strat materiałowych powstających podczas procesu produkcyjnego, mierzonych w tysiącach PLN na 1 tonę materiału:

$$L = (lm_1cm_1 + \dots + lm_tcm_t) = 70 * 0,05 * 2 = 7 \text{ [tys. PLN na 1t materiału]};$$

$$LAm = 640 * 0,05 = 32 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału]};$$

$$LAm > L;$$

$$Z = 1;$$

- 4) Obliczenia jednostkowego kosztu wynagrodzenia za godzinę pracy:

$$U = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,5 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy]};$$

$$UAm = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,08 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy]};$$

$$UAm < U;$$

$$R = \frac{U}{UAm} = 6,25;$$

- 5) Obliczone parametry sprowadzono do wzoru:

$$WYNIK := XZYR = 1 * 3,375 * 1 * 6,25 = 21,09$$

WYNIK > 4. Scenariusz nr 3 wskazuje, że **implementacja technologii AM jest optymalna (ang. implementation of AM is optimal)**. Wprowadzone parametry przedsiębiorstwa #2, wyniki obliczeń oraz wygenerowana rekomendacja zostały zaprezentowane na rysunku 8.3.2.

Information about the company:

wielkopolskie	- company location
metal	- industrial sector
CNC	- currently used technology
82	- number of employees

Enter the data of the production process:

3	n - (number of machines involved in the process at the analysed stage [pcs])
3	s - (number of steps in the process)
900	cn - (purchase cost of the nth machine [ths. PLN])
20000	ffn - (estimated time of failure-free use of each machine [h])
2	t - (number of types of materials used in the process at the analysed stage [pcs])
5	lmt - (losses on the ith material in the process at the analysed stage [% per 1 t])
70	cmt - (purchase cost of the material [ths. PLN for 1 t])
10	e - (number of employees participating in the process at the analysed stage)
8	sce - (remuneration of the hth employee in the process at the analysed stage [ths. PLN per month])
5	T - (time needed to carry out the process at a given stage [h])
1	pd - (planned downtime of machines [h])
1	upd - (unplanned downtime of machines [h])

Calculate

Reset

Share for research

Calculations:

The total duration time (D) = **7.00**

The cost of machinery equipment in the perspective of time (C) = **0.95**

Material Losses (L) = **7.00**

The unit cost of remuneration per one working hour (U) = **0.50**

Analysis result:

Implementation of AM is optimal

Rysunek 8.3.2. Wyniki analizy dla przedsiębiorstwa #2 – widok z aplikacji web (opracowanie własne)

Przedsiębiorstwo #3 ma swoją siedzibę w województwie dolnośląskim i zatrudnia 54 pracowników. Działalność produkcyjna prowadzona jest w sektorze motoryzacyjnym przy wykorzystaniu technologii obróbki skrawaniem CNC i z wykorzystaniem plottera. Zgodnie z wprowadzonymi parametrami wykonane zostały obliczenia:

- 1) Obliczenia całkowitego czasu trwania analizowanego etapu, mierzonego w godzinach:

$$D = T + pd + upd = 5 \text{ [h];}$$

$$DAm = 14 \text{ [h]}, DAm > D;$$

Y = 1

- 2) Obliczenia kosztów wyposażenia maszyn w perspektywie czasu, mierzonego w tysiącach PLN:

$$C = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,08 \text{ [tys. PLN];}$$

$$CAm = \left(\frac{c_1}{ff_1} + \dots + \frac{c_n}{ff_n} \right) D = 0,28 \text{ [tys. PLN];}$$

$$CAm > C;$$

X = 1;

- 3) Obliczenia strat materiałowych powstających podczas procesu produkcyjnego, mierzonych w tysiącach PLN na 1 tonę materiału:

$$L = (lm_1cm_1 + \dots + lm_tcm_t) = 25 * 0,15 * 2 = 7,5 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału];}$$

$$LAm = 640 * 0,05 = 32 \text{ [tys. PLN na 1 t materiału];}$$

$$LAm > L;$$

Z = 1;

- 4) Obliczenia jednostkowego kosztu wynagrodzenia za godzinę pracy:

$$U = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,08 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy];}$$

$$UAm = \frac{sc_1 + \dots + sc_e}{160} = 0,08 \text{ [tys. PLN za 1 godzinę pracy];}$$

$$UAm = U;$$

$$R = \frac{U}{UAm} = 1.$$

- 5) Obliczone parametry sprowadzono do wzoru:

$$WYNIK := XZYR = 1 * 1 * 1 * 1 = 1$$

WYNIK = 1. Scenariusz nr 1 wskazuje, że **obecnie stosowana technologia jest optymalna (ang. current technology is optimal)**. Wprowadzone parametry przedsiębiorstwa #3, wyniki obliczeń oraz wygenerowana rekomendacja zostały zaprezentowane na rysunku 8.3.3.

Information about the company:

<input type="text" value="dolnośląskie"/>	- company location
<input type="text" value="automotive"/>	- industrial sector
<input type="text" value="CNC, plotter"/>	- currently used technology
<input type="text" value="54"/>	- number of employees

Enter the data of the production process:

<input type="text" value="4"/>	n - (number of machines involved in the process at the analysed stage [pcs])
<input type="text" value="4"/>	s - (number of steps in the process)
<input type="text" value="400"/>	cn - (purchase cost of the nth machine [ths. PLN])
<input type="text" value="100000"/>	ffa - (estimated time of failure-free use of each machine [h])
<input type="text" value="2"/>	t - (number of types of materials used in the process at the analysed stage [pcs])
<input type="text" value="15"/>	lmt - (losses on the ith material in the process at the analysed stage [% per 1 t])
<input type="text" value="25"/>	cmt - (purchase cost of the material [ths. PLN for 1 t])
<input type="text" value="2"/>	e - (number of employees participating in the process at the analysed stage)
<input type="text" value="6.5"/>	sce - (remuneration of the hth employee in the process at the analysed stage [ths. PLN per month])
<input type="text" value="3"/>	T - (time needed to carry out the process at a given stage [h])
<input type="text" value="1"/>	pd - (planned downtime of machines [h])
<input type="text" value="1"/>	upd - (unplanned downtime of machines [h])

Calculate

Reset

Share for research

Calculations:

The total duration time (D) = **5.00**

The cost of machinery equipment in the perspective of time (C) = **0.08**

Material Losses (L) = **7.50**

The unit cost of remuneration per one working hour (U) = **0.08**

Analysis result:

Current technology is optimal

Rysunek 8.3.3. Wyniki analizy dla przedsiębiorstwa #3 – widok z aplikacji web (opracowanie własne)

8.4. Ograniczenia

Przeprowadzone analizy wykonane z wykorzystaniem sieci Bayesa i sieci Petriego mają ograniczenia. Analizy dokonywane za pomocą sieci Bayesa ograniczone są poprzez algorytm prawdopodobieństwa. Metoda pozwala dokonać analizy na podstawie danych historycznych i w sytuacjach niepewnych. Analiza została ograniczona do określonej ilości artykułów z ograniczonej liczby baz artykułów. Przyjęta liczba artykułów była zdeterminowana informacjami zawartymi w artykule oraz dostępnością na zasadzie open access. Nie wszystkie wyselekcjonowane

artykuły zawierały dane przyjęte do analizy. Ograniczeniem może być również przyjęte powiązanie logiczne pomiędzy obszarami analizy. Dane pozyskane z przemysłu również są ograniczone do informacji jakie mogło przekazać badane przedsiębiorstwo, uwzględniając know-how oraz regulacje prawne. Analiza została przeprowadzona dla konkretnych obszarów, zasygnalizowanych przez przedsiębiorstwa produkcyjne w badaniach w 2019 i 2021 roku. Dalsze kierunki badań nad metodami oceny zapotrzebowania na technologie AM wykorzystujące sieci Bayesa, wiedzę z literatury i przemysłu powinny uwzględniać rozbudowę struktury sieci Bayesa o dodatkowe obszary analityczne. Analizę można wzbogacić o weryfikacje właściwości mechanicznych i jakościowych wytwarzanych elementów skupiając się na konkretnych, ograniczonych wyrobach. Dokonane analizy miały charakter wsparcia podejmowania decyzji w obszarze implementacji AM na podstawie analizy obszarów ważnych z punktu widzenia przedsiębiorstw produkcyjnych. Analizy wykonane przy pomocy sieci Petriego umożliwiły zbadanie parametrów produkcyjnych procesów prowadzonych przez przedsiębiorstwa produkcyjne oraz parametrów procesu AM. Analiza była ograniczona do parametrów przyjętych dla obszarów (1) maszyny i urządzenia, (2) organizacja i etapowość procesu wytwórczego (3) wykorzystanie zasobów materiałowych i ludzkich, (4) koszty produkcyjne i czas produkcji. Wykonane eksperymenty umożliwiły weryfikację proponowanego rozwiązania ograniczając się do wskazanych obszarów analitycznych. Przyjęto założenia, że dokonanie analizy parametrycznej z uwzględnieniem aspektu ekonomicznego pomoże średnim przedsiębiorstwom produkcyjnym z branży metalowej i motoryzacyjnej w podejmowaniu decyzji o wdrożeniu technologii AM. Założenie zostało poczynione ze względu na wyniki badań ankietowych przeprowadzonych w przemyśle, gdzie przedsiębiorstwa wskazywały ograniczenie do implementacji AM aspekt finansowy. Dokonywana analiza była ograniczona do przyjętych obszarów analitycznych, skończonej ilości parametrów oraz jednej technologii AM. Dalsze kierunki badań powinny uwzględniać rozwój modeli sieci Petriego i sieci Bayesa, ich ewentualne połączenie i rozbudowanie o kolejne moduły analityczne umożliwiające analizę dodatkowych obszarów zakłóceń, czynników wpływających na efektywność procesu produkcyjnego oraz inne technologie AM. Obszary analizy skupione były na parametrach potencjalnie wpływających na decyzje o wdrożeniu AM. Dalsze kierunki badań mogą proponować działania mające na celu udoskonalenie modeli i wprowadzenie dodatkowych parametrów, np. parametrów mechanicznych produkowanych wyrobów, analizę jakościową i wytrzymałościową produktów. Wykorzystanie aplikacji web jest krokiem w kierunku popularyzacji rozwiązania i nieograniczonego udostępnienia narzędzi dla przedstawicieli przemysłu. Dalsze kroki mogą być skierowane w stronę komercjalizacji aplikacji, rozbudowy graficznej i funkcjonalnej. W zakresie optymalizacji dostępu do rozwiązania można podjąć działania w kierunku konwersji aplikacji web do aplikacji mobilnej dostępnej również na smartfonach.

9. PODSUMOWANIE I WNIOSKI

W pracy poszukiwano rozwiązania, które umożliwi predykcję zapotrzebowania na technologię AM oraz ocenę efektywności implementacji AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych z grupy MŚP branży metalowej i motoryzacyjnej, które rozważają adaptację technologii addytywnej. W tym celu dokonano analizy literatury w obszarze metod stosowanych do modelowania procesów i zjawisk w obszarze produkcyjnym, stosowanych technologii AM oraz przeprowadzono badania ankietowe w 250 przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej w Zachodniej Polsce. Przyjęto założenia, że problem badawczy zostanie rozwiązany przy pomocy sieci Bayesa i sieci Petriego. Przeprowadzone analizy pozwoliły na ustalenie **obecnego stanu zapotrzebowania i zainteresowania wdrożeniem technologii wytwarzania przyrostowego w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej oraz metod stosowanych w celu oceny poziomu zapotrzebowania i efektywności implementacji technologii AM do produkcji**. Wyniki analizy literatury i badań ankietowych zostały zebrane, przeanalizowane i przygotowane jako dane wejściowe do zastosowania do sieci Bayesa. Model sieci Bayesa obejmuje obszary analityczne wyodrębnione podczas badań ankietowych, uwzględniając rodzaj stosowanej technologii, stosowany materiał, cel stosowania, czynniki wpływające na decyzję o wdrożeniu AM, technologię jaką jest zainteresowane przedsiębiorstwo. Model zawiera również odniesienia do sytuacji gospodarczej przedsiębiorstw produkcyjnych w czasie pandemii Covid-19. Z analizy literatury wyłoniono obszary: rodzaj materiału, rodzaj lasera, testowane właściwości (badania materiałowe) oraz dostępność wiedzy, reprezentowanej przez wskaźnik Impact Factor IF. Podczas eksperymentów zbadano relacje pomiędzy trendami naukowymi opisywanymi w literaturze a potrzebami badanych przedsiębiorstw. Wywnioskowano, że potrzeby przedsiębiorstwa mogą zostać zrealizowane na drodze wykorzystania wiedzy z dostępnych opracowań literatury ($IF < 2$). W przypadku wdrożenia technologii DMLS, przedsiębiorstwa mają największą szansę na sukces wykorzystując opracowania z grupy C, tj. $3 < IF \leq 4$ oraz deklarując chęć poszukiwania nowych technologii usprawniających pracę (w nawiązaniu do skutków pandemii Covid-19). **Zaproponowane rozwiązanie pozwala przedsiębiorstwom produkcyjnym na wykonanie analizy obszarów zapotrzebowania w kontekście wdrożenia technologii AM. Zastosowanie sieci Bayesa umożliwiło zaprojektowanie modelu, wykorzystując wiedzę pozyskaną z doświadczeń przemysłu i literatury w kontekście doświadczeń z okresu pandemii Covid-19. Wykorzystanie synergicznego połączenia tych dwóch źródeł wiedzy umożliwi minimalizację potencjalnych błędów w poszukiwaniu optymalnego rozwiązania w obszarze implementacji AM oraz wsparcie w podejmowaniu decyzji o wdrożeniu nowego rozwiązania technologicznego.**

Określenie stanu zapotrzebowania na technologie AM umożliwiło przeprowadzenie analizy w zakresie parametrów, które potencjalnie mogą mieć wpływ na podejmowanie decyzji

w obszarze implementacji AM do produkcji. Podczas modelowania sieci Petriego przyjęto założenia, które umożliwiały wprowadzenie przez przedsiębiorstwo parametrów procesu produkcyjnego oraz przeprowadzenie analizy względem parametrów procesu DMLS. Przyjęte obszary analizy procesu produkcyjnego zostały przyjęte zgodnie z obszarami uznanymi przez przedsiębiorstwo jako ważne (najczęściej wskazywane podczas badań ankietowych z 2019 r.) oraz na drodze analizy literatury. Do analizy przyjęto obszary: (1) maszyny i urządzenia, (2) organizacja i etapowość procesu wytwórczego (3) wykorzystanie zasobów materiałowych i ludzkich, (4) koszty produkcyjne i czas produkcji. Dla obszarów przyjęto wybrane parametry, które następnie zostały wykorzystane w analizie. **Zbudowano model sieci Petriego umożliwiający ocenę efektywności implementacji technologii AM do produkcji.** Model sieci Petriego na drodze analizy parametrycznej generował jeden ze scenariuszy, wskazując czy (1) obecnie stosowana technologia jest optymalna i nie rekomenduje się zmiany technologii, (2) wdrożenie AM może okazać się dobrym rozwiązaniem oraz (3) potrzeba więcej badań. W sytuacji generowania scenariusza „potrzeba więcej badań” nie jest możliwe stwierdzenie na podstawie przyjętych parametrów czy zmiana technologii będzie optymalna oraz czy pozostanie przy aktualnej technologii jest dobrym rozwiązaniem. W celu pogłębienia analizy zaprojektowano drugi model sieci Petriego, który miał umożliwiać analizę zakłóceń procesu produkcyjnego po wygenerowaniu przez pierwszy model sieci Petriego scenariusza „potrzeba więcej badań”. Przyjęto, że analizie zostaną poddane obszary związane z zarządzaniem dostawami, rotacją pracowników oraz kosztami zużycia energii elektrycznej. Drugi model sieci Petriego analizował zakłócenia powstające podczas procesu produkcyjnego oraz oceniał możliwość ich redukcji. Model sieci Petriego generował jeden z trzech scenariuszy wskazując, że (1) zaleca się przystąpienie do testów i analiz w obszarze implementacji AM, (2) należy wykonać pogłębioną analizę w obszarze możliwości redukcji zakłóceń, (3) należy wykonać więcej badań w innych obszarach wpływających na proces produkcyjny. **Eksperymentów dokonano na podstawie parametrów rzeczywistego, średniego przedsiębiorstwa produkcyjnego z branży metalowej.** Wyniki eksperymentów z wykorzystaniem modelu sieci Petriego, pozwoliły na wygenerowanie rekomendacji wskazujących, że powinno się rozważyć inwestycję w technologię AM. Wynik analizy wskazuje na istotność czynnika redukcji kosztów zatrudniania pracowników. W pozostałych obszarach nie zaobserwowano przewagi AM nad stosowaną technologią obróbki. W celu przeprowadzenia symulacji na drugim modelu, przyjęto redukcję kosztów zatrudnienia o 50%. Tym samym na drodze powtórnej analizy wygenerowano scenariusz „potrzeba więcej badań”. Drugi eksperyment wykonano na drugim modelu sieci Petriego, wprowadzając dane uzyskane od przedsiębiorstwa. W wyniku zastosowania modelu można rozważyć wdrożenie technologii AM przystępując do dalszych testów i analiz. **Wykonane eksperymenty umożliwiły dokonanie analizy parametrycznej w obszarach uznanych przez przedsiębiorstwa za ważne z punktu widzenia implementacji AM (badania z 2019 roku), potwierdzając, że zaprojektowane modele**

wspierają podejmowanie strategicznych decyzji o wdrożeniu technologii AM w wybranej klasie przedsiębiorstw produkcyjnych. Analiza umożliwia ocenę efektywności implementacji AM oraz zbadanie poziomu zakłóceń wpływających na proces produkcyjny, wspierając decydentów w procesie analizy nowych rozwiązań i implementacji nowych technologii.

W celu zwiększenia użyteczności rozwiązania zaprojektowano aplikację webową z wykorzystaniem pierwszego modelu sieci Petriego (rysunek 6.4.1.). Aplikacja webowa została zaprojektowana z wykorzystaniem platformy Angular. Aplikacja umożliwia wprowadzenie parametrów procesu produkcyjnego i dokonanie analizy zgodnie z założeniami pierwszego modelu sieci Petriego. **Weryfikacji rozwiązania w praktyce gospodarczej dokonano w trzech średnich przedsiębiorstwach produkcyjnych,** otrzymując trzy różne scenariusze w obszarze implementacji AM. Implementacja modelu sieci Petriego do aplikacji web umożliwi decydom wykonywanie analiz z dowolnego miejsca i o dowolnym czasie, warunkiem koniecznym jest dostęp do internetu.

9.1.Kierunki dalszych prac badawczych

Dalsze kierunki badań obejmują rozbudowę obszarów analitycznych z uwzględnieniem parametrów jakościowych i wytrzymałościowych produktów wytwarzanych z zastosowaniem technologii AM oraz technologii obróbki. W proponowanym rozwiązaniu uwzględnione zostały obszary wskazane przez przedsiębiorstwa produkcyjne na drodze badania ankietowego. Zastosowanie rozwiązania umożliwia przeprowadzenie analizy w ograniczonych obszarach na podstawie przyjętych parametrów odnoszących się do czasu produkcji, strat materiałowych, kosztów produkcyjnych oraz zatrudnienia pracowników. Dalsze kierunki koncentrują się na poszukiwaniu dalszych obszarów analiz dotyczących wyrobu, tj. parametrów wytrzymałościowych i parametrów jakościowych wykonanego wyrobu, energii zużytej na wyprodukowanie danego wyrobu, kosztów związanych z certyfikacją danego wyrobu, itd. Kolejnym kierunkiem badań jest poszukiwanie możliwości syntezy opracowanych modeli bazujących na sieciach Bayesa i sieciach Petriego, tak aby przedsiębiorstwo dokonujące analizy mogło za pomocą jednego narzędzia uzyskać wsparcie podejmowania decyzji dotyczące wdrożenia technologii AM

9.2.Wkład w rozwój dyscypliny: inżynieria mechaniczna

Niniejsza praca przyczynia się do rozwoju dyscypliny inżynieria mechaniczna dzięki:

1. Zdefiniowaniu stanu wykorzystywania oraz zapotrzebowania na technologie wytwarzania przyrostowego (AM) w polskich przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej;
2. Określeniu obszarów zapotrzebowania na technologie AM w produkcji za pomocą sieci Bayesa na podstawie wiedzy pozyskanej z przemysłu oraz literatury w obszarze stosowania technologii AM;

3. Ustaleniu obszarów analizy parametrycznej wpływających na efektywność implementacji technologii AM do produkcji;
4. Zaprojektowaniu rozwiązania w oparciu o sieci Petriego, które umożliwia ocenę efektywności implementacji technologii AM do produkcji i predykcję skutków wdrożenia nowych technologii;
5. Zbudowaniu oryginalnej metody oceny efektywności stosowania technologii przyrostowych w procesie produkcji oraz implikację rozwiązania do aplikacji webowej.

Bibliografia

1. Aboulkhair, N.T., Simonelli, M., Parry, L., Ashcroft, I., Tuck, C. & Hague, R. (2019). 3D printing of Aluminium alloys: Additive Manufacturing of Aluminium alloys using selective laser melting, *Progress in Materials Science*, Volume 106, 100578, ISSN 0079-6425, <https://doi.org/10.1016/j.pmatsci.2019.100578>.
2. Afanasyev, A., & Voit, N. (2016). Multiagent system to analyse manufacturing process models. In *Uncertainty Modelling in Knowledge Engineering and Decision Making* (Vol. 10, pp. 444-449). WORLD SCIENTIFIC. doi: 10.1142/9789813146976_0072
3. Agrawaal, H., & Thompson, J. E. (2021). Additive manufacturing (3D printing) for analytical chemistry. *Talanta Open*, 3, 100036. <https://doi.org/10.1016/j.talo.2021.100036>.
4. Aguilera, P.A., Fernandez, A., Fernandez, R., Rumi, R. & Salmeron, A. (2011). Bayesian networks in environmental modelling. *Environmental Modelling & Software* 26 (12), pp. 1376-1388.
5. Ahmed, N. (2019). Direct metal fabrication in rapid prototyping: A review, *Journal of Manufacturing Processes*, Volume 42, Pages 167-191, ISSN 1526-6125, <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2019.05.001>.
6. Al-Lami, A., Hilmer, P., & Sinapius, M. (2018). Eco-efficiency assessment of manufacturing carbon fiber reinforced polymers (CFRP) in aerospace industry. *Aerospace Science and Technology*, 79, 669-678.
7. Amrina, E., Ramadhani, Ch., & Vilsa, A. L. (2016). A fuzzy multi-criteria approach for sustainable manufacturing evaluation in cement industry. *Procedia CIRP*, 40, 619-624. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.01.105>.
8. Armand, K. & Toguyeni, A. (2009). Models based on Petri nets for the design of the control function of a Reconfigurable Manufacturing System. In *Proceedings of the 13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing Moscow, Russia, June 3-5, 2009*.
9. Armstrong, M., Mehrabi, H., & Naveed, N. (2022). An overview of modern metal additive manufacturing technology. *Journal of Manufacturing Processes*, 84, 1001-1029. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2022.10.060>.
10. Attaran, M. (2017). The rise of 3-D printing: The advantages of additive manufacturing over traditional manufacturing. *Business Horizons*, 60(5), 677-688. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2017.05.011>.
11. Bakhtari, A. R., Kumar, V., Waris, M. M., Sanin, C., & Szczerbicki, E. (2020). Industry 4.0 Implementation Challenges in Manufacturing Industries: an Interpretive Structural Modelling Approach. *Procedia Computer Science*, 176, 2384–2393. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.09.306>.
12. Baptista, A. J., Lourenço, E. J., Silva, E. J., Estrela, M. A., & Peças, P. (2018). MAESTRI Efficiency Framework: The Concept Supporting the Total Efficiency Index. Application Case

- Study in the Metalworking Sector. *Procedia CIRP*, 69, 318-323.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.11.066>.
13. Barkaoui, K., & Minoux, M. (1992). A polynomial-time graph algorithm to decide liveness of some basic classes of bounded Petri nets. In *Application and Theory of Petri Nets 1992* (pp. 62-75). Springer Berlin Heidelberg. doi: 10.1007/3-540-55676-1_4.
 14. Baumers, M., Tuck, C., Bourell, D., Sreenivasan, R., & Hague, R. (2011). Sustainability of additive manufacturing: Measuring the energy consumption of the laser sintering process. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 225(12), 2228-2239, <https://doi.org/10.1177/0954405411406044>.
 15. Bishop, Ch. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer.
 16. Matuszewski P. (2014). Wykorzystanie drzewa naiwnych klasyfikatorów Bayesa do klasyfikacji publikacji naukowych, Praca dyplomowa magisterska, Politechnika Warszawska Wydział Elektroniki i Technik Informacyjnych Instytut Informatyki.
 17. Beniak, J., Holdy, M., Križan, P., & Matúš, M. (2019). Research on parameters optimization for the Additive Manufacturing process. *Transportation Research Procedia*, 40, 144-149.
<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.07.024>.
 18. Best, E., Devillers, R., & Koutny, M. (2001). *Petri Net Algebra*. Springer-Verlag. doi: 10.1007/978-3-662-04457-5.
 19. Biedermann, A. & Taroni, F. (2006). Bayesian networks and probabilistic reasoning about scientific evidence when there is a lack of data, *Forensic Science International*, Volume 157, Issues 2–3, pp. 163-167.
 20. Bikas, H., Koutsoukos, S., & Stavropoulos, P. (2019). A decision support method for evaluation and process selection of Additive Manufacturing. *Procedia CIRP*, 81, 1107-1112.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.261>.
 21. Cabasino, M. P., Giua, A., & Seatzu, C. (2009). Diagnosability of bounded Petri nets. In *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) held jointly with 2009 28th Chinese Control Conference* (pp. 1254-1260). doi: 10.1109/CDC.2009.5399874.
 22. Cader, M. (2018). 3D printing in the industry. The latest trends and uses. *Automation*, 11, 26-33.
 23. Cassandras, C. G. & Lafortune, S. (2008). *Introduction to Discrete Event Systems*, Springer-Verlag, New York.
 24. Castillo, E., Gutierrez, J. M., & Hadi, A. S. (1997). Sensitivity analysis in discrete Bayesian networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 27(4), 412-423. <https://doi.org/10.1109/3468.594909>.
 25. Chen, Y., Li, Z., Al-Ahmari, A., Wu, N., & Qu, T. (2017). Deadlock recovery for flexible manufacturing systems modeled with Petri nets. *Information Sciences*, 381, 290–303.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.10.030>.
 26. Cichoń, K. & Brykalski, A. (2017). The use of 3D printers in industry. *Electrotech. Rev.* 3,

- 156–158.
27. Colorado, H., Gutiérrez Velásquez, E., & Monteiro, S. N. (2020). Sustainability of additive manufacturing: the circular economy of materials and environmental perspectives. *Journal of Materials Research and Technology*, 9(4), 8221-8234.
<https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2020.04.062>.
 28. Constantinou, A. C., Fenton, N. & Neil, M. (2016). Integrating expert knowledge with data in Bayesian networks: Preserving data-driven expectations when the expert variables remain unobserved, *Expert Systems With Applications*, 56, pp. 197-208.
 29. Costa, A., Gomes, L., Barros, J. P., Oliveira, J., & Reis, T. (2008). Petri nets tools framework supporting FPGA-based controller implementations. In 2008 34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics (pp. 2477–2482). doi: 10.1109/IECON.2008.4758345.
 30. Daemi, T., Ebrahimi, A. & Fotuhi-Firuzabad, M. (2012). Constructing the Bayesian network for components reliability importance ranking in composite power systems, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, 43 (1), pp. 474-480.
 31. Dassisti, M., Semeraro, C., & Chimenti, M. (2019). Hybrid Exergetic Analysis-LCA approach and the Industry 4.0 paradigm: Assessing Manufacturing Sustainability in an Italian SME. *Procedia Manufacturing*, 33, 655-662. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.04.086>.
 32. De Sanctis, V. (2021). ASP.NET Core 5 and Angular, Full-stack web development with .NET 5 and Angular 11 (4th ed.).
 33. Deckard, C. R. (1989). Method and apparatus for producing parts by selective sintering. USA 4863538.
 34. Desli, E., Gkoulgkoutsika, A., Sdrolia, E., & Zarotiadis, G. (2021). Eco-efficiency: A methodological framework and assessment. *Cleaner Environmental Systems*, 3.
 35. Dietrich, D.M., Kenworthy, M., & Cudney, E. A. (2019). *Additive Manufacturing Change Management: Best Practices*. CRC Press.
 36. Domingues-Olavarría, G., Márquez-Fernández, F. J., Fyhr, P., Reinap, A., Andersson, M., & Alaküla, M. (2019). Optimization of Electric Powertrains Based on Scalable Cost and Performance Models. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 55(1), 751–764. doi: 10.1109/TIA.2018.2864943.
 37. Drożdziel, M., Podolak, P., Nardi, D., & Jakubczak, P. (2021). The mechanical effects of kissing bonding defects in hybrid metal-composite laminates. *Composite Structures*, 269, 114027. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2021.114027>.
 38. Dzogbewu, T. C., Fianko, S. K., Amoah, N., Jnr, S. A., & de Beer, D. (2022). Additive manufacturing in South Africa: critical success factors. *Heliyon*, 8(11), e11852.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11852>.
 39. EOS GmbH. Electro optical systems, metal 3D printing materials and DMLS materials. <https://www.eos.info/en/additive-manufacturing/3d-printingmetal/dmls-metal-materials>; (dostęp online: 21.01.2021).

40. EOS of North America, Inc. Material Pricing, https://engineering.cmu.edu/next/_files/documents/eos-materials-price-list_06-19-14.pdf (dostęp online: 01-12-2021).
41. Everton, S.K., Hirsch, M., Stravroulakis, P., Leach, R.K. & Clare, A.T. (2016). Review of in-situ process monitoring and in-situ metrology for metal additive manufacturing, *Materials & Design*, Volume 95, Pages 431-445, ISSN 0264-1275, <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2016.01.099>.
42. Fabrisonic. (2015). Fabrisonic Technology. <http://fabrisonic.com/technology/> (dostęp online: 16.10.2019)
43. Fenton, N. E. & Neil, M. (2014). Decision Support Software for Probabilistic Risk Assessment Using Bayesian Networks, *IEEE Software*, 31(2), pp. 21-26.
44. Fierro, L. H., Cano, R., E. & García, J. I. (2020). Modelling of a multi-agent supply chain management system using Colored Petri Nets, *Procedia Manufacturing*, Volume 42, pp. 288-295.
45. Flynn, J. M., Shokran, A., Newman, S. T., & Dhokia, V. (2016). Hybrid additive and subtractive machine tools – Research and industrial developments. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 101, 79–101.
46. Gaag, L. C., & Kjaerulff, U. (1999). Making sensitivity analysis computationally efficient. In *Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*.
47. Gao, J., Folkes, J., Yilmaz, O. & Gindy, N. (2005). Investigation of a 3D non-contact measurement based blade repair integration system, *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, Vol. 77 No.1, pp. 34-41. <https://doi.org/10.1108/00022660510576028>.
48. Ghomri, L. & Alla, H. (2015). Continuous Petri Nets and Hybrid Automata for the analysis of manufacturing systems, *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, Issue 3, pp. 1024-1029, doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.218.
49. Gill, D., Smugeresky, J. E., & Atwood, C. J. (2006). Laser Engineered Net Shaping TM (LENS®) for the repair and modification of NWC metal components. SANDIA REPORT.
50. Girault, C., & Valk, R. (2003). *Petri Nets for Systems Engineering: A Guide to Modeling, Verification, and Applications*. Springer-Verlag.
51. Główny Urząd Statystyczny; Information Society in Poland in 2020.; Central Statistical Office of Poland: Warszawa, Szczecin, Poland, 2020.
52. Główny Urząd Statystyczny; Information Society in Poland. Results of Statistical Surveys in the Years 2014–2018; Central Statistical Office of Poland: Warsaw, Poland, 2018.
53. Główny Urząd Statystyczny; Information Society in Poland. Results of Statistical Surveys in the Years 2015–2019; Central Statistical Office of Poland: Warszawa, Szczecin Poland, 2019.
54. Gould, O., Simeone, A., Colwill, J., Willey, R., & Rahimifard, S. (2016). A Material Flow Modelling Tool for Resource Efficient Production Planning in Multi-product Manufacturing Systems. *Procedia CIRP*, 41, 21-26. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.12.081>.

55. Gran, B. & Helminen, A. (2001). A bayesian belief network for reliability assessment, *Comput., Safety Reliab. Secur.*, pp. 35-45.
56. Grobelna, I., & Karatkevich, A. (2021). Challenges in Application of Petri Nets in Manufacturing Systems. *Electronics*, 10(10), 2305. <https://doi.org/10.3390/electronics10192305>.
57. Grobelny, P., Furmański, Ł., & Legutko, S. (2017). Investigations of surface topography of hot working tool steel manufactured with the use of 3D print. In 13th International Conference Modern Technologies in Manufacturing MTeM 2017 - AMATUC, Cluj-Napoca, Romania, 12-13 October 2017 (Vol. 137, 02004). MATEC Web of Conferences.
58. Grobelny, P., Furmański, Ł., & Legutko, S. (2017). Selected parameters of surface topography of hot working tool steel (1.2709) manufactured with the use of 3D print. In International Multidisciplinary Conference, 12th edition 24-26 May, 2017, Baia Mare – Nyiregyhaza (Romania – Hungary).
59. Hafner, M., Popescu, M., Boglietti, A., & Cavagnino, A. (2016). Analytic Modeling of Inverter-Fed Induction Machines—A Practical Approach for Matching Measurement and Simulation Data. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 52(6), 4710–4718. doi: 10.1109/TIA.2016.2594039.
60. Hassan, A., Siadat, A., Dantan, J.-Y., & Martin, P. (2010). Conceptual process planning – an improvement approach using QFD, FMEA, and ABC methods. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 26(4), 392-401. doi: 10.1016/j.rcim.2009.12.002S.
61. Bagalagel, S. & ElMaraghy, W. (2020). Product mix optimization model for an Industry 4.0-enabled manufacturing-remanufacturing system, *Procedia CIRP*, vol. 93, (pp. 204–209), Jan. 2020, doi: 10.1016/j.procir.2020.03.029.
62. Hawes, G.F., Rehman, S. & Pope, M.A. (2020). Rapid prototyping of electrochemical energy storage devices based on two dimensional materials, *Current Opinion in Electrochemistry*, Volume 20, Pages 36-45, ISSN 2451-9103, <https://doi.org/10.1016/j.coelec.2020.02.006>.
63. Hayes, A. C., Osio-Norgaard, J., Miller, S., Whiting, G. L., & Vance, M. E. (2021). Air pollutant emissions from multi jet fusion, material-jetting, and digital light synthesis commercial 3D printers in a service bureau. *Building and Environment*, 202, 108008. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108008>.
64. Heng, Z., Aiping, L., Xuemei, L., Liyun, X. & Moroni, G. (2007). Modeling and Performance Evaluation of Multistage Serial Manufacturing Systems with Re-work Loops and Product Polymorphism, *Procedia CIRP*, vol. 63, pp. 471-476, doi.org/10.1016/j.procir.2017.03.347.
65. Hertlein, N., Deshpande, S., Venugopal, V., Kumar, M., & Anand, S. (2020). Prediction of selective laser melting part quality using hybrid Bayesian network. *Additive Manufacturing*, 32, 101089. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2020.101089>.
66. Hettiarachchi, B. D., Brandenburg, M., & Seuring, S. (2022). Connecting additive manufacturing to circular economy implementation strategies: Links, contingencies and

- causal loops. *International Journal of Production Economics*, 246, 108414.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2022.108414>.
67. Hull, C. W. (1986). *Apparatus for production of three-dimensional objects by stereolithography*. USA 4575330.
 68. İftar, A. (2016). Supervisory Control of Manufacturing Systems Modeled by Timed Petri Nets, *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, Issue 31, pp. 120-124, doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.12.172.
 69. ISO/ASTM 52900:2021 - Additive manufacturing — General principles — Fundamentals and vocabulary.
 70. Jasiński, D., Cinelli, M., Dias, L. C., Meredith, J., & Kirwan, K. (2018). Assessing supply risks for non-fossil mineral resources via multi-criteria decision analysis. *Resources Policy*, 58, 150-158. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2018.05.008>.
 71. Jeng, M. D. & Chen, S. C. (1999). Heuristic search based on Petri net structures for FMS scheduling, *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 35, no. 1, pp. 196-202, Jan.-Feb., doi: 10.1109/28.740865.
 72. K. Maxey, Metal sintering meets industrial needs with the eos m 290, www.engineering.com/3DPrinting/3DPrintingArticles/ArticleID/7829/Metal-Sintering-Meets-Industrial-Needs-with-the-EOS-M-290.aspx, (dostęp online: 05.06.2020), Jun. 2014.
 73. Kabir, S. & Papadopoulos, Y. (2019). Applications of Bayesian networks and Petri nets in safety, reliability, and risk assessments: A review, *Safety Science*, Volume 115, pp. 154-175.
 74. Kadkhoda-Ahmadi, S., Hassan, A., & Asadollahi-Yazdi, E. (2019). Activity modeling of preliminary additive manufacturing process planning. *Procedia CIRP*, 84, 874-879. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.05.018>.
 75. Kaid, H., Al-Ahmari, A., Li, Z., & Davidrajuh, R. (2020). Automatic Supervisory Controller for Deadlock Control in Reconfigurable Manufacturing Systems with Dynamic Changes. *Applied Sciences*, 10(15), art. no. 5274. <https://doi.org/10.3390/app10155274>.
 76. Karatkevich, A. & Wiśniewski, R. (2020). A Polynomial-Time Algorithm to Obtain State Machine Cover of Live and Safe Petri Nets. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 50(10), 3592–3597. doi: 10.1109/TSMC.2018.2888904.
 77. Karatkevich, A. (2007). *Dynamic Analysis of Petri Net-Based Discrete Systems*. Springer-Verlag.
 78. Karayuz, I. & Bidyuk, P. (2015). Forecasting GDP growth rate in Ukraine with alternative models. *Applied Computer Science*, 11(3), pp. 88-97.
 79. Karoluk, M., Pawlak, A., & Chlebus, E. (2014). The use of SLM incremental technology in the processing of Ti-6Al-7Nb titanium alloy for biomedical applications. *Current Problems of Biomechanics*, 8.

80. Koh, I., & DiCesare, F. (1990). Transformation methods for generalized Petri nets and their applications to flexible manufacturing systems. In Proceedings of Rensselaer's Second International Conference on Computer Integrated Manufacturing (pp. 364–371).
81. Kozłowski, E., Mazurkiewicz, D., Żabiński, T., Prucnal, S., & Sęp, J. (2019). Assessment model of cutting tool condition for real-time supervision system. *Maintenance and Reliability*, 21(4), 679-685. <http://dx.doi.org/10.17531/ein.2019.4.18>.
82. Królikowski, M. A., & Krawczyk, M. B. (2018). Machining and incremental techniques as integral stages of the hybrid production process from metals in Industry 4.0. *Mechanic*, 8-9.
83. Ku, T. T., Li, C. S., Lin, C. H., Chen, C. S. & Hsu, C. T. (2020). Faulty Line-Section Identification Method for Distribution Systems Based on Fault Indicators, *IEEE Transactions on Industry Applications*, doi: 10.1109/TIA.2020.3045672.
84. Kumar, M., & Mani, M. (2021). Towards an interdisciplinary framework for effective sustainability assessment in manufacturing. *Procedia CIRP*, 98, 79-84. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.006>.
85. Kumar, M., & Mani, M. (2021). Towards an interdisciplinary framework for effective sustainability assessment in manufacturing. *Procedia CIRP*, 98, 79-84. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.01.026>.
86. Kuznetsov, A. P., Koriath, H. J., Kalyashina, A. V., & Langer, T. (2018). Equivalence assessment method for the resource efficiency of equipment, technologies and production systems. *Procedia Manufacturing*, 21, 525-532.
87. Kuznetsov, A. P., Koriath, H.-J., & Kalyashina, A. V. (2017). Comparative Integrated Manufacturing Efficiency in Production Engineering. *Procedia CIRP*, 63, 527-532. doi: 10.1016/j.procir.2017.03.135.
88. Lacheheb, M., N., Hameurlain, N. & Maamri, R. (2020). Resources consumption analysis of business process services in cloud computing using Petri Net, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Volume 32, Issue 4, pp. 408-418.
89. Latorre-Biel, J. I., Faulín, J., Juan, A. A. & Jiménez-Macías, E. (2018). Petri Net Model of a Smart Factory in the Frame of Industry 4.0, *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, Issue 2, pp. 266-271, doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.03.046.
90. Lazai, M., Santos, L. C. P., Chamie, N. R. G., Pierezan, R., Loures, E. R., Santos, E. P. D., Costa, S. E. G., & Lima, E. P. D. (2020). Automated System Gains in Lean Manufacturing Improvement Projects. *Procedia Manufacturing*, 51, 1340-1347. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.09.236>.
91. Lee, J. K. Y., Gholami, H., Medini, K., & Salameh, A. A. (2023). Hierarchical analysis of barriers in additive manufacturing implementation with environmental considerations under uncertainty. *Journal of Cleaner Production*, 408, 137221. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137221>.
92. Lefebvre, D. (2016). Deadlock-free scheduling for flexible manufacturing systems using

- untimed Petri nets and model predictive control, *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, Issue 12, 2016, pp. 384-389, doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.07.635.
93. Leifeld, T., Zhang, Z. & Zhang, P. (2019). Overview and comparison of approaches towards an algebraic description of discrete event systems, *Annual Reviews in Control*, Volume 48, Pages 80-88, ISSN 1367-5788, <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2019.09.007>.
 94. Leontaritis, A., Nassehi, A., & Yon, J. M. (2020). A Monte Carlo Analysis of the Effects of Geometric Deviations on the Performance of Magnetic Gears. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(5), 4857–4869. doi: 10.1109/TIA.2020.3008115.
 95. Li, B., Khlif-Bouassida, M., & Toguyéni, A. (2018). On-The-Fly Diagnosability Analysis of Bounded and Unbounded Labeled Petri Nets Using Verifier Nets. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 28(2), 269-281. <https://doi.org/10.2478/amcs-2018-0020>.
 96. Li, S., Zhang, S., Habetler, T. G., & Harley, R. G. (2019). Modeling, Design Optimization, and Applications of Switched Reluctance Machines—A Review. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 55(3), 2660–2681. doi: 10.1109/TIA.2019.2897965.
 97. Li, Z., & Zhou, M. (2006). Two-Stage Method for Synthesizing Liveness-Enforcing Supervisors for Flexible Manufacturing Systems Using Petri Nets. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2(4), 313-325. <https://doi.org/10.1109/TII.2006.885558>.
 98. Li, Z., & Zhou, M. (2006). Two-Stage Method for Synthesizing Liveness-Enforcing Supervisors for Flexible Manufacturing Systems Using Petri Nets. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2(4), 313-325. doi: 10.1109/TII.2006.885185.
 99. Li, Z., Zhou, M., & Wu, N. (2008). A Survey and Comparison of Petri Net-Based Deadlock Prevention Policies for Flexible Manufacturing Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 38(2), 173-188. <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2007.912684>.
 100. Liang, S. (2018). An ontology-oriented knowledge methodology for process planning in additive layer manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 53, 28-44. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2018.03.003>.
 101. Liang, X.F., Wang, H.D., Yi, H. & Li, D. (2017). Warship reliability evaluation based on dynamic bayesian networks and numerical simulation, *Ocean Engineering*, Volume 136, Pages 129-140, ISSN 0029-8018, <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2017.03.023>.
 102. Lin, H., Fan, Y., & Newman, S. T. (2009). Manufacturing process analysis with support of workflow modelling and simulation. *International Journal of Production Research*, 47(7), 1773-1790. doi: 10.1080/00207540701644151.
 103. Litos, L., Gray, D., Johnston, B., Morgan, D., & Evans, S. (2017). A Maturity-based Improvement Method for Eco-efficiency in Manufacturing Systems. *Procedia Manufacturing*, 8, 160-167.
 104. Liu, H., C, You, J., X., Li, Z.,W. &Tian, G. (2017). Fuzzy Petri nets for knowledge

- representation and reasoning: A literature review, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 60, pp. 45–56.
105. Liu, H., C., Lin, Q., L., Mao, L.X. & Zhang, Z.Y. (2013). Dynamic adaptive fuzzy Petri nets for knowledge representation and reasoning, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst.* 43, pp. 1399–1410.
 106. Liu, M., Wang, S. G., Zhou, M. C., Liu, D., Al-Ahmari, A., Qu, T., Wu, N. Q., & Li, Z. W. (2017). Deadlock and liveness characterization for a class of generalized Petri nets. *Information Sciences*, 420, 403-416. doi: 10.1016/j.ins.2017.08.014
 107. Liu, S., Zhu, H., Peng, G., Yin, J., & Zeng, X. (2018). Microstructure prediction of selective laser melting AlSi10Mg using finite element analysis. *Materials & Design*, 142, 319-328.
 108. Liu, W., Song, H., & Huang, C. (2020). Maximizing mechanical properties and minimizing support material of PolyJet fabricated 3D lattice structures. *Additive Manufacturing*, 35, 101257. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2020.101257>.
 109. Liu, Y. J., Liu, Z., Jiang, Y., Wang, G. W., Yang, Y., & Zhang, L. C. (2018). Gradient in microstructure and mechanical property of selective laser melted AlSi10Mg. *Journal of Alloys and Compounds*, 735, 1414-1421.
 110. Liu, Z., Ning, F., Cong, W., Jiang, Q., Li, T., Zhang, H., & Zhou, Y. (2016). Energy Consumption and Saving Analysis for Laser Engineered Net Shaping of Metal Powders. *Energies*, 9(9), 763. <https://doi.org/10.3390/en9090763>.
 111. Long, G. J., Lin, B. H., Cai, H. X., & Nong, G. Z. (2020). Developing an Artificial Intelligence (AI) Management System to Improve Product Quality and Production Efficiency in Furniture Manufacture. *Procedia Computer Science*, 166, 486-490. doi: 10.1016/j.procs.2020.02.060.
 112. Louazani, A., & Sekhri, L. (2020). Time Petri Nets based model for CL-MAC protocol with packet loss. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 32(4), 522-528. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.09.011>.
 113. Low, Z.X., Chua, J.T., Ray, B.M., Mattia, D, Metcalfe, I.S. & Patterson, D.A. (2016). Perspective on 3D printing of separation membranes and comparison to related unconventional fabrication techniques, *Journal of Membrane Science*, Volume 523, 2017, Pages 596-613, ISSN 0376- 7388, <https://doi.org/10.1016/j.memsci.2016.10.006>.
 114. Luo, J., Liu, Z., & Zhou, M. (2019). A Petri Net Based Deadlock Avoidance Policy for Flexible Manufacturing Systems With Assembly Operations and Multiple Resource Acquisition. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(6), 3379-3387.
 115. Mansour, M.M., Wahab, M.A.A. & Soliman, W.M. (2013). Petri nets for fault diagnosis of large power generation station, *Ain Shams Engineering Journal*, Volume 4, Issue 4, Pages 831-842, ISSN 2090-4479, <https://doi.org/10.1016/j.asej.2013.04.006>.
 116. Marrey, M., Malekipour, E., El-Mounayri, H., & Faierson, E. J. (2019). A framework for optimizing process parameters in powder bed fusion (PBF) process using artificial neural

- network (ANN). *Procedia Manufacturing*, 33, 505-515, <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.06.214>.
117. Martin, N. L., Dér, A., Herrmann, Ch., & Thiede, S. (2020). Assessment of smart manufacturing solutions based on extended value stream mapping. *Procedia CIRP*, 93, 371-376. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.09.059>.
 118. Martínez, J., & Silva, M. (1982). A simple and Fast Algorithm to Obtain all Invariants of a Generalised Petri Net. In *Application and Theory of Petri Nets* (pp. 301–310). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-11895-9_29.
 119. Mazurkiewicz, A. (2017). Analysis of the print quality of an element made of ABS thermoplastic made in FDM technology. *Buses – Technology. Operation, Transport Systems*, 6.
 120. Mehesh, M., Brandon, M., Lane, M., Donmez, A., Feng, S. C., & Moylan, S. P. (2017). A review on measurement science needs for real-time control of additive manufacturing metal powder bed fusion processes. *International Journal of Production Research*, 55(5), 1-19.
 121. Mele, M., Campana, G., & Monti, G. L. (2020). A Decision Method to Improve the Sustainability of Post Processing in Multi Jet Fusion Additive Manufacturing. *Procedia Manufacturing*, 43, 2-9. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.101>.
 122. Mellor, S., Hao, L., & Zhang, D. (2014). Additive manufacturing: A framework for implementation. *International Journal of Production Economics*, 149, 194-201. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.07.008>.
 123. Michopoulos, J. G., Lambrakos, S., & Iliopoulos, A. (2014). Multiphysics challenges for controlling layered manufacturing. 34th Computers and Information in Engineering Conference, New York.
 124. Müller, S., & Westkämper, E. (2018). Modelling of Production Processes: A Theoretical Approach to Additive Manufacturing. *Procedia CIRP*, 72, 1524-1529. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.010>.
 125. Murata, T. (1989). Petri nets: Properties, analysis and applications. *Proceedings of the IEEE*, 77(4), 541–580. doi: 10.1109/5.24143.
 126. Nagarajan, B., Hu, Z., Song, X., Zhai, W. & Wei, J. (2019). Development of Micro Selective Laser Melting: The State of the Art and Future Perspectives, *Engineering*, Volume 5, Issue 4, Pages 702-720, ISSN 2095-8099, <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.07.002>.
 127. Narciso, D. A. C., & Martins, F. G. (2020). Application of machine learning tools for energy efficiency in industry: A review. *Energy Reports*, 6, 1181-1199. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.05.041>.
 128. Nasiri, S., Khosravani, M.R. & Weinberg, K. (2017). Fracture mechanics and mechanical fault detection by artificial intelligence methods: A review, *Engineering Failure Analysis*, Volume 81, Pages 270-293, ISSN 1350-6307, <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2017.07.011>.

129. NextManufacturing Carnegie Mellon University, Details and cost, <https://engineering.cmu.edu/next/facilities/details-cost.html>, (dostęp online: 05.07.2020).
130. Nowotny, S., Scharek, S., Beyer, E. & Richter, K.H. (2007). Laser Beam Build-Up Welding: Precision in Repair, Surface Cladding, and Direct 3D Metal Deposition. *Journal of Thermal Spray Technology.*, 16. 344-348. 10.1007/s11666-007 9028-5.
131. Oczos, K. E. (2008). The growing importance of Rapid Manufacturing in the incremental development of products. *Mechanic*, 4, 241-257.
132. Okoji, A. I., Anozie, A. N., Omoleye, J. A., Taiwo, A. E., & Osulale, F. N. (2021). Energetic assessment of a precalcining rotary kiln in a cement plant using process simulator and neural networks. *Alexandria Engineering Journal*.
133. Olbryś J. (2007). Sieć bayesowska jako narzędzie pozyskiwania wiedzy z ekonomicznej bazy danych, *Zeszyty Naukowe Politechniki Białostockiej. Informatyka*, Z. 2.
134. Oyesola, O. M., Mpofu, K., Mathe, N. R., & Daniyan, I. (2019). Development of an integrated design methodology model for quality and throughput of Additive Manufacturing processes. *Procedia CIRP*, 84, 688-693. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.177>.
135. Palominos, P., Quezada, L., Donoso, J., & Gonzalez, M. (2019). A Model of Economic Evaluation for the Acquisition of Flexible Manufacturing Technologies. *Procedia Manufacturing*, 39, 565–573. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.01.420>.
136. Patalas-Maliszewska, J. & Topczak, M. (2021). A new management approach based on Additive Manufacturing technologies and Industry 4.0 requirements, *Advances in Production Engineering & Management*, Vol. 16, no. 1, 125-135, ISSN: 1854-6250, DOI: 10.14743/apem2021.1.389.
137. Patalas-Maliszewska, J., Feldshtein, E., Devojno, O., Śliwa, M., Kardapolava, M. & Lutsko, N. (2020). Single Tracks as a Key Factor in Additive Manufacturing Technology-Analysis of Research Trends and Metal Deposition Behaviour. *Materials (Basel, Switzerland)*, 13(5), 1115.
138. Patalas-Maliszewska, J., Śliwa, M. & Topczak, M. (2021). Modelling the Demand for AM Technologies in Polish Manufacturing Enterprises Using Bayesian Networks, *Applied Sciences*, 2021, Vol. 11, no. 2, 1-17, ISSN: 2076-3417, DOI: 10.3390/app11020601.
139. Patalas-Maliszewska, J., Topczak, M. & Kłos, S. (2020). The Level of the Additive Manufacturing Technology Use in Polish Metal and Automotive Manufacturing Enterprises. *Appl. Sci.*, 10:735.
140. Patalas-Maliszewska, J., Topczak, M., Mrugalski, M. & Rehm, M. (2023). [w druku]. An Intelligent Support System for Additive Manufacturing technology investment decision, *IFAC 2023*.
141. Patalas-Maliszewska, J., Topczak, M. (2023). Assessment of energy consumption in the context of implementing additive manufacturing technologies: Evidence from Polish small

- and medium sized production companies. *Energy for Sustainable Development*, 73, 355-364. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2023.03.003>.
142. Patalas-Maliszewska, J., Wiśniewski, R., Topczak, M., & Wojnakowski, M. (2022). Modelling of the effectiveness of integrating additive manufacturing technologies into Petri net-based manufacturing systems. In *Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE) (#)*, (pp. 1-9). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE51865.2022.9497771>.
 143. Patalas-Maliszewska, J., Wiśniewski, R., Topczak, M., & Wojnakowski, M. (2022). Design Optimization of the Petri Net-based Production Process Supported by Additive Manufacturing Technologies. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*, 70(2), e140693. <https://doi.org/10.24425/bpasts.2022.140693>.
 144. Pawanr, S., Tanishk, T., Gulati, A., Garg, G. K., & Routroy, S. (2021). Fuzzy-TOPSIS based multi-objective optimization of machining parameters for improving energy consumption and productivity. *Procedia CIRP*, 102, 192-197. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.027>.
 145. Penaranda, X., Moralejo, S., Lamikiz, A. & Figueras, J. (2017). An adaptive laser cladding methodology for blade tip repair. *Int J Adv Manuf Technol* 92, 4337–4343, <https://doi.org/10.1007/s00170-017-0500-1>.
 146. Piña Ortega, A. J., Paul, S., Islam, R., & Xu, L. (2016). Analytical model for predicting effects of manufacturing variations on cogging torque in surface-mounted permanent magnet motors. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 52(4), 3050-3061. doi: 10.1109/TIA.2016.2554102.
 147. Pirola, F., Pezzotta, G., & Rondini, A. (2019). Early-stage assessment of PSS concepts: A case study in automation industry. *Procedia CIRP*, 83, 236-241. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.070>.
 148. Qi, Q., Pagani, L., Scott, P., & Jiang, X. (2018). A categorical framework for formalising knowledge in additive manufacturing. *Procedia CIRP*, 75, 87-91. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.04.076>.
 149. Qiao, L., Kao, S., & Zhang, Y. (2011). Manufacturing process modelling using process specification language. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 55(5), 549-563. doi: 10.1007/s00170-010-3115-3.
 150. Rahimi, M., Esfahanian, M., & Moradi, M. (2014). Effect of reprocessing on shrinkage and mechanical properties of ABS and investigating the proper blend of virgin and recycled ABS in injection molding. *Journal of Materials Processing Technology*, 214(10), 2037-2045. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2014.04.028>.
 151. Ramírez-Noriega, A., Juárez-Ramírez, R. & Martínez-Ramírez, Y. (2017). Evaluation module based on Bayesian networks to Intelligent Tutoring Systems. *Int. J. Inf. Manag.*, 37:1488–1498.

152. Ramirez-Trevino, A., Rivera-Rangel, I., & López-Mellado, E. (2003). Observability of discrete event systems modeled by interpreted petri nets. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 19, 557-565. <https://doi.org/10.1109/TRA.2003.809322>.
153. Rao, P. (2019). The final step toward quality in additive manufacturing. Analyzing and fixing problems on the fly in AM can smooth out defects, variances, *ISE Magazine*.
154. Rashid, A., Khan, S. A., Al-Ghamdi, S., & Koç, M. (2020). Additive manufacturing: Technology, applications, markets, and opportunities for the built environment. *Automation in Construction*, 118, 103268. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103268>.
155. Rebello, S., Yu, H. & Ma, L. (2019). An integrated approach for real-time hazard mitigation in complex industrial processes, *Reliability Engineering & System Safety*, Volume 188, 2019, Pages 297-309, ISSN 0951-8320, <https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.03.037>.
156. Reddy, G. B., Murty, S. S. N., & Ghosh, K. (1993). Timed Petri Net: An Expedient Tool for Modelling and Analysis of Manufacturing Systems. *Matkl. Comput. Modelling*, 18(9), 17-30. doi: 10.1016/0895-7177(93)90129-L.
157. Reisig, W. (1985). Nets Consisting of Places and Transitions. In W. Reisig (Ed.), *Petri Nets: An Introduction* (pp. 62–76). Springer. doi: 10.1007/978-3-642-69968-9_6.
158. Rosário, C. R., Kipper, L. M., Frozza, R. & Mariani, B. B. (2015). Modeling of tacit knowledge in industry: Simulations on the variables of industrial processes, *Expert Systems with Applications*, Volume 42, Issue 3, pp. 1613-1625.
159. Rumman, R., Lewis, D. A., Hascoet, J. Y., & Quinton, J. S. (2019). Laser metal deposition and wire arc additive manufacturing of materials: An overview. *Archives of Metallurgy & Materials*, 64(2), 467-473.
160. Sanchez, F. C., Boudaoud, H., Camargo, M., & Pearce, J. (2020). Plastic recycling in additive manufacturing: A systematic literature review and opportunities for the circular economy. *Journal of Cleaner Production*, 264, 121602. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121602>.
161. Sanfilippo, E., M.; Belkadi, F.; Bernard, A. (2019). Ontology-based knowledge representation for additive manufacturing, *Computers in Industry*, Volume 109, (pp. 182-194), ISSN 0166-3615, <https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.03.006>.
162. Sathishkumar, N., Vivekanandan, N., Balamurugan, L., Arunkumar, N., & Ahamed, I. (2020). Mechanical Properties of Triply Periodic Minimal Surface based lattices made by Polyjet Printing. *Materials Today: Proceedings*, 22(4), 794-800. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.03.427>.
163. Shen, Y., Zhang, X., & Shi, L. (2022). Joint optimization of production and maintenance for a serial–parallel hybrid two-stage production system. *Reliability Engineering & System Safety*, 226, doi: 10.1016/j.ress.2022.108600.
164. Shin, J., Kim, S. & Lee, J.M. (2015). Production and inventory control of auto parts based on predicted probabilistic distribution of inventory, *Digital Communications and Networks*, Volume 1, Issue 4, 2015, Pages 292-301, ISSN 2352-8648,

- <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2015.10.002>.
165. Siemiński, P., & Budzik, G. (2015). Additive manufacturing technologies. 3D printing. Warsaw University of Technology, Warsaw.
 166. Silva, J. M., Javales, R. & Silva, J. R. (2019). A new Requirements Engineering approach for Manufacturing based on Petri Nets, IFAC-PapersOnLine, vol. 52, Issue 10, pp. 97-102, doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.10.006.
 167. Solidscape, A Stratasys Company. (2015). 3D Printing Solutions. <http://www.solidscape.com/products/3d-wax-printers-rapid-prototyping-services-dimension-3d-printers> (dostęp online: 16.10.2019).
 168. Srivastava, M., Rathee, S., Maheshwari, S., & Kundra, T. (2020). Additive Manufacturing Fundamentals and Advancements. Boca Raton: CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781351049382>.
 169. Stavropoulos, P., & Foteinopoulos, P. (2018). Modelling of additive manufacturing processes: A review and classification. *Manufacturing Review*, 5, 2. <https://doi.org/10.1051/mfreview/2017014>.
 170. Sukthomya, W., & Tannock, J. (2005). The optimisation of neural network parameters using Taguchi's design of experiments approach: an application in manufacturing process modelling. *Neural Computing and Applications*, 14(4), 337-344. doi: 10.1007/s00521-005-0470-3.
 171. Takata, N., Kodaira, H., Suzuki, A., & Kobashi, M. (2017). Size dependence of microstructure of AlSi10Mg alloy fabricated by selective laser melting. *Materials Characterization*.
 172. Thakar, C. M., Deshmukh, S. P., & Mulla, T. A. (2020). A Review on Selective Deposition Lamination 3D Printing Technique. *Int J Adv Sci Res Eng Trends*, 4, 7-11.
 173. The Economist. Special Report: A Third Industrial Revolution, 2012. <http://www.economist.com/node/21552901> (dostęp on-line: 29.06.2021 r.).
 174. Topczak, M. & Patalas-Maliszewska, J. (2021). Potrzeby przedsiębiorstw produkcyjnych branż motoryzacyjnej i metalowej w obszarze prac badawczo-rozwojowych w kontekście Przemysłu 4.0 - wyniki badań ankietowych”, w: *Inżynieria zarządzania : cyfryzacja produkcji. Aktualności badawcze 3, 2021 / red. nauk. R. Knosala, Warszawa: Polskie Wydaw. Ekonomiczne*, ss. 245-253, ISBN: 9788320824568.
 175. Topczak, M. & Śliwa, M. (2021). Assessment of the possibility of using Bayesian nets and Petri nets in the process of selecting additive manufacturing technology in a manufacturing company, *Applied Computer Science*, Vol. 17, no. 1, 5-16, DOI: 10.23743/acs-2021-01.
 176. Uenal, T., Gahn, L., Kittel, J., Gasser, A. & Schleifenbaum, J. (2020). Process Development for Tip Repair of Complex Shaped Turbine Blades with IN718. *Procedia Manufacturing*. 47., 1050- 1057. [10.1016/j.promfg.2020.04.114](https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.04.114).

177. Wang, X., Strous, T. D., Lahaye, D., Polinder, H., & Ferreira, J. A. (2016). Modeling and Optimization of Brushless Doubly-Fed Induction Machines Using Computationally Efficient Finite-Element Analysis. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 52(6), 4525–4534. doi: 10.1109/TIA.2016.2593715.
178. Weeber, M., Frötschner, B., Böhner, J., & Steinhilper, R. (2016). Energy Efficiency in Assembly Systems. *Procedia CIRP*, 44, 334-340.
179. Weeber, M., Wanner, J., Schlegel, P., Birke, K. P., & Sauer, A. (2020). Methodology for the Simulation based Energy Efficiency Assessment of Battery Cell Manufacturing Systems. *Procedia Manufacturing*, 43, 32-39.
180. Wenzelburger, P. & Allgöwer, F. (2019). A Petri Net Modeling Framework for the Control of Flexible Manufacturing Systems, *IFAC-PapersOnLine*, vol. 52, Issue 13, pp. 492-498, doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.111.
181. Weyand, A., Rommel, C., Zeulner, J., Sossenheimer, J., Weigold, M., & Abele, E. (2021). Method to increase resource efficiency in production with the use of MFCA. *Procedia CIRP*, 98, 264-269. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.01.036>.
182. Wieleba, R. (2011). Knowledge Engineering in the expert systems. *Sci. Notebooks Warsaw Univ. Inf. Technol.*, 5:95–216.
183. Wippermann, A., Gutowski, T. G., Denkena, B., Dittrich, M. A., & Wessargues, Y. (2020). Electrical energy and material efficiency analysis of machining, additive and hybrid manufacturing. *Journal of Cleaner Production*, 259, 119731. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119731>.
184. Wiśniewski, R. (2017). Prototyping of Concurrent Control Systems Implemented in FPGA Devices. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-54528-8>.
185. Wiśniewski, R., Karatkevich, A., Adamski, M., Costa, A., & Gomes, L. (2018). Prototyping of Concurrent Control Systems With Application of Petri Nets and Comparability Graphs. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 26(2), 575–586. doi: 10.1109/TCST.2017.2692204.
186. Wiśniewski, R., Patalas-Maliszewska, J., Wojnakowski, M., & Topczak, M. (2022). Interpreted Petri Nets in Modelling and Analysis of Physical Resilient Manufacturing Systems. In *Proceedings of the International Conference on Systems, Man, and Cybernetics - IEEE SMC 2022 (#)*, (pp. 1096-1102). New York: IEEE Xplore. <https://doi.org/10.1109/SMC52214.2022.00010>.
187. Wiśniewski, R., Patalas-Maliszewska, J., Wojnakowski, M., & Topczak, M. (2023). [w druku] Modelling and Analysis of a Petri net-based System Supporting Implementation of Additive Manufacturing Technologies, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*.

188. Wiśniewski, R., Wojnakowski, M., & Stefanowicz, Ł. (2018). Safety analysis of Petri nets based on the SM-cover computed with the linear algebra technique. *AIP Conference Proceedings*, 2040(1), 080008. doi: 10.1063/1.5079106.
189. Wojnakowski, M., Wiśniewski, R., Bazydło, G., & Popławski, M. (2021). Analysis of safeness in a Petri net-based specification of the control part of cyber-physical systems. *AMCS*, 31(4), 647–657. <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04039-w>.
190. Wu, W., Li, X., Liu, Q., Fuh, J. Y. H., Zheng, A., Zhou, Y., Ren, L., & Li, G. (2022). Additive manufacturing of bulk metallic glass: Principles, materials and prospects. *Materials Today Advances*, 16, 100319. <https://doi.org/10.1016/j.mtadv.2022.100319>.
191. Yang, X., Barrett, R. A., Tong, M., Harrison, N. M., & Leen, S. B. (2021). Towards a process-structure model for Ti-6Al-4V during additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Processes*, 61, 428–439. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.11.033>.
192. Yang, Y., Wang, G., Liang, H., Gao, C., Peng, S., Shen, L., & Shuai, C. (2019). Additive manufacturing of bone scaffolds. *Int J Bioprint*, 5(1), 148. <http://dx.doi.org/10.18063/IJB.v5i1.148>.
193. Yanrong, H. & Yang, S. X. (2004). A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot. In *Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA '04. 2004 IEEE International Conference on*, Vol. 5, pp. 4350-4355.
194. Yi, L., Gläßner, Ch., & Aurich, J. C. (2019). How to integrate additive manufacturing technologies into manufacturing systems successfully: A perspective from the commercial vehicle industry. *Journal of Manufacturing Systems*, 53, 195-211. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.03.002>.
195. Yongli, Z., Limin, H., Ligu, Z. & Yan, W. (2008). Bayesian network based time-sequence simulation for power system reliability assessment, *Seventh Mexican International Conference on Artificial Intelligence, IEEE (2008)*, pp. 271-277.
196. Ziev, T., Rasouli E., Noelly-Tano, I., Wu, Z., Rao, S.Y., Lamprinakos, N., Narayanan, V., Rollet, A.D., Vaishnav, P. (2022) Economics of an Additive Manufactured Heat Exchanger for Concentrating Solar Power, *Applied Energy*, <https://doi.org/10.31224/osf.io/nu9qg>.
197. Zhang, C., Zhou, G., He, J., Li, Z., & Cheng, W. (2019). A data- and knowledge-driven framework for digital twin manufacturing cell. *Procedia CIRP*, 83, 345-350. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.084>.
198. Zheng, J., Chen, A., Zheng, W., Zhou, X., Bai, B., Wu, J., Ling, W., Ma, H., & Wang, W. (2020). Effectiveness analysis of resources consumption, environmental impact and production efficiency in traditional manufacturing using new technologies: Case from sand casting. *Energy Conversion and Management*, 209, doi: 10.1016/j.enconman.2020.112671.
199. Zhu, Q., Zhou, M., Qiao, Y., & Wu, N. (2018). Petri Net Modeling and Scheduling of a Close-Down Process for Time-Constrained Single-Arm Cluster Tools. *IEEE Transactions on*

Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 48(3), 389–400.
<https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2635584>.

Wykaz tabel

Tabela 3.1.1. Obszary opłacalności technologii przyrostowych i subtraktywnych).....	29
Tabela 3.2.1. Zastosowanie technologii AM w przedsiębiorstwach produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej	31
Tabela 4.1.1. Metody modelowania wykorzystywane w obszarze procesów produkcyjnych.....	34
Tabela 4.4.1. Porównanie zastosowania sieci Bayesa i sieci Petriego w modelowaniu procesów produkcyjnych.....	42
Tabela 6.1. Metody modelowania i analizy w obszarze technologii AM w produkcji.....	52
Tabela 6.1.1. Materiały używane na maszynie EOS (M 100, M 290)	56
Tabela 6.1.2. Cechy technologii DMLS/SLM.....	57
Tabela 7.3.1. Wyniki eksperymentu I.1.	104
Tabela 7.3.2. Wyniki eksperymentu I.2.	105
Tabela 8.2.1. Dane uzyskane od przedsiębiorstw produkcyjnych.....	115

Wykaz rysunków

Rysunek 2.1.1. Model badawczy	24
Rysunek 2.1.2. Szczegółowy model badawczy	25
Rysunek 2.2.1. Metoda badawcza	27
Rysunek 3.1.1. Podział technologii wytwarzania przyrostowego stosowanych w przemyśle	30
Rysunek 5.2.1. Zainteresowanie wdrożeniem technologii AM w branży metalowej i motoryzacyjnej	46
Rysunek 5.2.2. Zainteresowanie wdrożeniem AM. Odpowiedzi „inne” dekladowane przez respondentów z branży motoryzacyjnej i metalowej	46
Rysunek 5.2.3. Ograniczenia wpływające na decyzję o wdrożeniu AM w badanych firmach produkcyjnych branży metalowej i motoryzacyjnej. Odpowiedzi udzielone przez respondentów	48
Rysunek 6.1.1. Ogólny schemat procesu AM realizowanego w złożu proszkowym dla wyrobów metalowych.....	55
Rysunek 6.1.2. Schemat przykładowej maszyny wykorzystującej proces fuzji w złożu proszkowym (LPBF)	58
Rysunek 6.2.1. Model procesu produkcyjnego realizowanego aktualnie w przedsiębiorstwie produkcyjnym	61
Rysunek 6.2.2. Model procesu produkcyjnego wspieranego technologią AM.....	63
Rysunek 6.3.1. Obszary analiz w modelu sieci Bayesa z uwzględnieniem zależności pomiędzy węzłami.....	65
Rysunek 6.3.2. Model sieci Bayesa – widok z programu GeNIe.....	69
Rysunek 6.4.1. Model sieci Petriego (pierwszy)	74
Rysunek 6.4.2. Model sieci Petriego (drugi) przed analizami i testami funkcjonalnymi.....	76
Rysunek 6.4.3. Zmodyfikowany (finalny) model sieci Petriego (drugi).....	80
Rysunek 7.2.1. Obraz modelu sieci Bayesa z eksperymentu I.2. z uwzględnieniem funkcjonalności GeNIe	93
Rysunek 7.2.2. Graficzna reprezentacja analizy wrażliwości w GeNIe dla eksperymentu I.2.....	94
Rysunek 7.2.3. Prezentacja graficzna węzłów modelu sieci Bayesa w formie tabelarycznej z wykresami stanów dla eksperymentu I.2.	95
Rysunek 7.2.4. Funkcja „set evidence” i „set target” w programie GeNIe dla eksperymentu I.2..	96
Rysunek 7.2.5. Funkcja „calculate probability of evidence” w programie GeNIe dla eksperymentu I.2.....	97
Rysunek 7.2.6. Widok z programu PIPE z uwzględnieniem funkcjonalności.....	98
Rysunek 7.2.7. Generowanie grafu osiągalności/pokrycia	99
Rysunek 7.2.8. Analiza przestrzeni stanów	100
Rysunek 7.2.9. Analiza niezmienników przejść i niezmienników miejsc	101
Rysunek 7.2.10. Sieć Petriego po modyfikacjach – widok z programu PIPE.....	102
Rysunek 7.2.11. Analiza niezmienników przejść i niezmienników miejsc zmodyfikowanej sieci Petriego	103
Rysunek 8.1.1. Dane identyfikacyjne – widok z aplikacji web	113
Rysunek 8.1.2. Moduł wprowadzania danych parametrycznych – widok z aplikacji web.....	113
Rysunek 8.1.3. Moduł prezentacji obliczeń i wyników analizy – widok z aplikacji web.....	114
Rysunek 8.2.1. Widok z panelu programowania aplikacji web.....	115
Rysunek 8.3.1. Wyniki analizy dla przedsiębiorstwa #1 – widok z aplikacji web	118
Rysunek 8.3.2. Wyniki analizy dla przedsiębiorstwa #2 – widok z aplikacji web	120
Rysunek 8.3.3. Wyniki analizy dla przedsiębiorstwa #3 – widok z aplikacji web	122

Załączniki

Załącznik nr 1. Kwestionariusz ankiety

Badanie potrzeb regionalnego przemysłu w zakresie wdrożenia i zainteresowania technologiami wytwarzania przyrostowego

Ankieta skierowana jest do przedsiębiorstw produkcyjnych z branży metalowej i motoryzacyjnej. Badanie realizowane jest w ramach projektu naukowego w ramach programu MINISTRA NAUKI I SZKOLNICTWA WYŻSZEGO pod nazwą: „Regionalna Inicjatywa Doskonałości” w latach 2019-2022 numer projektu 003/RID/2018/19; kwota dofinansowania 11.936.596,10 zł i ma na celu rozpoznanie potrzeb przedstawicieli przemysłu regionalnego w zakresie wdrożenia i zainteresowania technologiami wytwarzania przyrostowego (ang. additive manufacturing technologies, AM) Ankieta jest anonimowa, a informacje zebrane podczas badania nie będą przetwarzane w stopniu innym niż określają założenia projektowe. Kwestionariusz powinien zostać wypełniony przez osobę zajmująca stanowisko decyzyjne w zakresie badań i rozwoju w Państwa organizacji. Dziękujemy za udział w badaniu.

Kwestionariusz składa się z pytań zamkniętych wielokrotnego wyboru, gdzie w wybranych pytaniach istnieje możliwość wpisania własnej odpowiedzi, w wykropkowanym miejscu, w pozycji „inne”. W przypadku pytań posiadających alternatywne odpowiedzi TAK lub NIE, należy podkreślić jedną z nich i postępować zgodnie z instrukcją zamieszczoną pod pytaniem. Odpowiadając na pytania szczegółowe, posiadających kilka alternatywnych odpowiedzi, należy zaznaczyć odpowiedni kwadrat (w momencie wyboru odpowiedzi w przypisanym do niej kwadracie pojawi się symbol „x”)

Branża (proszę zaznaczyć właściwą odpowiedź)	Lokalizacja przedsiębiorstwa (proszę wpisać odpowiedź)	Siedziba przedsiębiorstwa (proszę wpisać odpowiedź)
motoryzacyjna (automotive) <input type="checkbox"/>	Miasto:	Miasto:
metalowa <input type="checkbox"/>	Powiat:	Powiat:
Inna (jaka?): <input type="checkbox"/>	Województwo:	Województwo:
Liczba osób zatrudnionych:		
Stanowisko osoby wypełniającej kwestionariusz:		

1. Czy Państwa przedsiębiorstwo stosuje technologie wytwarzania przyrostowego (Additive Manufacturing)? (proszę podkreślić właściwą odpowiedź)

TAK

NIE

Jeśli TAK, proszę odpowiedzieć na pytania szczegółowe, jeśli NIE proszę przejść do pytania nr 2.

- 1.1. Jakie technologie AM stosowane są w Państwa przedsiębiorstwie?

- a) Fused Deposition Modeling
- b) Laminated Object Manufacturing (LOM)
- c) Digital Light Processing (DLP)
- d) PolyJet
- e) Spiekanie laserowe metalu (DMLS/SLM)
- f) Selektywne spiekanie laserowe (SLS)
- g) Stereolitografia (SLA)
- h) Topienie wiązką elektronów (EBM)

- i) inne:
.....
.....
.....

1.2. W jakim celu stosowane są technologie AM w Państwa przedsiębiorstwie?

- a) prototypowanie
b) produkcja
c) personalizacja oprzyrządowania
d) inne:
.....
.....
.....

1.3. Jakie materiały są głównie używane w produkcji?

- a) Metale
b) Stopy metali
c) Kompozyty
d) Ceramika
e) Tworzywa sztuczne
f) Inne:.....

2. Czy są Państwo zainteresowani adaptacją technologii wytwarzania przyrostowego (Additive Manufacturing) w swoim przedsiębiorstwie?

TAK

NIE

*Jeśli TAK, proszę odpowiedzieć na pytania szczegółowe, jeśli NIE, przejdź do pytania nr 3 i **zakończ wypełnianie ankiety**.*

2.1. Jakie czynniki mogłyby potencjalnie wpłynąć na decyzje o adaptacji technologii AM w Państwa przedsiębiorstwie?

- a) Redukcja kosztów produkcji
b) Efektywne wykorzystanie materiału
c) Dowolność w projektowaniu produktu
d) Brak etapu montażu
e) Personalizacja produktu pod szczegółowe wymagania klienta
f) Szybka reakcja na potrzeby rynkowe
g) Optymalizacja funkcji produktów
h) Inne:
.....
.....

2.2. Jakie są kluczowe determinanty sektora, które mogłyby wpłynąć na decyzję o adaptacji technologii AM w Państwa przedsiębiorstwie?

- i) Wysoka konkurencja
j) Innowacje materiałowe na rynku
k) Tendencja firm konkurencyjnych do adaptacji nowych technologii wytwarzania

- l) Wysokie koszty produkcji
 - m) Popyt na personalizowane produkty
 - n) Wysokie ryzyko związane z brakiem odpowiednich dostawców
 - o) Konieczność skrócenia czasu oczekiwania na produkt
 - p) Inne:
-
-

2.3. Jaka technologia byłiby Państwo zainteresowani?

- a) Fused Deposition Modeling (FDM)
 - b) Laminated Object Manufacturing (LOM)
 - c) Digital Light Processing (DLP)
 - d) PolyJet
 - e) Spiekanie laserowe metalu (DMLS/SLM)
 - f) Selekttywne spiekanie laserowe (SLS)
 - g) Stereolitografia (SLA)
 - h) Topienie wiązką elektronów (EBM)
 - i) inne:
-
-
-

3. Jakie ograniczenia wpływają na brak zainteresowania wdrożeniem technologii AM do Państwa przedsiębiorstwa?

- a) Niska wydajność i długi czas oczekiwania na produkt
 - b) Niska jakość wytwarzanych wyrobów;
 - c) Niska wytrzymałość wytwarzanych wyrobów;
 - d) Słaba wyrazistość drukowanych detali;
 - e) Inne:
-
-

Załącznik nr 2. Wyniki analizy literaury

Dane zostały wykorzystane i opublikowane w (Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

Element bazy wiedzy		literatura
Typ lasera	(I) SLM machines	(Guo i in., 2018; Shrestha i Chou, 2018; Aversa i in., 2018; Rahman Rashid i in., 2017; Andreaua i in., 2019; Chao i in., 2017; Criales i in., 2017; Darvish i in., 2016)
	(II) Nd/ Yd: YAG lasers	(Stasić i Božić, 2016; Ansari i in., 2016; Cai i in., 2017; Du i in., 2018; Nabhan i in., 2018; Barekat i in., 2016; del Vala i in., 2017; Salmana i in., 2019)
	(III) CO2 Lasers	(Seo i Shim, 2018; Wang i in., 2018; Devojno i in., 2018)
	(IV) High power diode lasers	(Fan i in., 2018; Barroi i in., 2016; Riquelme i in., 2016; Arias-González i in., 2017; Liu i in., 2018; Lu i in., 2018; Lei i in., 2018)
	(V) Self-development machines	(Shi i in., 2017; Nie i in., 2018; Wei i in., 2017; Zheng i in., 2018; Metelkova i in., 2018)
	(VI) Hybrid lasers	(Yang i in., 2018; Bennett i in., 2017; Bax i in., 2018)
	(VII) Fiber lasers	(Pariona i in., 2018; Aboulkhair i in., 2016; Zhou i in., 2018; Liu i in., 2017; Chen i in., 2018; Pei i in., 2017; Bertoli i in., 2017; Yu i in., 2018; Bailey i in., 2017; Kotoban i in., 2017; Xu i in., 2017)
Typ materiału	Proszek	(Guo i in., 2018; Shrestha i Chou, 2018; Aversa i in., 2018); Rahman Rashid i in., 2017; Andreaua i in., 2019; Chao i in., 2017; Criales i in., 2017; Darvish i in., 2016; Stasić i Božić, 2016; Ansari i in., 2016; Cai i in., 2017; Du i in., 2018; Nabhan i in., 2018; Barekat i in., 2016; del Vala i in., 2017; Salmana i in., 2019; Seo i Shim, 2018; Wang i in., 2018; Devojno i in., 2018; Fan i in., 2018; Riquelme i in., 2016; Arias-González i in., 2017; Liu i in., 2018; Lu i in., 2018; Lei i in., 2018; Shi i in., 2017; Nie i in., 2018; Wei i in., 2017; Zheng i in., 2018; Metelkova i in., 2018; Yang i in., 2018; Bennett i in., 2017; Bax i in., 2018; Pariona i in., 2018; Aboulkhair i in., 2016; Zhou i in., 2018; Liu i in., 2017; Chen i in., 2018; Pei i in., 2017; Bertoli i in., 2017; Yu i in., 2018; Bailey i in., 2017; Arias-González i in., 2016; Xu i in., 2017; Tang i in., 2018; Ansari i in., 2016; Khairallah i in., 2016; Panwisawas i in., 2017; Liu i Wang, 2018; Li i in., 2017; Chen i in., 2018)
	Filament	(Barroi i in., 2016; Kotoban i in., 2017)
Material	(1) Fe	(Liu i in., 2018; Lei i in., 2018)
	(2) Ti	(Shrestha i Chou, 2018; Nabhan i in., 2018; Seo i Shim, 2018; Nie i in., 2018; Wei i in., 2017; Yang i in., 2018; Arias-González i in., 2016)

	(3) CrNi	(Criales i in., 2017; Du i in., 2018; Wang i in., 2018; Devojno i in., 2018; Arias-González i in., 2017; Zhou i in., 2018)
	(4) Ceramic	(Fan i in., 2018; Lu i in., 2018; Chen i in., 2018; Kotoban i in., 2017; Chen i in., 2018)
	(5) Al	(Aversa i in., 2018; Shi i in., 2017; Pariona i in., 2018; Aboulkhair i in., 2016; Pei i in., 2017)
	(6) Hi Speed Steel	(Chen i in., 2018)
	(7) Cu (stop)	(Arias-González i in., 2016)
	(8) stal nierdzewna	(Rahman Rashid i in., 2017; Andreaua i in., 2019; Stašić i Božić, 2016; Salmana i in., 2019; Barroi i in., 2016; Zheng i in., 2018; Metelkova i in., 2018; Bertoli i in., 2017; Xu i in., 2017; Tang i in., 2018; Khairallah i in., 2016)
	(9) Special Alloy (stop)	(Stašić i Božić, 2016; Barroi i in., 2016)
	(10) stal narzędziowa	(Bailey i in., 2017)
	(11) Super Alloy (stop)	(Guo i in., 2018; Darvish i in., 2016; Barekat i in., 2016; del Vala i in., 2017; Bennett i in., 2017; Bax i in., 2018; Ansari i in., 2016; Liu i Wang, 2018)
	(12) inne	(Yu i in., 2018)
	Testowane właściwości	(a) Właściwości mechaniczne
(b) Właściwości strukturalne		(Wei i in., 2017)
(c) mikro-struktura		(Guo i in., 2018; Rahman Rashid i in., 2017; Andreaua i in., 2019; Chao i in., 2017; Darvish i in., 2016; Stašić i Božić, 2016; Du i in., 2018; del Vala i in., 2017; Salmana i in., 2019; Wang i in., 2018; Devojno i in., 2018; Fan i in., 2018; Riquelme i in., 2016; Lu i in., 2018; Shi i in., 2017; Wei i in., 2017; Yang i in., 2018; Pariona i in., 2018; Zhou i in., 2018; Chen i in., 2018; Yu i in., 2018; Kotoban i in., 2017; Xu i in., 2017; Liu i Wang, 2018)
(d) mikro-twardość		(Rahman Rashid i in., 2017; Chao i in., 2017; del Vala i in., 2017; Devojno i in., 2018; Xu i in., 2017; Li i in., 2017)
(e) twardość		(Chao i in., 2017; Fan i in., 2018; Wei i in., 2017; Bax i in., 2018; Bailey i in., 2017)
(f) geometria		(Guo i in., 2018; Rahman Rashid i in., 2017; Andreaua i in., 2019; Darvish i in., 2016; Nabhan i in., 2018; Barekat i in., 2016; Devojno i in., 2018; Fan i in., 2018; Barroi i in., 2016; Riquelme i in., 2016; Arias-González i in., 2017; Liu i in., 2018; Lu i in., 2018; Lei i in., 2018; Nie i in., 2018; Bennett i in., 2017; Bax i in., 2018; Aboulkhair i in., 2016; Chen i in., 2018; Pei i in., 2017; Bailey i in., 2017; Arias-González i in., 2016; Xu i in., 2017; Ansari i in., 2016; Liu i Wang, 2018; Li i in., 2017; Chen i in., 2018)
(g) międzywarstwa		(Tang i in., 2018)
(h) zwilżalność		(Tang i in., 2018)
(i) morfologia		(Guo i in., 2018; Andreaua i in., 2019; Darvish i in., 2016; Stašić i Božić, 2016; Cai i in., 2017; Du i in., 2018; Salmana i in., 2019; Seo i Shim, 2018; Lu i in., 2018;

		Shi i in., 2017; Metelkova i in., 2018; Bennett i in., 2017; Bax i in., 2018; Pariona i in., 2018; Aboulkhair i in., 2016; Chen i in., 2018; Pei i in., 2017; Bertoli i in., 2017; Yu i in., 2018; Kotoban i in., 2017; Xu i in., 2017; Panwisawas i in., 2017; Li i in., 2017; Chen i in., 2018)
(j) porowatość		(Shrestha i Chou, 2018; Rahman Rashid i in., 2017 ; Andreaau i in., 2019; Du i in., 2018; Seo i Shim, 2018; Pei i in., 2017; Tang i in., 2018; Panwisawas i in., 2017)
(k) morfologia jeziora (melt pool)		(Guo i in., 2018; Shrestha i Chou, 2018; Andreaau i in., 2019; Criales i in., 2017; Barroi i in., 2016; Riquelme i in., 2016; Lei i in., 2018; Wei i in., 2017; Aboulkhair i in., 2016; Bertoli i in., 2017; Bailey i in., 2017; Khairallah i in., 2016; Liu i Wang, 2018)
(l) nano-twardość		(Aboulkhair i in., 2016)
(m) kruchość		(Rahman Rashid i in., 2017; Lu i in., 2018 ; Wei i in., 2017; Zhou i in., 2018; Kotoban i in., 2017)
(n) modelling		(Criales i in., 2017; Du i in., 2018; Lei i in., 2018; Zheng i in., 2018; Pariona i in., 2018; Liu i in., 2017; Chen i in., 2018; Bertoli i in., 2017; Bailey i in., 2017; Tang i in., 2018; Khairallah i in., 2016; Panwisawas i in., 2017; Liu i Wang, 2018; Chen i in., 2018)

	Typ materiału	Laser	Materiał	Właściwości mechaniczne	Właściwości strukturalne	Mikrostruktura	Mikrotwardość	Twardość	Geometria	Badania międzywarstwowe	Zwiżalność	Morfologia	Porowatość	Morfologia jeziora (melt_pool)	Nanotwardość	Kruchość	Modelling	IF
1.	Proszek	SLM	Ti Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	
2.	Proszek	Hi Powder diode	Ceramic	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	C
3.	Proszek	SLM	Super Stop	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	A
4.		Fiber	Al Stop	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	C
5.	Proszek		Stainless Stell	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	C
6.	Proszek	Hi Powder diode	Fe Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	C
7.	Proszek	Fiber	Hi speedStell	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	B

33.	Proszek	Self development	Ti Stop	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	C
34.	filament	Fiber	Stainless Stell	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	C
35.	Proszek	SLM	Stainless Stell	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	B
36.	Proszek	SLM	Special Stop	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	B
37.	Proszek	NdYAG	Special Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	D
38.	Proszek	Fiber	Stainless Stell	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	D
39.	Proszek		Al Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	C
40.	Proszek	Fiber	Tool Steel	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	C
41.	Proszek		Ti Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	B
42.	Proszek	Hybrid	Super Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	B
43.	Proszek	SLM	Cr Ni	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	
44.	Proszek	Hi Powder diode	Cu Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	
45.	Proszek	NdYAG	Super Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	B
46.	Proszek		Stainless Stell	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	E
47.	Proszek	Hi Powder diode	Al Stop	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	C
48.	Proszek	Fiber	Cr Ni	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	D
49.	Proszek	NdYAG	Stainless Stell	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	C
50.	Proszek		Super Stop	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	D
51.	Proszek	SLM	Al Stop	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	C
52.	filament	Hi Powder diode	Stainless Stell	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	

1. Guo, Y., Jia, L., Kong, B., Wang, N., Zhang, H. Single track and single layer formation in selective laser melting of niobium solid solution alloy. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(4):860–866, doi:10.1016/j.cja.2017.08.019.
2. Shrestha, S., Chou, K. Single track scanning experiment in laser powder bed fusion. Procedia Manufacturing, 2018, 26:857-864, doi: 10.1016/j.promfg.2018.07.110.

3. Aversa, A., Moshiri, M., Librera, E., Hadi, M., Marchese, G., Manfredi, D., Lorusso M., Calignano, F., Sara Biamino, S., Lombardi, M., Pavese, M. Single scan track analyses on aluminium based powders. *Journal of Materials Processing Technology*, 2018, 255:17–25, doi:10.1016/j.jmatprotec.2017.11.055.
4. Rahman Rashid R.A., Abaspour S., Palanisamy, S., Matthews N., Dargusch M.S. Metallurgical and geometrical characterisation of the 316L stainless steel clad deposited on a mild steel substrate. *Surface & Coatings Technology*, 2017, 327:174–184, doi: 10.1016/j.surfcoat.2017.08.013.
5. Andreaua, O., Koutirib, I., Peyreb, P., Penota, J.D., Saintierc, N., Pessaradd, E., De Terrisb, T., Dupuyb, C., Baudine, T. Texture control of 316L parts by modulation of the melt pool morphology in selective laser melting. *Journal of Materials Processing Tech.*, 2019, 264:21–31.
6. Chao, Q., Guo, T., Jarvis, T., Wu, X., Hodgson, P., Fabijanic, D. Direct laser deposition cladding of Al x CoCrFeNi high entropy alloys on a high-temperature stainless steel. *Surface and Coatings Technology*, 2017, 332:440–451, doi:10.1016/j.surfcoat.2017.09.072.
7. Criales, L.E., Arnsay, Y.M., Lane, B., Moylan, S., Donmez, A., Özel, T. Predictive modeling and optimization of multi-track processing for laser powder bed fusion of nickel alloy 625. *Additive Manufacturing*, 2017, 13:14–36, doi:10.1016/j.addma.2016.11.004.
8. Darvish, K., Chen, Z.W., Pasang, T. Reducing lack of fusion during selective laser melting of CoCrMo alloy: Effect of laser power on geometrical features of tracks. *Materials & Design*, 2016, 112:357–366, doi:10.1016/j.matdes.2016.09.086.
9. Stašić, J., Božić, D. The effect of NiB additive on surface morphology and microstructure of 316L stainless steel single tracks and layers obtained by SLM. *Surface and Coatings Technology*, 2016, 307:407–417, doi:10.1016/j.surfcoat.2016.09.019.
10. Ansari, M., Shoja Razavi, R., Barekat, M. An empirical statistical model for coaxial laser cladding of NiCrAlY powder on Inconel 738superalloy. *Optics&Laser Technology*, 2016, 86: 136–144, doi: <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2016.06.014>.
11. Cai, Y., Chen, Y., Luo, Z., Gao, F., Li, L. Manufacturing of FeCoCrNiCu x medium-entropy alloy coating using laser cladding technology. *Materials & Design*, 2017, 133:91–108, doi:10.1016/j.matdes.2017.07.045.
12. Du, L., Gu, D., Dai, D., Shi, Q., Ma, C., Xia, M. Relation of thermal behavior and microstructure evolution during multi-track laser melting deposition of Ni-based material. *Optics & Laser Technology*, 2018, 108:207–217, doi:10.1016/j.optlastec.2018.06.042.
13. Nabhani, M., Razavi, R.S., Barekat, M. An empirical-statistical model for laser cladding of Ti-6Al-4V powder on Ti-6Al-4V substrate. *Optics & Laser Technology*, 2018, 100:265–271. doi:10.1016/j.optlastec.2017.10.015.
14. Barekat, M., Razavi, R.S., Ghasemi, A. Nd:YAG laser cladding of Co–Cr–Mo alloy on γ -TiAl substrate. *Optics & Laser Technology*, 2016, 80:145–152, doi: 10.1016/j.optlastec.2016.01.003.
15. del Vala, J., Arias-González, F., Barro, O., Riveiro, A., Comesaña, R., Penide, J., Lusquiños, F., Bountinguiza, M., Quintero, F., Pou, J. Functionally graded 3D structures produced by laser cladding. *Procedia Manufacturing*, 2017, 13:169–176.

16. Salmana, O.O., Gammer, C., Eckert, J., Salih, M.Z., Abdulsalam, E.H, Prashanth, K.G., Scudino S. Selective laser melting of 316L stainless steel: Influence of TiB₂ addition on microstructure and mechanical properties, *Materials Today Communications*, 2019, 21:100615.
17. Seo, J.Y., Shim, D.S. Effect of track spacing on porosity of metallic foam fabricated by laser melting deposition of Ti6Al4V/TiH₂ powder mixture. *Vacuum*, 2018, 154:200–207, doi:10.1016/j.vacuum.2018.04.058.
18. Wang, Z., Lin, X., Cao, Y., Liu, F., Huang, W. Formation of anomalous eutectic in Ni-Sn alloy by laser cladding. *Optics & Laser Technology*, 2018, 99:154–159, doi:10.1016/j.optlastec.2017.08.026.
19. Devojno, O.G., Feldshtein, E., Kardapolava, M.A., Lutsko, N.I. On the formation features, microstructure and microhardness of single laser tracks formed by laser cladding of a NiCrBSi self-fluxing alloy. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 106:32–38, doi: 10.1016/j.optlaseng.2018.02.004.
20. Fan, Z., Lu, M., Huang, H. Selective laser melting of alumina: A single track study. *Ceramics International*, 2018, 44(8):9484–9493, doi:10.1016/j.ceramint.2018.02.166.
21. Barroi, A., Gonçalves, D.A., Hermsdorf, J., Kaierle, S., Overmeyer, L. Influence of Laser Power on the Shape of Single Tracks in Scanner Based Laser Wire Cladding. *Physics Procedia*, 2016, 83:667–673, doi:10.1016/j.phpro.2016.08.069.
22. Riquelme, A., Rodrigo, P., Escalera-Rodríguez, M.D., Rams, J. Analysis and optimization of process parameters in Al–SiCp laser cladding. *Optics and Lasers in Engineering*, 2016, 78:165–173, doi:10.1016/j.optlaseng.2015.10.014.
23. Arias-González, F., del Val, J., Comesaña, R., Penide, J., Lusquiños, F., Quintero, F., Riveiro, A., Boutinguiza, M., Pou J. Fiber laser cladding of nickel-based alloy on cast iron. *Applied Surface Science*, 2016, 374:197–205, doi:10.1016/j.apsusc.2015.11.023.
24. Liu, H., Qin, X., Huang, S., Hu, Z., Ni, M. Geometry modeling of single track cladding deposited by high power diode laser with rectangular beam spot. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 100:38–46, doi:10.1016/j.optlaseng.2017.07.008.
25. Lu, M., McCormick, P., Zhao, Y., Fan, Z., Huang, H. Laser deposition of compositionally graded titanium oxide on Ti6Al4V alloy. *Ceramics International*, 2018, 44:20851–20861, doi:10.1016/j.ceramint.2018.08.090.
26. Lei, K., Qin, X., Liu, H., Ni, M. Analysis and modeling of melt pool morphology for high power diode laser cladding with a rectangle beam spot. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 110:89–99, doi:10.1016/j.optlaseng.2018.05.022.
27. Shi, X., Ma, S., Liu, C., Wu, Q. Parameter optimization for Ti-47Al-2Cr-2Nb in selective laser melting based on geometric characteristics of single scan tracks. *Optics & Laser Technology*, 2017, 90:71–79, doi:10.1016/j.optlastec.2016.11.002.
28. Nie, X., Zhang, H., Zhu, H., Hu, Z., Ke, L., Zeng, X. Analysis of processing parameters and characteristics of selective laser melted high strength Al-Cu-Mg alloys: From single tracks to cubic samples. *Journal of Materials Processing Technology*, 2018, 256:69–77, doi:10.1016/j.jmatprotec.2018.01.030.
29. Wei, K., Wang, Z., Zeng, X. Preliminary investigation on selective laser melting of Ti-5Al-2.5Sn α -Ti alloy: From single tracks to bulk 3D components. *Journal of Materials Processing Technology*, 2017, 244:73–85, doi:10.1016/j.jmatprotec.2017.01.032.

30. Zheng, H., Li H., Lang, L., Gong, S., Ge, Y. Effects of scan speed on vapor plume behavior and spatter generation in laser powder bed fusion additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Processes*, 2018, 36:60–67, doi:10.1016/j.jmapro.2018.09.011.
31. Metelkova, J., Kinds, Y., Kempen, K., Formanoir, C., Witvrouw, A., Van Hooreweder, B. On the influence of laser defocusing in Selective Laser Melting of 316L. *Additive Manufacturing*, 2018, 23:161–169, doi:10.1016/j.addma.2018.08.006.
32. Yang, J., Yu, H., Yang, H., Li, F., Wang, Z., Zeng, X. Prediction of microstructure in selective laser melted Ti6Al4V alloy by cellular automaton. *Journal of Alloys and Compounds*, 2018, 748:281–290, doi: 10.1016/j.jallcom.2018.03.116.
33. Bennett, J.L., Wolff, S.J., Hyatt, G., Ehmann, K., Cao, J. Thermal effect on clad dimension for laser deposited Inconel 718. *Journal of Manufacturing Processes*, 2017, 28:550–557, doi:10.1016/j.jmapro.2017.04.024.
34. Bax, B., Rajput, R., Kellet, R., Reisacher, M.. Systematic evaluation of process parameter maps for laser cladding and directed energy deposition. *Additive Manufacturing*, 2018, 21:487–494, doi:10.1016/j.addma.2018.04.002.
35. Pariona, M.M., Taques, A.F., Woiciechowski, L.A. The Marangoni effect on microstructure properties and morphology of laser-treated Al-Fe alloy with single track by FEM: Varying the laser beam velocity. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2018, 119:10–19, doi:10.1016/j.ijheatmasstransfer.2017.11.097.
36. Aboulkhair, N.T., Maskery I., Tuck. C., Ashcroft, I., Everitt, N.M. On the formation of AlSi10Mg single tracks and layers in selective laser melting: Microstructure and nano-mechanical properties. *Journal of Materials Processing Technology*, 2016, 230:88–98, doi:10.1016/j.jmatprotec.2015.11.016.
37. Zhou, Z., Huang, L., Shang, Y., Li, Y., Jiang, L., Lei, Q. Causes analysis on cracks in nickel-based single crystal superalloy fabricated by laser powder deposition additive manufacturing. *Materials and Design*, 2018, 160:1238–1249, doi: 10.1016/j.matdes.2018.10.042.
38. Liu, J., Yu, H., Chen, C., Weng, F., Dai, J. Research and development status of laser cladding on magnesium alloys: A review. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, 93:195-210, doi:10.1016/j.optlaseng.2017.02.007.
39. Chen, Ch., Lian, G., Jiang, J., Wang, Q. Simplification and experimental investigation of geometrical surface smoothness model for multi-track laser cladding processes. *Journal of Manufacturing Processes*, 2018, 36:621–628, doi:10.1016/j.jmapro.2018.11.004.
40. Pei, W., Zhengying, W., Zhen, C., Jun, D., Yuyang H., Junfeng, L., Yatong, Z. The AlSi10Mg samples produced by selective laser melting: single track, densification, microstructure and mechanical behavior. *Applied Surface Science*, 2017, 408:38–50, doi:10.1016/j.apsusc.2017.02.215.
41. Bertoli, U.S, Wolfer, A.J, Mathhhews, M.J., Delplanque, M.J.P., Schoenung, J.M. On the limitations of Volumetric Energy Density as a design parameter for Selective Laser Melting. *Materials & Design*, 2017, 113:331-340, doi:10.1016/j.matdes.2016.10.037.
42. Yu, T., Zhao, Y., Sun, J., Chen, Y., Qu, W. Process parameters optimization and mechanical properties of forming parts by direct laser fabrication of YCF101 alloy. *Journal of Materials Processing Tech.*, 2018, 262:75–84, doi: 10.1016/j.jmatprotec.2018.06.023.

43. Bailey, N.S., Katinas, C., Shin, Y.C. Laser direct deposition of AISI H13 tool steel powder with numerical modeling of solid phase transformation, hardness, and residual stresses. *Journal of Materials Processing Tech.*, 2017, 247:223–233, doi:10.1016/j.jmatprotec.2017.04.020.
44. Arias-González, F., del Val, J., Comesaña, R., Penide, J., Lusquiños, F., Quintero, F., Riveiro A., Boutinguiza M., Pou, J. Production of phosphor bronze coatings by laser cladding. *Procedia Manufacturing*, 2017, 13:177–182, doi:10.1016/j.promfg.2017.09.031.
45. Kotoban, D., Nazarov, A., Shishkovsky, I. Comparative Study of Selective Laser Melting and Direct Laser Metal Deposition of Ni3Al Intermetallic Alloy. *Procedia IUTAM*, 2017, 23:138–146, doi: 10.1016/j.piutam.2017.06.014.
46. Xu, X., Mi, G., Luo, Y., Jiang, P., Shao, X., Wang, C. Morphologies, microstructures, and mechanical properties of samples produced using laser metal deposition with 316 L stainless steel wire. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, 94:1–11, doi:10.1016/j.optlaseng.2017.02.008.
47. Tang, C., Tan, J.L., Wong, C.H. A numerical investigation on the physical mechanisms of single track defects in selective laser melting. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2018, 126:957–968, doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.06.073
48. Khairallah, S.A., Anderson, A.T., Rubenchik, A., King, W.E. Laser powder-bed fusion additive manufacturing: Physics of complex melt flow and formation mechanisms of pores, spatter, and denudation zones. *Acta Materialia*, 2016, 108:36–45, doi: 10.1016/j.actamat.2016.02.014.
49. Panwisawas, C., Qiu, C., Anderson, M.J., Sovani, Y., Turner, R.P., Attallah, M.M, Brooks, J.W., Basoalto, H.C. Mesoscale modelling of selective laser melting: Thermal fluid dynamics and microstructural evolution. *Computational Materials Science*, 2017, 126:479–490, doi:10.1016/j.commatsci.2016.10.011.
50. Liu, Z., Wang, Z. Effect of substrate preset temperature on crystal growth and microstructure formation in laser powder deposition of single-crystal superalloy. *Journal of Materials Science & Technology*, 2018, 34:2116–2124, doi:10.1016/j.jmst.2018.04.016.
51. Li, Y., Hu, Y., Cong, W., Zhi, L., Guo, Z. Additive manufacturing of alumina using laser engineered net shaping: Effects of deposition variables. *Ceramics International*, 2017, 43: 7768–7775, doi: 10.1016/j.ceramint.2017.03.085.
52. Chen, Q., Guillemot, G., Gandin, Ch-A., Bellet, M. Numerical modelling of the impact of energy distribution and Marangoni surface tension on track shape in selective laser melting of ceramic material. *Additive Manufacturing*, 2018, 21:713–723.

Załącznik 3. Wyniki badania przemysłu

Dane zostały wykorzystane i opublikowane w (Patalas-Maliszewska, Śliwa, Topczak, 2021)

Czynniki wpływające na decyzję o wdrożeniu AM	P10 3 Czynniki G	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 3 Czynniki F	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 3 Czynniki E	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 3 Czynniki D	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 3 Czynniki C	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 3 Czynniki B	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 3 Czynniki A	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 2 Determinanta H	Stan0	Stan0	Stan0	
	P10 2 Determinanta G	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 2 Determinanta F	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 2 Determinanta E	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 2 Determinanta D	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 2 Determinanta C	Stan0	Stan1	Stan0	
Determinanty wdrożenia AM	P10 2 Determinanta B	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 2 Determinant A	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 1 Spawanie	Stan0	Stan1	Stan0	
	P10 1 EBM	Stan0	Stan0	Stan0	
	P10 1 DMIS	Stan0	Stan0	Stan0	
	Zainteresowanie technologiami AM	P9 2 Cel regeneracja	Stan0	Stan0	Stan0
		P9 2 Cel produkcja	Stan0	Stan1	Stan0
		P9 2 Cel prototypowanie	Stan1	Stan0	Stan1
	Cel wdrożenia AM	P9 3 Materiał tworzywa sztuczne	Stan0	Stan0	Stan0
		P9 3 Materiał ceramika	Stan0	Stan0	Stan0
P9 3 Materiał kompozyty		Stan0	Stan0	Stan0	
Stosowany materiał	P9 3 Materiał stop	Stan1	Stan1	Stan1	
	P9 3 Materiał stal	Stan1	Stan1	Stan1	
	P9 1 AM tFDM	Stan1	Stan1	Stan1	
	P9 1 AM spawanie	Stan0	Stan0	Stan0	
	P9 1 AM obróbka	Stan0	Stan0	Stan0	
	Stosowana technologia AM	P9 1 AM electroerozja	Stan0	Stan0	Stan0
		P9 1 AM metalizacja	Stan0	Stan0	Stan0
		P9 1 AM laser	Stan0	Stan0	Stan0
		P9 1 AM EBM	Stan1	Stan1	Stan1
		OBSZARY BADAWCZE	1	2	3

Załącznik 4. Wyniki badania przemysłu w obszarze Covid-19 (opracowanie własne na podstawie badania z 2021 roku)

Obszary badawcze	Liczba zatrudnionych w 2021, względem stanu z 2019 r	Czy w Państwa firma stosuje technologie wytwarzania przyrostowego (Additive Manufacturing)?	Jakie problemy w działalności zanotowali Państwo w związku z obostrzeniami spowodowanymi pandemią Covid-19?							Jakie działania zostały podjęte przez Państwa przedsiębiorstwo w celu minimalizacji ryzyka strat finansowych, osobowych i organizacyjnych?				Czy w związku z pandemią Covid-19, poszukują Państwo nowych rozwiązań technologicznych pozwalających	
			P3.01	P3.02	P3.03	P3.04	P3.05	P3.06	P3.07	P4.01	P4.03	P4.04	P4.05	P5	
Obszary badawcze	M5 (Stan0 - bez zmian; Stan1 - wzrost; Stan2 - spadek)	P1	P3.01	P3.02	P3.03	P3.04	P3.05	P3.06	P3.07	P4.01	P4.03	P4.04	P4.05	P5	
	1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	
	2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	
	3	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	
	4	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	
	5	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	
	6	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	
	7	State2	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	
	8	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	
	9	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	
	10	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	
	11	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	
	12	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	
13	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1		

44	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1
45	State2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
46	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
47	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
48	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
49	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
50	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
51	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
52	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
53	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
54	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
55	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
56	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
57	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
58	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
59	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
60	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
61	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
62	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
63	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
64	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
65	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
66	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
67	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
68	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
69	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
70	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
71	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
72	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
73	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0

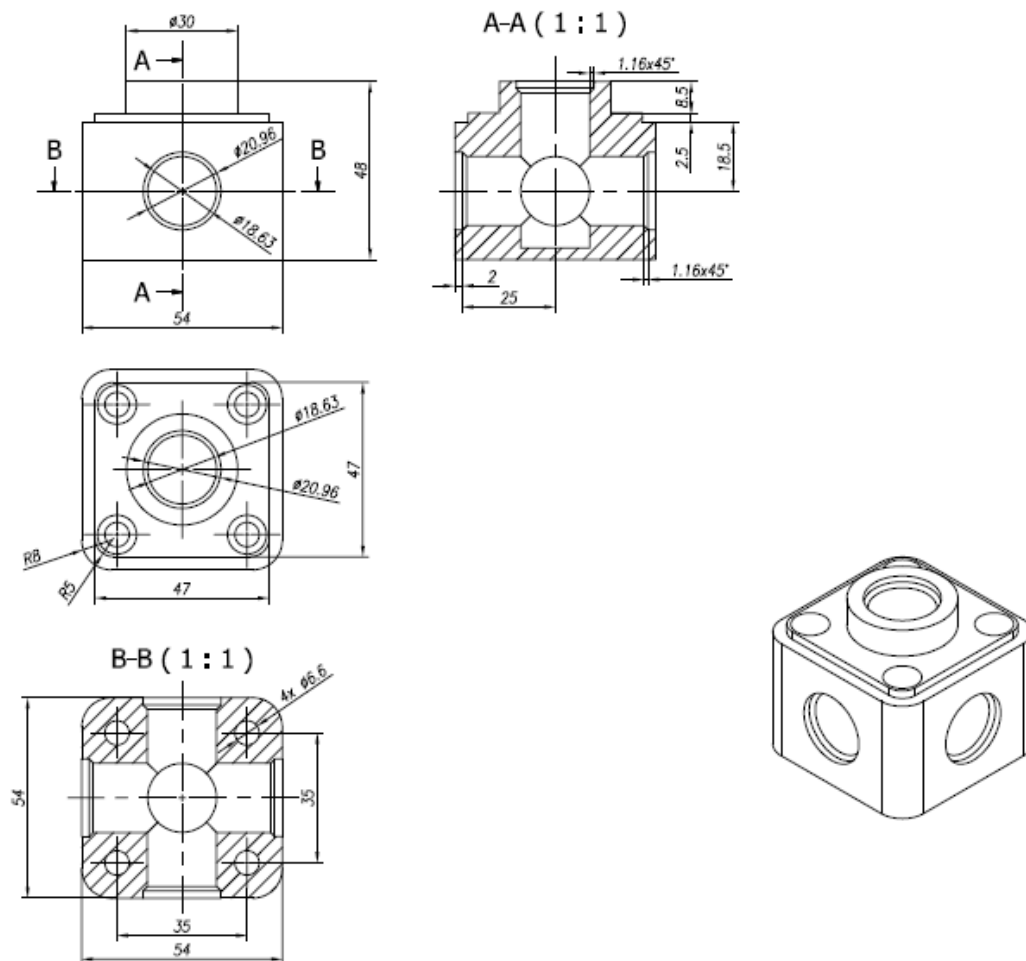
74	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
75	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1
76	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
77	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
78	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
79	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
80	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
81	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
82	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
83	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
84	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
85	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
86	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
87	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
88	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1
89	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
90	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1
91	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
92	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
93	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
94	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
95	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
96	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0
97	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
98	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
99	State2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
100	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
101	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
102	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
103	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1

134	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
135	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
136	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
137	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
138	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
139	State2	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
140	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
141	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1
142	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1
143	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
144	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
145	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
146	State2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0
147	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
148	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
149	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
150	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
151	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
152	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
153	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
154	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
155	State2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
156	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
157	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
158	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
159	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
160	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
161	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0
162	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
163	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0

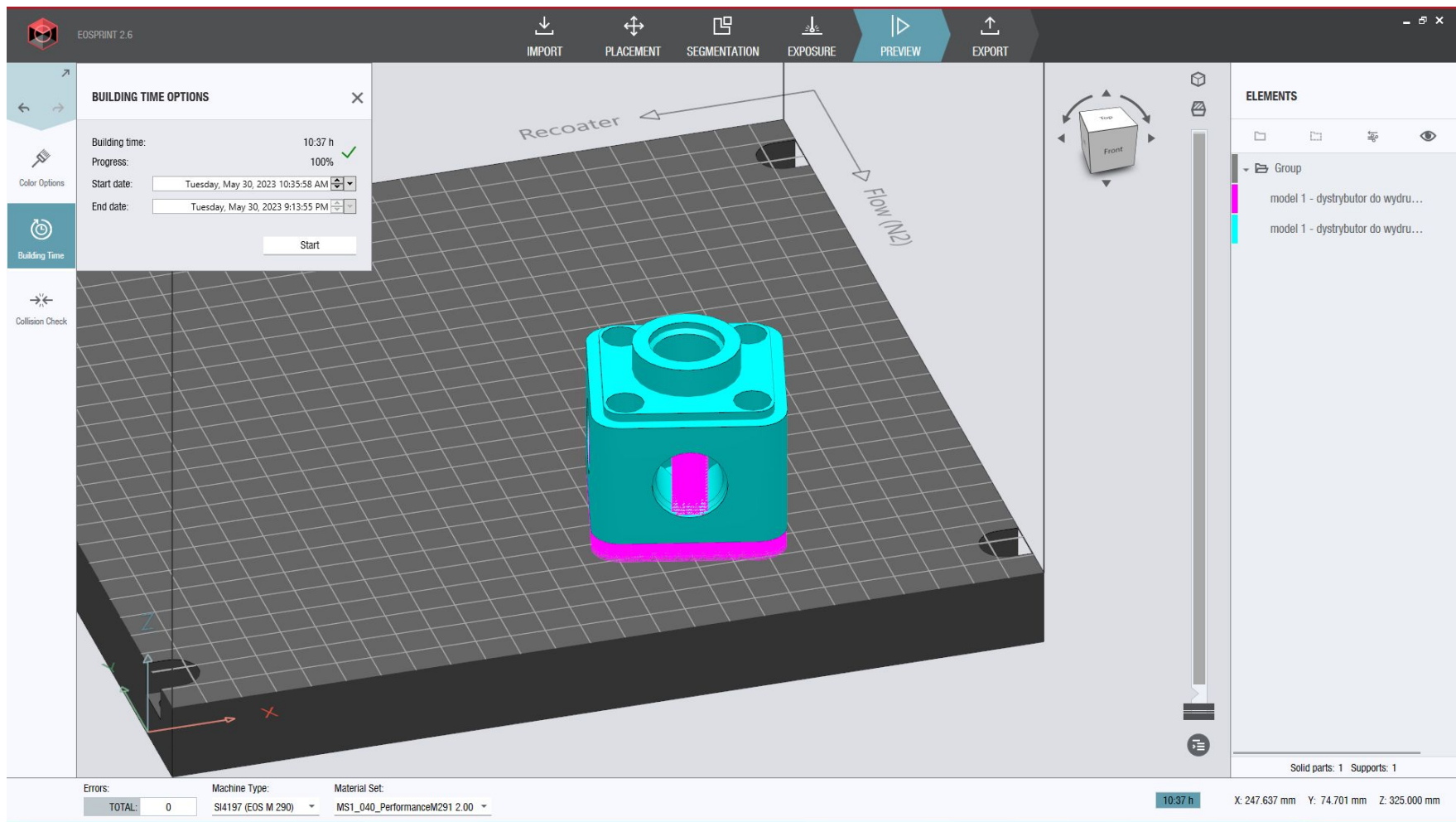
164	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
165	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
166	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
167	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1
168	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
169	State2	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
170	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
171	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0
172	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
173	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
174	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
175	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
176	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
177	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1
178	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1
179	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
180	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
181	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
182	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
183	State2	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
184	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
185	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
186	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
187	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
188	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
189	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
190	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0
191	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
192	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
193	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1

194	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
195	State2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1
196	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
197	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
198	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
199	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1
200	State2	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
201	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
202	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1
203	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0
204	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1
205	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
206	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
207	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
208	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1
209	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1
210	State2	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0
211	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1
212	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
213	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
214	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
215	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
216	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1
217	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0	Stan1	Stan0
218	State2	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan1	Stan1	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0
219	State2	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan0	Stan1	Stan0	Stan0	Stan0

Załącznik 5. Wyrób CQD-dystrybutor przyjęty do oszacowania czasu wytworzenia na EOS M 290 (opracowanie własne)



Załącznik 6. Widok prostopadłego ułożenia wyrobu (laboratorium Uniwersytetu Zielonogóskiego, EOS M 290)



Załącznik 7. Widok ułożenia wyrobu pod kątem względem platformy roboczej (laboratorium Uniwersytetu Zielonogórskiego, EOS M 290)

