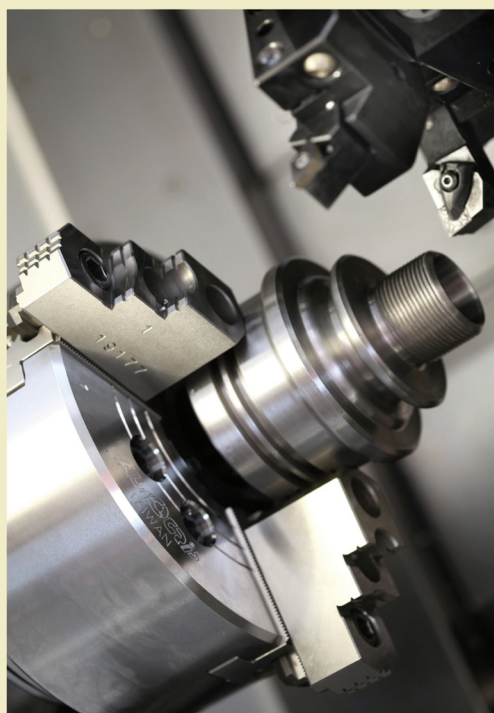




Jerzy Józwik

Jerzy Lipski

Błędy obróbki skrawaniem i ich prognozowanie z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych



MONOGRAFIE

Błędy obróbki skrawaniem i ich
prognozowanie z wykorzystaniem
sztucznych sieci neuronowych

Monografie – Politechnika Lubelska



Politechnika Lubelska
Wydział Mechaniczny
ul. Nadbystrzycka 36
20-618 LUBLIN

Jerzy Józwik
Jerzy Lipski

Błędy obróbki skrawaniem i ich prognozowanie z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych



Politechnika Lubelska
Lublin 2014

Recenzenci:

prof. dr hab. inż. Antoni Świć

prof. dr hab. inż. Ivan Kuric

Publikacja wydana za zgodą Rektora Politechniki Lubelskiej

© Copyright by Politechnika Lubelska 2014

ISBN: 978-83-7947-016-7

Wydawca: Politechnika Lubelska

ul. Nadbystrzycka 38D, 20-618 Lublin

Realizacja: Biblioteka Politechniki Lubelskiej

Ośrodek ds. Wydawnictw i Biblioteki Cyfrowej

ul. Nadbystrzycka 36A, 20-618 Lublin

tel. (81) 538-46-59, email: wydawca@pollub.pl

www.biblioteka.pollub.pl

Druk: TOP Agencja Reklamowa Agnieszka Łuczak

www.agencjatop.pl

Elektroniczna wersja książki dostępna w Bibliotece Cyfrowej PL www.bc.pollub.pl

Nakład: 100 egz.

Spis treści

Wykaz ważniejszych oznaczeń.....	7
Wprowadzenie	9
1. Analiza stanu zagadnienia.....	12
1.1. Błędy obróbki podczas procesu skrawania toczeniem.....	15
1.1.1. Analiza wpływu sztywności układu OUPN.....	23
1.1.2. Analiza wpływu ciepła generowanego podczas skrawania	24
1.1.3. Analiza wpływu zużycia ostrza narzędzia skrawającego	30
1.1.4. Analiza wpływu drgań mechanicznych	33
1.1.5. Analiza wpływu błędów geometrycznych obrabiarki i narzędzia	35
1.1.6. Analiza wpływu odkształceń cieplnych obrabiarki	37
1.1.7. Analiza wpływu sił zamocowania	40
1.2. Modele związków pomiędzy warunkami skrawania a cechami geometrycznymi przedmiotu po obróbce	41
1.2.1. Model matematyczny.....	43
1.2.2. Modele Phana, Cloutiera i Mayera	45
1.2.3. Model Barona	52
1.2.4. Model MRS	54
1.2.5. Sztuczne sieci neuronowe ANN	57
1.2.6. Adaptacyjny system wnioskowania prognostycznego ANFIS	59
1.2.7. System kompensacji błędów.....	62
2. Badania eksperymentalne zjawisk procesu skrawania i ich wpływu na dokładność geometryczną obrabianych części.....	67
2.1. Zakres badań	68
2.2. Stanowisko badawcze	68
2.2.1. Ocena stanu technicznego obrabiarki	72
2.2.1.1. Wyznaczenie sztywności statycznej obrabiarki	72
2.2.1.2. Badanie dokładności geometrycznej	76
2.3. Metodyka i opis badań.....	77
2.3.1. Pomiar wartości składowych wypadkowej siły skrawania	82
2.3.2. Pomiar przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego podczas skrawania	83
2.3.3. Pomiar i rejestracja temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego.....	87
2.3.4. Ocena dokładności geometrycznej części po obróbce.....	89
2.4. Analiza statystyczna wyników badań doświadczalnych.....	91
2.5. Podsumowanie i wnioski	106
3. Modele numeryczne	107
3.1. Poszukiwanie optymalnej struktury sieci.....	108

3.2. Modele prognostyczne przewidywania odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego	112
3.2.1. Modele prognostyczne w aspekcie projektowania technologii obróbki	115
3.2.2. Modele prognostyczne w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia	133
3.3. Podsumowanie i wnioski	158
4. Wyniki modelowania	160
4.1. Wyniki prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru w aspekcie projektowania technologii obróbki	160
4.2. Wyniki prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia	167
4.2.1. Wyniki działania modelu „4WE”- $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „3WY” – $\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$	167
4.2.2. Wyniki działania modelu „2WE”- $dy, dz \leftrightarrow$ „3WY” – $\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$	175
4.3. Podsumowanie i wnioski	178
5. Podsumowanie	180
Literatura	183
Spis rysunków	192
Spis tabel	202
Załącznik nr 1	206
Załącznik nr 2	210
Załącznik nr 3	217

Wykaz ważniejszych oznaczeń

- a_p – głębokość skrawania [mm],
 f – posuw [mm/obr],
 v_c – prędkość skrawania [m/min],
 F_c – składowa obwodowa (główna) wypadkowej siły skrawania [N],
 F_f – składowa posuwowa wypadkowej siły skrawania [N],
 F_p – składowa promieniowa (odporowa) wypadkowej siły skrawania [N],
 T – temperatura [°C],
 T_w – tolerancja wymiaru [mm],
 dy – sumaryczne względne przemieszczenie przedmiotu obrabianego podczas skrawania w kierunku działania składowej promieniowej siły skrawania [mm],
 dz – sumaryczne względne przemieszczenie przedmiotu obrabianego podczas skrawania w kierunku działania składowej obwodowej siły skrawania [mm],
 ΔWym – odchyłka wymiaru [mm],
 ΔWal – odchyłka walcowości [mm],
 ΔOkr – odchyłka okrągłości [mm],
RMS – pierwiastek błędu średniokwadratowego,
 α_o – kąt przyłożenia [°],
 γ_o – kąt natarcia [°],
 λ_s – kąt pochylenia głównej krawędzi skrawającej [°],
 κ_r – kąt przystawienia [°],
 r_ϵ – promień naroża [mm],
 VB_c – szerokość pasma starcia na powierzchni przyłożenia ostrza narzędzia [mm],
 A – pole przekroju poprzecznego warstwy skrawanej [mm²],
 Q – ciepło skrawania [W],
 N – narzędzie skrawające,
 PO – przedmiot obrabiany,
 $OUPN$ – Układ Obrabiarka-Uchwyt-Przedmiot-Narzędzie.

Wprowadzenie

Uzyskanie wysokiej dokładności obróbki jest priorytetowym zadaniem w procesie kształtowania części maszyn. Rozwój techniki stawia coraz wyższe wymagania dotyczące walorów użytkowych wytwarzanych części maszyn i urządzeń. W celu spełnienia tych wymagań niezbędne staje się ciągle udoskonalanie technik wytwarzania. Możliwe jest to w głównej mierze dzięki budowaniu modeli procesów wytwórczych i zjawisk fizycznych im towarzyszących, którym w obecnym czasie poświęca się coraz więcej uwagi.

Jedną z technologii, w których te wymagania są najbardziej rygorystyczne jest obróbka skrawaniem materiałów. Zauważa się tu stały wzrost wymagań dotyczący zwiększenia dokładności przy jednoczesnym zmniejszaniu kosztów wytwarzania. Okazuje się, że aby można było w pełni urzeczywistnić sterowanie przebiegiem procesu obróbkowego i jakością otrzymywanych wytworów, niezbędny jest pełny – trójwymiarowy model procesu skrawania. Jak twierdzą badacze z czołowych ośrodków naukowych w USA i Japonii zajmujący się problematyką modelowania procesu skrawania, jest to zagadnienie niezwykle trudne. Jego rozwiązanie będzie możliwe dzięki zastosowaniu najnowocześniejszej techniki komputerowej wykorzystywanej podczas pomiarów i przetwarzania danych oraz nowoczesnych inteligentnych algorytmów modelowania. Biorąc pod uwagę liczbę procesów skrawania oraz zjawisk im towarzyszących, opracowano dotychczas stosunkowo niewiele modeli.

Wymagania dotyczące jakości i dokładności wymiarowo-kształtowej obrabianych części, narzucają znaczne ograniczenia dopuszczalnych błędów. Żądany kształt i wymiary przedmiotu obrabianego uzyskuje się w wyniku względnych ruchów narzędzia i przedmiotu obrabianego. Uzyskiwane w wyniku prowadzenia procesu skrawania rzeczywiste kształty i wymiary przedmiotu obrabianego obarczone są błędami wynikającymi z odchyłeń rzeczywistych ruchów względnych od ruchów idealnych. Ponadto w warunkach rzeczywistych naróże ostrza narzędzia przemieszcza się po złożonej trajektorii, która w przypadku procesu toczenia, nie zawsze jest równoległa do osi przedmiotu obrabianego. Co prawda konstruktor na etapie projektowania dopuszcza możliwość popełnienia błędów podając wartości graniczne w postaci odchyłek dopuszczalnych to niejednokrotnie dotrzymanie tych wymogów bywa trudne.

Z technologicznego punktu widzenia przedmioty, które wykonane zostaną w przewidzianym przez konstruktora polu tolerancji traktowane są jako akceptowalne. Zdarza się jednak często tak, że mimo iż błędy wymiarowe mieszczą się w polu tolerancji to wskutek przekroczenia dopuszczalnych odchyłek kształtu wyroby są nieakceptowane.

Przyczyn powstawania błędów obróbki należy upatrywać przede wszystkim w zjawiskach bezpośrednio związanych z samym procesem skrawania, ale również dotyczących budowy i właściwości obrabiarki. Odchylenia rzeczywistych

ruchów względnych są spowodowane nie tylko przez niepożądane przemieszczenia statyczne i dynamiczne wywołane przez różnorakie oddziaływania siłowe na układ *OUPN* (Obrabiarka-Uchwyt-Przedmiot-Narzędzie), lecz także przez niepożądane przemieszczenia wywołane odkształceniami cieplnymi.

W procesie skrawania, mamy do czynienia ze znacznym udziałem oddziaływań cieplnych. Ciepło generowane jest w strefie obróbki jak również w węzłach łożyskowych, przekładniach zębatych i innych zespołach funkcjonalnych maszyny technologicznej. Przyczynia się ono do powstawania znacznych niedokładności obróbki. Jak podaje literatura, błędy powodowane samymi odkształceniami cieplnymi korpusów maszyn technologicznych stanowią 60% całkowitych przemieszczeń względnych narzędzia i przedmiotu obrabianego. Ponadto odkształcenia cieplne samego przedmiotu obrabianego w istotny sposób obniżają dokładność wymiarowo kształtową otrzymywanych wytworów.

Mimo, że dokładność przemieszczeń realizowana na współczesnych obrabiarkach przemysłowych jest bardzo wysoka ($1\mu\text{m}$), to wskutek złożoności procesu skrawania i zachodzących zjawisk fizycznych w warunkach rzeczywistych, nie sposób jest uniknąć błędów obróbki. Skłania to do dalszych prac badawczych umożliwiających opracowanie takiego modelu procesu, którego aplikacja w rzeczywistych procesach sterowania pozwoli na minimalizację powstających błędów.

Wiele badań szeroko prezentowanych w literaturze ma najczęściej charakter wrywkowy i kończy się na etapie rozpoznania podstawowych zależności pomiędzy badanymi wielkościami. Z danych literaturowych przytaczanych w rozdziale 1 wynika, iż zdecydowana większość autorów na podstawie badań i opracowanych modeli (najczęściej z wykorzystaniem metody elementów skończonych, metody różnic skończonych) twierdzi, że można prognozować stan geometryczny przedmiotu obrabianego. Jednak dotychczas opracowane modele nie dostarczają wiarygodnych prognoz. Powodem tego jest nie uwzględnianie odkształceń powodowanych ciepłem przejmowanym przez przedmiot obrabiany. Autorzy w większości przypadków skupiają uwagę jedynie na odkształceniach sprężystych, głównie wywołanych działaniem wypadkowej siły skrawania. Wielu autorów uwzględnia jedynie składową promieniową, pomijając wpływ pozostałych składowych na kształtowanie geometrii wyrobu.

Spotykane w literaturze modele opracowane z zastosowaniem aparatu matematycznego posiadają szereg ograniczeń chociażby z powodu dużej liczby założeń modelowanych związków. Powodem małej użyteczności prezentowanych modeli analityczno-doświadczalnych jest często fakt, iż badania mające na celu opracowanie strategii prognozowania, prowadzone są w warunkach laboratoryjnych i nie uwzględniają wielu czynników zewnętrznych występujących w warunkach przemysłowych. Ponadto uzyskiwane zależności mają charakter „silnie” stochastyczny, przez co badania te powinny być wielokrotnie powtarzane.

Uwzględniając deficyt funkcjonujących modeli, zarówno z inżynierskiego jak i naukowego punktu widzenia oraz sugestie poczynione w raporcie „Modeling of Machining Operations” [69], zostaną opracowane nowe, uwzględniające szerokie spektrum oddziaływań modele w postaci sztucznych sieci neuronowych. Opracowane modele będą użyteczne zarówno z punktu widzenia projektowania technologii obróbki, jak również sterowania procesem skrawania. W budowanych modelach zostanie uwzględniony nie tylko wpływ warunków obróbki, ale również wpływ cieplnych i sprężystych oddziaływań na uzyskiwaną dokładność wymiarowo-kształtową przedmiotów po obróbce.

Określenie wspomnianych związków przy zastosowaniu strategii „samo uczenia” pozwoli na diagnozowanie stanu geometrycznego przedmiotu na etapie przygotowania produkcji, dobór optymalnych warunków obróbki, a przez to minimalizację błędów gotowego wyrobu.

1. Analiza stanu zagadnienia

Technika ubytkowego kształtowania materiałów metalowych jest ciągle podstawową metodą wytwarzania. Ocenia się, że 50% zużycia całkowitej energii w procesach wytwarzana przypada na obróbkę ubytkową (na podst. International Institution for Production Research) [19]. Przesuwa się jednak wyraźnie punkt ciężkości z obróbki wstępnej i kształtującej na wykańczającą i powierzchniową. Na rozszerzenie zakresu i efektywności sposobów obróbki ubytkowej (szczególnie toczenia, frezowania i wiercenia) składa się wiele czynników, odzwierciedlających postęp zachodzący we wzajemnym oddziaływaniu pomiędzy narzędziem skrawającym, konstrukcją obrabiarki, techniką napędu i techniką sterowania [16, 79].

Dążenie do osiągnięcia wysokiej dokładności obróbki towarzyszy technologii ubytkowego kształtowania materiałów od początków powstania pierwszych obrabiarek. Minimalizowanie błędów wykonania przedmiotu obrabianego od dawna zajmowało umysły wynalazców i badaczy. Jednak technika ubytkowego kształtowania przedmiotów z okresu początkowego jej rozwoju, była na tyle niedoskonała i z perspektywy wieków prymitywna, że trudno mówić o dokładności obróbki i jakości o której mówimy obecnie. Nie mniej jednak, już Platon wspomina o pięknie geometrycznych kształtów, przedmiotów wytwarzanych na tokarce [66, 77].

Okresem przełomowym w budowie obrabiarek i kształtowaniu przedmiotów poprzez skrawanie było zaprojektowanie około roku 1500 przez Leonardo da Vinci napędu liniowego, pasowego i zębatego. Wynalezienie łożyska wałeczkowego oraz napędu śrubowego przyczyniło się do rozwoju budowy wielu maszyn. Tokarka zaprojektowana przez Leonardo da Vinci charakteryzowała się ciągłym ruchem obrotowym wrzeciona. Pozwoliło to na kształtowanie przedmiotów o coraz większej twardości i bardziej złożonej geometrii. Wyeliminowanie przez J. Bessona (w 1565 r.), trzymania narzędzia w dłoni robotnika oraz zastosowanie wrzeciennika, łożyskowania, przekładni zębatych oraz suportu i układu mocowania narzędzia, pozwoliło na uzyskiwanie stosunkowo wysokiej na owe czasy dokładności obróbki [66].

Pierwszą tokarkę wykonaną z metalu, łącznie z wszystkimi – udoskonalonymi i znormalizowanymi jej częściami zbudowano dopiero w 1797 roku. Henry Maudslay zastosował w niej suport krzyżowy napędzany śrubą pociągową. Dzięki temu uzyskano wymuszenie ruchu narzędzia względem przedmiotu obrabianego. To rozwiązanie konstrukcyjne radykalnie poprawiło dokładność obróbki i przyczyniło się do znacznego zmniejszenia błędów obróbkowych [77].

Wiek XIX, stał się symbolem lawinowego rozwoju procesu skrawania oraz konstrukcji budowanych tokarek. W 1835 roku Josep Whitword, zastosował urządzenie do mechanicznego przesuwu suportu. Z tym jednym uzupełnieniem tokarka Maudslaya przetrwała w swoich głównych założeniach do dzisiaj.

Konstrukcje Maudslay'a i Whitword'a wyraźnie wpłynęły na poprawę dokładności obróbki i stanowiły trzon rozwoju różnych typów i rodzajów tokarek w XIX wieku (1839 r. – tokarka karuzelowa skonstruowana przez J. G. Bodmera, 1845 r. – tokarka rewolwerowa zbudowana przez S. Fitcha) [66, 77].

Jednak dopiero wiek XX otworzył nowy etap rozwoju mechaniki skrawania. Wprowadzenie w 1900 roku przez F. W. Taylora, nowoczesnego na owe czasy materiału narzędziowego – stali szybko tnącej oraz zastosowanie w 1925 roku węglików spiekanych, zmieniło zdecydowanie stan powierzchni obrobionej i jakość wytwarzanych elementów. Ten okres stał się znamienym w historii obróbki skrawaniem w zakresie zwiększania jej dokładności i wydajności oraz automatyzacji [77].

W latach pięćdziesiątych ubiegłego stulecia nastąpił okres dynamicznego rozwoju nowoczesnych tokarek sterowanych numerycznie NC (Numerical Control). W późniejszym okresie rozwój nowoczesnych sterowań, takich jak: komputerowe sterowanie numeryczne CNC (Computer Numerical Control), bezpośrednie (dystrybucyjne) sterowanie numeryczne DNC (Distribution Numerical Control) oraz programowalne sterowanie logiczne PLC przyczyniły się do znacznej poprawy wydajności i dokładności obróbki. Wprowadzenie adaptacyjnych układów sterowania AC (Adaptive Control), kompensacji powstających błędów, monitorowania i nadzorowania przyczyniło się do znacznego podwyższenia dokładności obróbki przedmiotów wytwarzanych poprzez skrawanie [23, 83, 43].

Obecnie, postęp jaki jest obserwowany w poznawaniu wzajemnych oddziaływań pomiędzy narzędziem skrawającym, konstrukcją obrabiarki, techniką napędu i techniką sterowania (wielowarstwowo powlekanie węgliki spiekane, sterowanie NC, CNC, PLC, obrabiarki z kinematyką równoległą np. heksapody, technika napędu liniowego, sprzężenie CAD/CAM, nowoczesne materiały narzędziowe, itp.), przekłada się bezpośrednio na wyraźny rozwój i rozszerzanie zakresu oraz efektywności sposobów obróbki ubytkowej [16, 69, 79].

Jak wspomniano wcześniej, więcej niż połowa zużywanej energii przypada na technologię obróbki skrawaniem. Pozwala to stwierdzić, że jest ona ciągle dominującą techniką wytwarzania.

W obliczu jasno skryształizowanych trendów rozwojowych obróbki skrawaniem, z którymi weszła ona w nowe tysiąclecie, obróbki wysokowydajnej (HPC – High Performance Cutting, High Productive Cutting), obróbki z dużymi prędkościami skrawania (HSC – High Speed Cutting), obróbki materiałów trudno obrabialnych, przedmiotów w stanie utwardzonym, obróbki kompletnej (Complete Machining), ze zminimalizowanym chłodzeniem MCS (Minimal Coolant Input), obróbki bez chłodzenia – na sucho (Dry Machining) oraz metod hybrydowych itd. [16, 79], wymagania stawiane finalnym wytworom są coraz wyższe, zaś ich dotrzymanie nie jest łatwiejsze [34–37, 51, 56, 62–64].

Z analizy uwarunkowań technicznych oraz oceny obszaru zastosowań produktów obróbki skrawaniem wynika jednoznacznie, że pierwszorzędne znaczenie ma ich jakość. Dąży się do uzyskania wytworu o z góry określonych właściwościach geometrycznych, mechanicznych i tribologicznych warstwy wierzchniej. Głównym dążeniem techniki ubytkowego kształtowania materiałów jest przekształcanie programów CNC w możliwie najbardziej efektywne i precyzyjne ruchy narzędzia skrawającego. Pozwala to zmniejszyć niepożądane odchyłki i zakłócenia w realizowanym procesie obróbkowym [16, 69, 79].

Duże nadzieje pokłada się w modelowaniu procesu skrawania oraz zjawisk fizykochemicznych im towarzyszących. Zbudowane modele umożliwiają wyprzedzające przewidywanie wyników uzyskiwanych podczas procesu skrawania [5, 15, 17, 24–37, 40–42, 48–64, 71, 85, 94, 95, 113]. Znane z literatury modele procesu skrawania różnią się między sobą przyjmowanymi założeniami, sposobami rozumowania jak również dysponowanym narzędziem modelowania (aparatem matematycznym [41–42], FEM – Finite Element Method [5, 35, 71, 84–85, 117], BEM – Boundary Element Method, DFM Difference Finite Method [64], ANN Artificial Neural Network [4, 24–26, 29, 34, 37, 50–51, 57, 58, 60–61, 65, 75]).

Grupa badawcza prowadzona przez Armarego w Melbourn, opracowała syntetyczne, uogólnione podejście do mechanizmu skrawania materiałów. Modele strefy ścinania zbudowane przez Oxley'a i jego współpracowników pozwalają na lepsze zrozumienie skrawania ortogonalnego oraz wielu przypadków skrawania praktycznego. Prace przeprowadzone przez Shirakashiego i jego współpracowników, zaowocowały prawie kompletnym ilościowym modelem wyidealizowanego skrawania jednostrzowego. Modele te, umożliwiają wirtualną prezentację formowania wióra zarówno podczas skrawania ciągłego jak i przerywanego, predykcję sił skrawania, naprężeń i odkształceń w strefie skrawania, rozkładu temperatury, zużycia ostrza i wykruszania się krawędzi skrawającej. Modele procesu skrawania budowane przy zastosowaniu technik numerycznych przez Udea, wykorzystują zmodyfikowaną teorię powierzchni ścinania Merchanta. Modele te uwzględniają wpływ zmian warunków technologicznych obróbki (prędkości skrawania, grubości warstwy skrawanej) na temperaturę skrawania, od której zależy zjawisko zatarcia wióra na powierzchni skrawania i wtórne jego ścinanie. Modelowaniem procesu skrawania swobodnego ortogonalnego jak również i skośnego, zajmowali się Rubenstein oraz Venuvinod. Opracowali modele predykcji sił i temperatury skrawania oraz trwałości ostrza dla jedno i dwukrawędziowego procesu skrawania. Prace zespołu Venuvinoda zostały rozszerzone na skrawanie dwukrawędziowe skośne. Całkowita siła skrawania została rozdzielona między dwie krawędzie skrawające, co jest niezwykle istotne w przypadku modelowania rozkładu temperatur i zużycia ostrza narzędzi kształtowych. Modelowanie wspierające nadzór kształtowania wióra, modelowanie błędów geometrycznych podczas toczenia – to tylko wybrane prace zespołu Venuvinoda. Szeroki zakres prac związany z mo-

delowaniem formowania się i łamania wióra wykonał zespół prowadzony przez Jawahira w USA [16, 17, 69, 110].

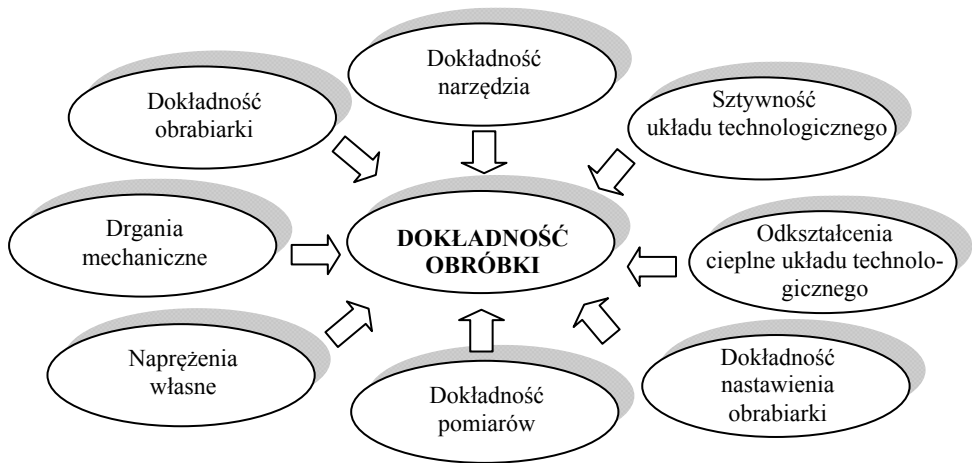
Intensywne prace w obszarze modelowania odkształceń przedmiotu obrabianego podczas skrawania prowadzone są przez naukowców z Kanady i Izraela [41–42]. Efektem tych prac jest model analityczny ugięć podczas toczenia przedmiotu obrabianego pod wpływem składowej promieniowej siły skrawania. Interesujące wyniki modelowania ugięć sprężystych przedmiotów obrabianych w procesie skrawania toczeniem osiągnięto stosując metodę elementów skończonych. Zaprezentowano je w pracach zespołu Phan A.V., Cloutier G. i Mayer J.R.R. z USA i Kanady [5, 15, 71, 84–85]. Niezwykle istotne wyniki modelowania odkształceń przedmiotu obrabianego podczas toczenia przedstawiają naukowcy z uniwersytetu w Kowloon z Hong Kongu oraz Politechniki w Kijowie. Li X., Venuvinod P. K., Dzorjevich A. i Liu Z. [51] jako narzędzie numeryczne wykorzystują adaptacyjne, oparte na sztucznych sieciach neuronowych i logice rozmytej, systemy wnioskowania prognostycznego (ANFIS – Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System).

Jednak, jak podaje raport: „Modelling of Machining Operations” (sporządzony przez zespół: Luttervelt C.A., Childs T. H. C., Jawahir I. S., Klocke F., Venuvinod P.K. [69]), dotychczasowe modele nie dostarczają jeszcze w pełni godnych zaufania – uniwersalnych informacji o modelowanym procesie. Publikowany w kilku językach raport donosi, że istnieje deficyt użytecznych modeli zbudowanych w oparciu o sztuczne sieci neuronowe (ANN), logikę zbiorów rozmytych (Fuzzy Logic) oraz metody hybrydowe (Neuro-Fuzzy).

Z analizy literatury wynika jednoznacznie, że podstawowe problemy związane z cieplnymi i sprężystymi odkształceniami przedmiotów podczas obróbki, pozostają nadal aktualne [49, 72, 24, 26, 27–29, 31, 33–37, 46–47, 51–56, 59, 62–64, 67–68, 71–72, 76, 89, 91–99, 104–108, 113–116, 118]. Choć postępy w dziedzinie oprzyrządowania stanowiska pracy, sterowania obrabiarek oraz monitorowania przyniósł już wymierne korzyści [2, 7–9, 43, 86, 106–111], nie rozwiązał on jednak w pełni problemu występowania znacznych błędów obróbki, ze względu na wiele ograniczeń ekonomicznych i sprzętowych, szczególnie w małych przedsiębiorstwach [55–56, 83, 89, 99, 116]. Wynika stąd potrzeba prowadzenia dalszych badań w zakresie doskonalenia modeli.

1.1. Błędy obróbki podczas procesu skrawania toczeniem

W świetle dynamicznie rozwijających się technologii wytwarzania, oczekiwania dotyczące dokładności wymiarowo-kształtowej przedmiotów obrabianych przez skrawanie również ciągle wzrastają. Dokładność obróbki definiowana jest jako zgodność przedmiotu rzeczywistego uzyskanego w procesie skrawania z przedmiotem idealnym (nominalnym) określonym przez konstruktora [7–9, 18, 21–22]. Determinowana jest ona szeregiem czynników, z których najważniejsze zaprezentowano na rys. 1.1.

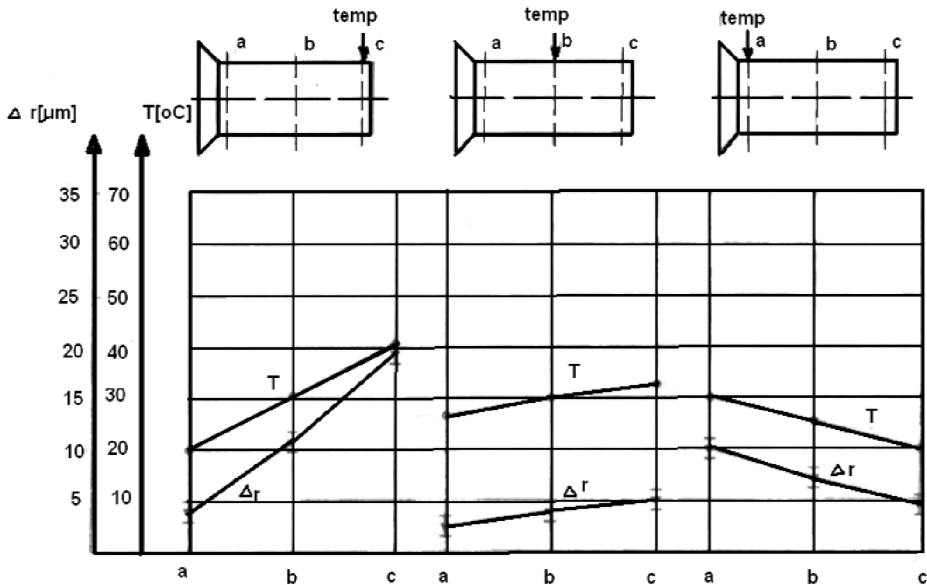


Rys. 1.1. Czynniki wpływające na dokładność obróbki [49]

Tab. 1.1. Źródła błędów podczas toczenia [12]

	Wartość [μm], maksymalna/ typowa	Typowy czas ustalania	Źródło
OBRABIARKA			
błędy cieplne	250/100	~1 godz.	Kiridena V., Ferreira P.M.
błędy geometryczne	100/50	~1 miesiąc	Kiridena V., Ferreira P.M.
drgania wymuszone	200/100	~10 ms	Tlustý J.
STEROWANIE			
dynamika napędu	200/50	~20 ms	Koren Y., Lo C.C.
błędy programowania	10/5	–	Koren Y.
błędy programowania	30/10	–	Koren Y.
PROCES SKRAWANIA			
drgania typu „charter”	400/100	~10 ms	Marui E., Kato S., Hashimoto M., Yamada T.
zużycie narzędzia	50/25	~10 min	Park J.J., Ulsoy A.G.
ugięcie narzędzia	50/20	~10 ms	Minis I.E., Magrab E.B., Pandelidis I.O.
ugięcie przedmiotu obrabianego	200/10	~10 ms	Li X., Liu Z. Q., Venuvinod P. K., Kops L., Gould M., Mizrach M., Phan A. V., Cloutier G., Mayer J.R.R., Baron L., Yang S., Yuan J., Ni J., Shawky A. M., Elbestawi M.A., Shirashi M., Asao T., Mizugaki Y., Sakamoto M.

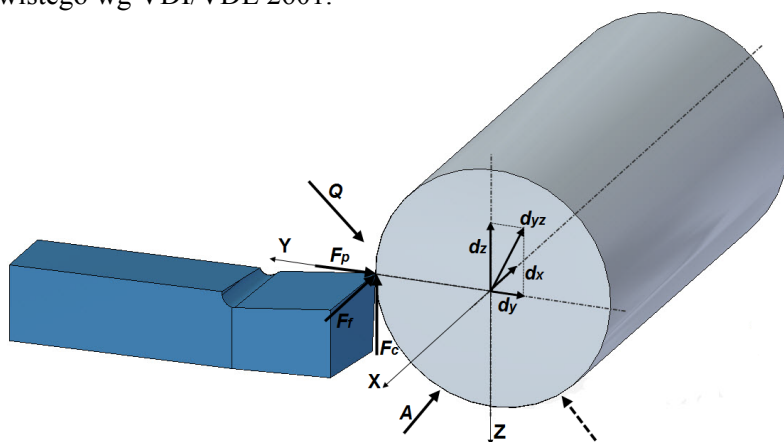
Brak zgodności pomiędzy przedmiotem nominalnym a rzeczywistym określają błędy. Błąd wymiaru określa stopień niezgodności rzeczywistego wymiaru przedmiotu ukształtowanego w procesie skrawania z wymiarem nominalnym podanym na rysunku konstrukcyjnym, natomiast błąd kształtu oznacza stopień niezgodności rzeczywistego kształtu przedmiotu obrabionego z teoretyczną bryłą geometryczną, określoną przez wymiary nominalne na rysunku konstrukcyjnym. Źródła błędów oraz ich przybliżony udział w procesie skrawania toczniem podaje Chen, Ulsoy i Koren [12], (tab.1.1).



Rys. 1.2. Zmiany odkształceń cieplnych tulei w zależności od położenia źródła ciepła, T – temperatura, Δr – przyrost wymiaru liniowego na promieniu [101]

W świetle obserwowanych trendów zwiększania prędkości skrawania, problem osiągnięcia wysokiej dokładności geometrycznej przy bardzo dużych parametrach obróbki, zaczyna odgrywać coraz większą rolę. Technolog starając się sprostać wymaganiom jakościowym staje przed dylematem: jak zapewnić wysoką wydajność procesu przy zachowaniu dużej dokładności obróbki i niskich kosztach wytwarzania. Szczególnie wyraźnie problem ten dotyczy przedmiotów, które charakteryzują się małą sztywnością i wrażliwością na strumień ciepła generowany w strefie skrawania. Do takiej klasy wyrobów należy zaliczyć tuleje cylindrowe silników spalinowych, tuleje wykorzystywane w połączeniach pasowanych oraz podatne wałki. Przeprowadzone w Politechnice Wrocławskiej [101] badania samych odkształceń cieplnych tulei cienkościennych dowodzą (rys. 1.2), że osiągają one wysokie wartości, niejednokrotnie powodujące przekroczenie dopuszczalnych odchylek.

Wskutek szeregu zjawisk fizycznych towarzyszących oddziaływaniu ostrza narzędzia skrawającego na przedmiot obrabiany (rys. 1.3), kształtowana jest bryła geometryczna o zupełnie nowo utworzonej powierzchni. Otrzymywany zarys rzeczywisty kształtowanego przedmiotu jest nieregularny, obarczony błędami wykonania. W tab. 1.2 zaprezentowano klasyfikację nieregularności zarysu rzeczywistego wg VDI/VDE 2601.



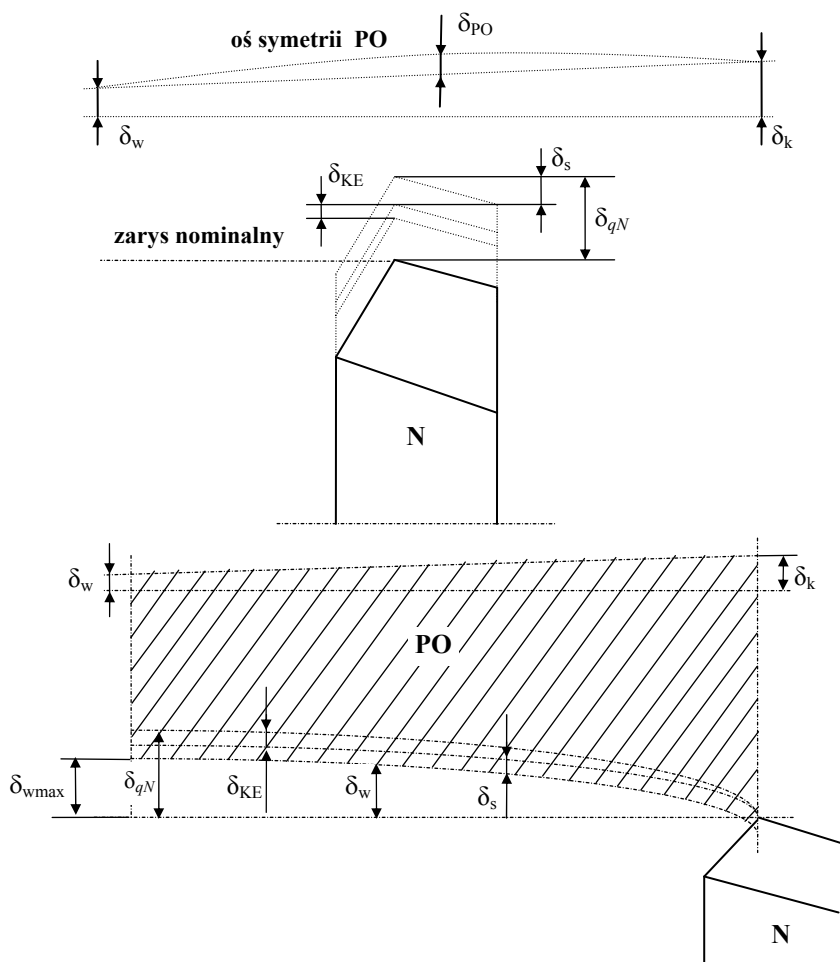
Rys. 1.3. Składowe oddziaływań siłowych (F_c , F_f , F_p), ciepła (Q), drgań (A) i czynników losowych podczas procesu skrawania toczeniem oraz odkształceń; dx , dy , dz – składowe przemieszczeń osi przedmiotu obrabianego, dyz – wypadkowa przemieszczeń przedmiotu obrabianego w płaszczyźnie działania siły odporowej F_p [36]

Tab. 1.2. Klasyfikacja nieregularności zarysu rzeczywistego wg VDI/VDE 2601 [21]

Definicja	Zależność kryterialna	Powiększenie	
		Małe	Duże
Odchyłka kształtu *)	$\frac{\text{odległość między nieregularnościami}}{\text{głębokość nieregularności}} > \frac{1000}{1}$		
Falistość **)	$\frac{\text{odległość między kolejnymi falami}}{\text{głębokość fali}} > \frac{1000}{1} \div \frac{100}{1}$		
Chropowatość	$\frac{\text{odległość wierzchołków i wgłębień}}{\text{głębokość chropowatości}} > \frac{150}{1} \div \frac{100}{1}$		
Pęknięcie	$\frac{\text{odległość między pęknięciami}}{\text{głębokość pęknięcia}} < \frac{1000}{1}$		

*) klasyfikacja na podstawie proporcji między głębokością i okresem nierówności
 **) regularna i nieregularna

W wyniku działania czynników o charakterze siłowym i cieplnym, naroże ostrza narzędzia nie przemieszcza się po linii równoległej do kierunku posuwu ale po torze, którego kształt zależy od sztywności układu, intensywności jego zużywania się oraz właściwości cieplnych materiału ostrza N i PO (rys. 1.4).

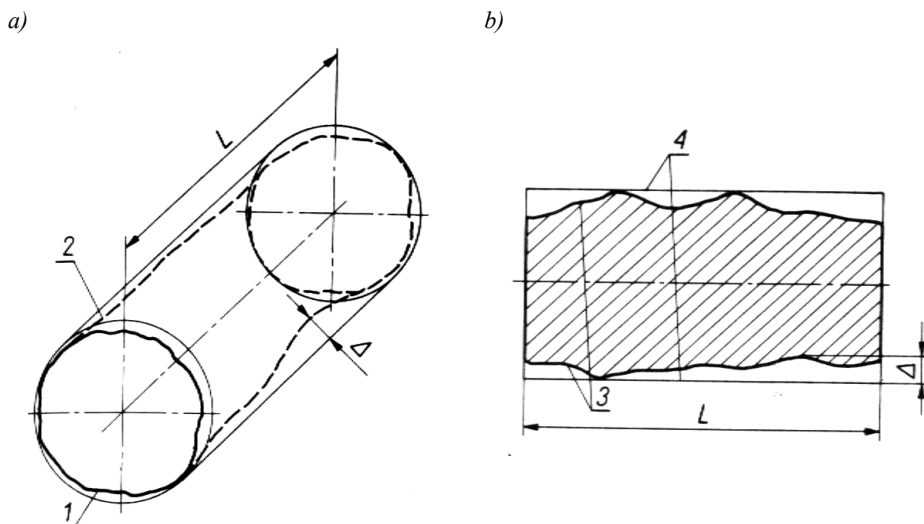


Rys. 1.4. Czynniki wpływające na dokładność powierzchni obrabianej [106]

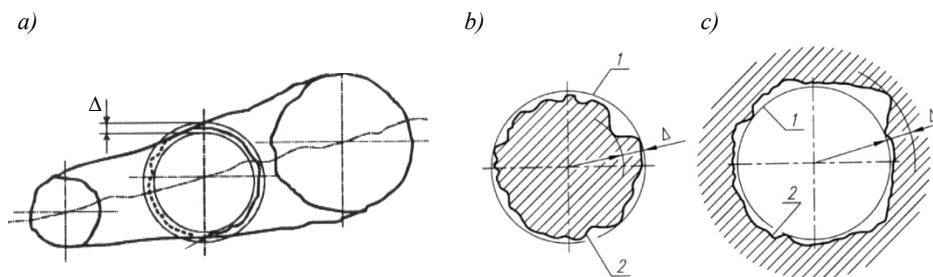
Na podstawie modelu geometrycznego zaprezentowanego na rys. 1.4, na trajektorię ruchu narzędzia wpływają:

- odchyłka wywołana sprężystym odkształceniem suportu obrabiarki – δ_s ,
- odchyłka wywołana sprężystym odkształceniem układu wrzeciono-konik – $\delta_{w,k}$,
- odchyłka wywołana sprężystym odkształceniem przedmiotu obrabianego – δ_{PO} ,
- odchyłka wywołana sprężystym odkształceniem narzędzia – δ_N ,
- skrócenie promieniowe ostrza wywołane zużyciem ściernym – δ_{KE} ,
- wydłużenie cieplne ostrza – δ_{qN} ,
- odchyłka wywołana cieplnym odkształceniem przedmiotu obrabianego – δ_{qPO} .

Badania wykazują [106], że przy toczeniu przedmiotów wykonanych ze stali dotrzymanie wymagań odpowiadających obróbce dokładnej sprawia przede wszystkim problemy w odniesieniu do dokładności kształtowej.



Rys. 1.5. Interpretacja graficzna odchyłki przekroju wzdłużnego; 1 – zarys rzeczywisty w przekroju poprzecznym, 2 – okrąg przylegający – idealny, 3 – zarys rzeczywisty w przekroju wzdłużnym, 4 – prosta przylegająca – zarys idealny, Δ – odchyłka walcowości [22]



Rys. 1.6. Interpretacja graficzna odchyłki przekroju poprzecznego: a, b) dla wałka, c) dla otworu, 1 – okrąg przylegający – idealny, 2 – zarys rzeczywisty w przekroju poprzecznym, Δ – odchyłka kołowości [22]

Na rysunku 1.5 i rysunku 1.6 zaprezentowano graficzne interpretacje odchyłki kształtu. Rysunek 1.5 przedstawia graficznie odchyłki zarysu przekroju wzdłużnego – odchyłki walcowości, zaś rys. 1.6 odchyłki przekroju poprzecznego – odchyłki okrągłości [21–22].

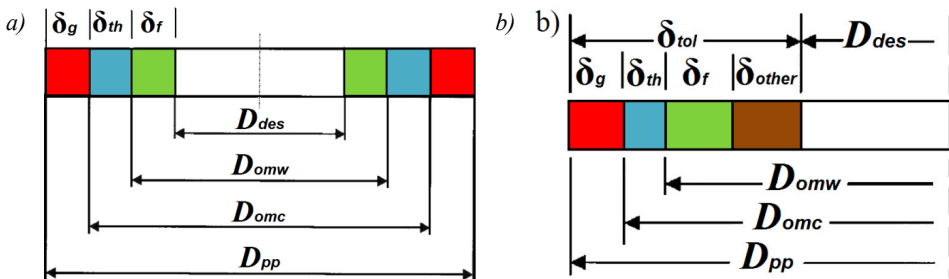
Analizując proces skrawania toczeniem, szczególną uwagę należy poświęcić odchyłkom okrągłości (owalność, graniastość), odchyłkom walcowości (stożkowość, siodłowość, baryłkowość, wygięcie osi, pętla, błąd hybrydowy) oraz odchyłkom wymiaru.

Jak zaznaczono na początku rozdziału 1.1 błędy obróbki wyrobów kształtowanych w procesie skrawania toczeniem zależą od wielu czynników (rys. 1.1). Uwzględniając powyższe, sumaryczny błąd obróbki można opisać następującą zależnością [36]:

$$\delta_{tot} = f(S, N, P, O, I) \tag{1.1}$$

gdzie: S – zespół czynników charakteryzujących proces skrawania, N – zespół czynników charakteryzujących rodzaj i właściwości narzędzia, P – zespół czynników charakteryzujących rodzaj i właściwości przedmiotu obrabianego, O – zespół czynników charakteryzujący rodzaj i właściwości obrabiarki, I – inne czynniki losowe.

Czynniki te pozostają ze sobą w bardzo skomplikowanych interakcjach. Niejednokrotnie wpływ każdego z nich z osobna jest bardzo złożony, nie do końca poznany oraz z wielu powodów trudny do oszacowania [34–37, 55, 59, 68, 72–74]. Według Brayana [10], z uwagi na czynnik wywołujący powstawanie błędu, błędy obróbki można podzielić na: wywołane siłami skrawania, wywołane ciepłem oraz błędami geometrycznymi obrabiarki (rys. 1.7a). Podobną klasyfikację błędów podaje w swojej pracy Li, X., Liu Z, Q. i Venuvinod P. K. (rys. 1.7b), [55, 62–63]. Autorzy wyodrębniają dodatkowo błąd δ_{other} – będący sumą błędów cząstkowych wynikających ze sposobu mocowania i wartości sił mocujących przedmiot obrabiany oraz zużycia ostrza narzędzia skrawającego itp.



Rys. 1.7. Model geometryczny dekompozycji błędu całkowitego obróbki: D_{des} – wymagana średnica nominalna, D_{omw} – średnica zmierzona bezpośrednio po obróbce (na obrabiarce), D_{omc} – średnica zmierzona po ostudzeniu (na obrabiarce), D_{pp} – średnica zmierzona po usunięciu przedmiotu z obrabiarki [51, 55]

Według prezentowanego powyżej modelu geometrycznego (rys. 1.7), całkowity błąd jakim jest obarczony przedmiot po obróbce, składa się z czterech skła-

dowych: błędu wywołanego generowanym ciepłem w systemie obróbkowym, błędu geometrycznego obrabiarki, błędu wywołanego oddziaływaniem siły skrawania oraz sumarycznego błędu innych czynników δ_{other} . Zależność opisująca błąd całkowity przyjmuje postać:

$$\delta_{tot} = \delta_g + \delta_{th} + \delta_f + \delta_{other} \quad (1.2)$$

gdzie: δ_g – błędy geometryczne obrabiarki, δ_{th} – błędy wywołane generowanym ciepłem, δ_f – błędy wywołane siłami skrawania, δ_{other} – błędy wynikające ze sposobu i wartości sił zamocowania, zużycia ostrza narzędzia skrawającego itp.

Uwzględniając charakterystyczne wymiary średnicowe obrabianej części: D_{des} – wymagana średnica nominalna, D_{omw} – średnica zmierzona bezpośrednio po obróbce (na obrabiarce), D_{omc} – średnica zmierzona po ostudzeniu (na obrabiarce), D_{pp} – średnica zmierzona po usunięciu przedmiotu z obrabiarki oraz rozkład błędu opisany równaniem (1.1), poszczególne składowe błędy można opisać następująco. Przyjmując, że wartość błędu jaki popełniamy podczas pomiaru jest na tyle mała i nie wpływa na jakość prowadzonej analizy, wartość błędu całkowitego δ_{tot} można wyrazić jako połowę różnicy średnicy przedmiotu obrabianego zmierzonej po obróbce D_{pp} i wartości średnicy wymaganej przez konstruktora D_{des} :

$$\delta_{tot} = \frac{1}{2}(D_{pp} - D_{des}) \quad (1.3)$$

Wartość błędu wynikająca z niedokładności geometrycznej obrabiarki δ_g , można przedstawić jako:

$$\delta_g = \frac{1}{2}(D_{pp} - D_{omc}) \quad (1.4)$$

Błąd opisany równaniem (1.3) wynika z dokładności i precyzji wykonania zespołów funkcjonalnych obrabiarki oraz pewności i sposobu zamocowania obrabianego elementu. W myśl prezentowanego modelu geometrycznego błąd δ_g może być wyrażony jako połowa różnicy średnicy zmierzonej po ostudzeniu przedmiotu poza obrabiarką D_{pp} a średnicą zmierzoną po ostudzeniu na obrabiarce D_{omc} (równanie 1.4).

Występujące ciepłe odkształcenia systemu obróbkowego, przedmiotu obrabianego i narzędzia są przyczyną powstawania przemieszczeń, które przyczyniają się dodatkowo do powiększania wartości błędu całkowitego δ_{tot} . W oparciu o przedstawiony na rys. 1.7 model możemy zapisać, że:

$$\delta_{th} = \frac{1}{2}(D_{omc} - D_{omw}) \quad (1.5)$$

Zatem, sumując błędy wywołane generowanym ciepłem δ_{th} oraz błędy geometryczne δ_g możemy zapisać równanie (1.6):

$$\delta_g + \delta_{th} = \frac{1}{2} (D_{pp} - D_{omw}) \quad (1.6)$$

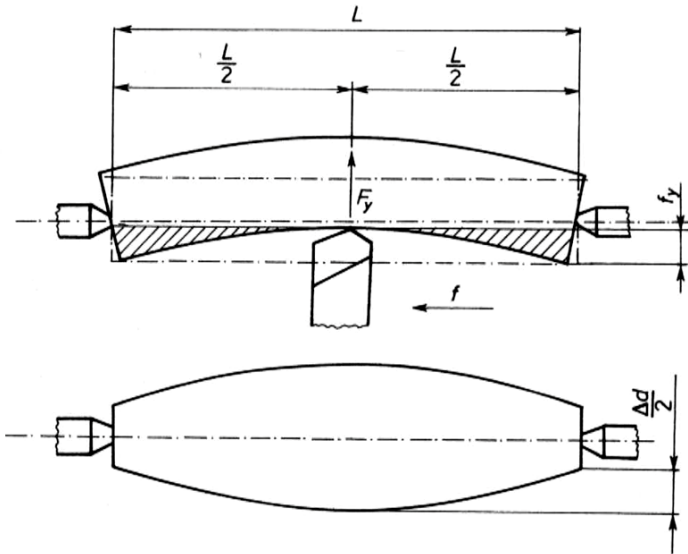
Uwzględniając zapisane powyżej zależności δ_{tot} (1.2) i $\delta_g + \delta_{th}$ (1.5) oraz przyjmując δ_{other} za wielkość małego rzędu, wartość błędu powodowanego przez siły skrawania δ_f można wyrazić zależnością (1.7):

$$\delta_f = \frac{1}{2} (D_{omw} - D_{des}) \quad (1.7)$$

Okazuje się, że wartość błędu wywołanego sprężystym oddziaływaniem siły skrawania δ_f można określić za pomocą dwóch wartości średnicy przedmiotu obrabianego. Jak wynika z zależności (1.7), błąd δ_f jest równy połowie różnicy średnic D_{omw} – średnicy zmierzonej zaraz po obróbce oraz D_{des} – średnicy podanej na rysunku konstrukcyjnym przez konstruktora.

1.1.1. Analiza wpływu sztywności układu OUPN

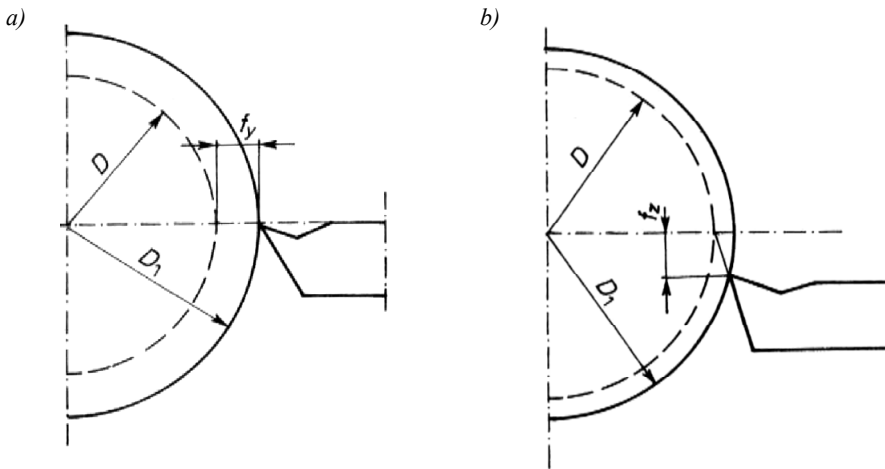
Odształcenia przedmiotu obrabianego, zarówno w skali makro jak również mikro, zależą od położenia narzędzia wzdłuż jego osi, sił skrawania, parametrów technologicznych obróbki, ilości generowanego ciepła oraz parametrów geometrycznych narzędzia i samego obrabianego elementu [35, 41–42, 52–55, 59, 106].



Rys. 1.8. Wpływ ugięcia przedmiotu obrabianego na jego końcowy kształt i wymiary, L – długość obrabianej części, d – średnica przedmiotu obrabianego, Δd – odchyłka przekroju wzdłużnego, F_y – składowa promieniowa siły skrawania, f_y – ugięcie sprężyste obrabianego wałka [18]

Na rys. 1.8 zaprezentowano wpływ ugięcia sprężystego przedmiotu obrabianego PO wskutek oddziaływań siłowych w układzie PO–N, na końcowy kształt i wymiary gotowej części.

Podatność narzędzi skrawających oraz nieodpowiednie ich mocowanie także wywołują odkształcenia, skutkiem których są błędy wykonania elementów. Podatność układu powoduje przesunięcia narzędzia i przedmiotu obrabianego. W konsekwencji doprowadzają one do zwiększania wartości błędu wykonania części. Zbyt mała sztywność przedmiotu obrabianego oraz znaczne siły występujące podczas skrawania mogą być przyczyną nawet znacznych sprężystych odkształceń PO podczas obróbki.



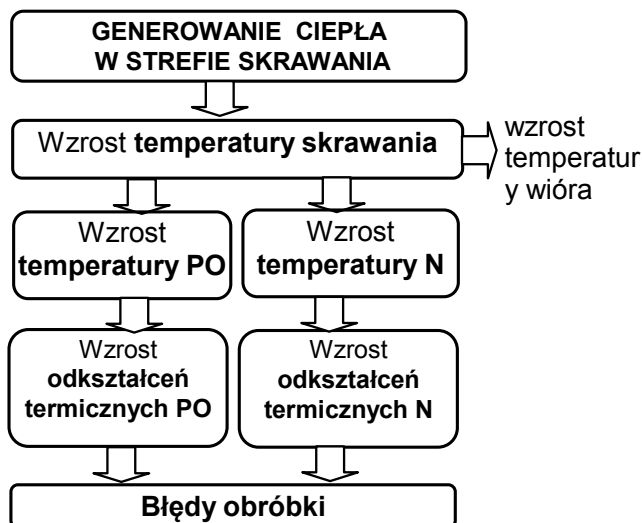
Rys. 1.9. Wpływ przemieszczenia noża tokarskiego na przyrost średnicy toczonego wałka: a) poziomego, b) pionowego, D – średnica nominalna, D_1 – średnica rzeczywista, f_y, f_z – odpowiednie ugięcia sprężyste w osiach y, z [18]

Na rys. 1.9a przedstawiono wpływ poziomego przemieszczenia sprężystego narzędzia na wartość średnicy przedmiotu obrabianego, zaś rys. 1.9b wpływ pionowego ugięcia noża na przyrost średnicy toczonego wałka. W zależności od geometrii obrabianego elementu oraz specyfiki oddziaływań siłowych wartość powstających odkształceń może kształtować się na różnym poziomie.

1.1.2. Analiza wpływu ciepła generowanego podczas skrawania

Efektom oddziaływania strumienia ciepła generowanego podczas skrawania jest podwyższanie temperatury elementów systemu obróbkowego. Powoduje to wzrost wymiarów liniowych poszczególnych elementów systemu OUPN. Jak zaznaczono w rozdziale 1.2, w przypadku procesu skrawania zjawisko to ma duży wpływ na dokładność wymiarowo-kształtową obrabianych przedmiotów.

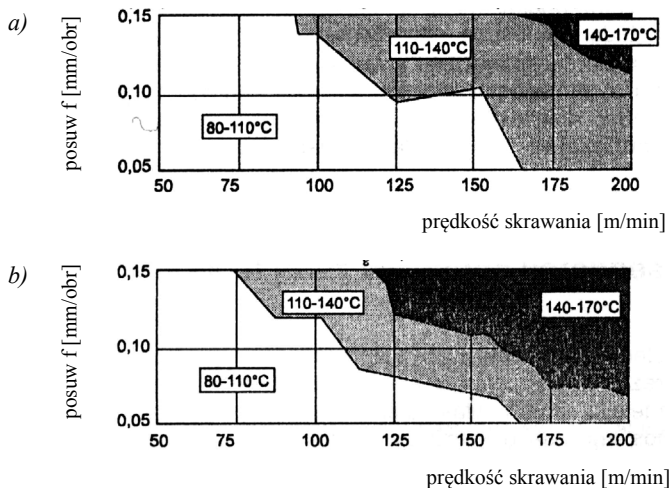
Ogólny model strukturalny związków pomiędzy generowaniem ciepła w strefie skrawania a błędami obróbki powodowanymi odkształceniami termicznymi przedstawiono na rys. 1.10.



Rys. 1.10. Związek pomiędzy generowaniem ciepła w strefie skrawania a błędami obróbki powodowanymi odkształceniami termicznymi, PO – przedmiot obrabiany, N – narzędzie

Przy zachowaniu jednakowych technologicznych parametrów skrawania podczas obróbki, rozkład strumieni ciepłych dla różnych materiałów konstrukcyjnych jest zróżnicowany [1, 6–11, 90]. Badania dowodzą [8], że podczas skrawania stali 40H ($v_c=100\text{m/min}$, $f=0,12\text{mm/min}$, $a_p=1,5\text{mm}$) całkowity strumień ciepła wynosi 900W, zaś średnia wartość temperatury wióra wynosi 420°C. Dla analizowanego przypadku z wiórem unoszone jest 71% ciepła, 26% przejmuje przedmiot obrabiany zaś 1,9% ostrze narzędzia skrawającego. W przypadku obróbki żeliwa (207 HB), całkowity strumień generowanego ciepła wynosi 907W, z czego tylko 42% jest unoszone przez wiór zaś 50% przejmuje przedmiot obrabiany i 1,5% ostrze narzędzia. Średnia wartość temperatury wióra podczas obróbki żeliwa o twardości 207HB wynosi 290°C. Zupełnie inny jest natomiast rozkład strumieni ciepła podczas obróbki aluminium. Wartość całkowitego strumienia ciepła dla tego przypadku wynosi 607W, a średnia wartość temperatury wióra tylko 140°C. Najwięcej ciepła (73%) przejmuje przedmiot obrabiany, z wiórem unoszone jest jedynie 21% zaś 2,2% całkowitego strumienia ciepła przypada na ostrze narzędzia skrawającego. Analiza porównawcza przedstawionych przykładów pokazuje, że najmniej ciepła przejmuje

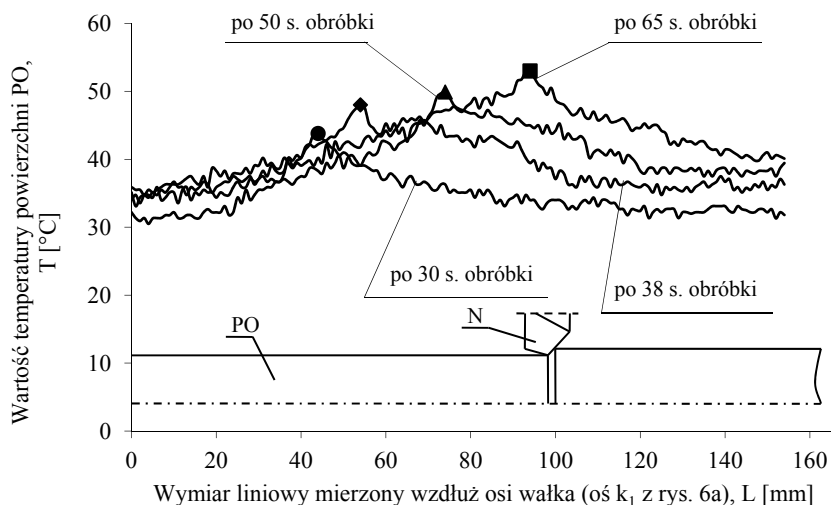
ostrze narzędzia skrawającego. Przytoczone przykłady dowodzą, że wpływ oddziaływania ciepła na ostrze narzędzia skrawającego jest znacznie mniejszy niż na przedmiot obrabiany. Niejednokrotnie wpływ ten można pominąć, szczególnie w przypadku stosowania płynu obróbkowego, który zdecydowanie chłodzi ostrze narzędzia. Ponadto, wysoka trwałość i wytrzymałość współczesnych materiałów narzędziowych (węglików spiekanych, powlekanych węglików spiekanych, materiałów ceramicznych) pozwala na bardzo wydajne skrawanie przy utrzymaniu niskiego stopnia przejmowania ciepła ze strefy skrawania [79]. Parametry cieplne, a w szczególności niski współczynnik przewodzenia ciepła (o wiele niższy niż przedmiotu obrabianego) powodują, że większe porcje ciepła kierowane są w kierunku wióra (przypadek najkorzystniejszy) ale również i przedmiotu obrabianego.



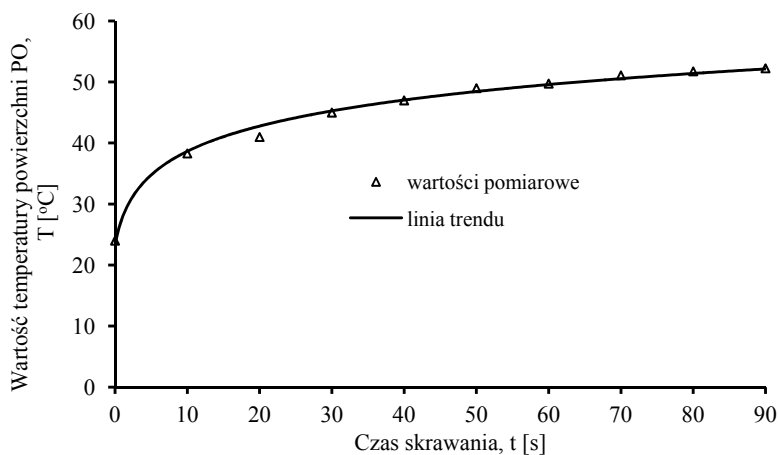
Rys. 1.11. Rozkład wartości temperatury na powierzchni przedmiotu obrabianego podczas skrawania stali (0,16%C) nożem a) o promieniu naroża ostrza $r_e = 0,8 \text{ mm}$, b) o promieniu naroża ostrza $r_e = 0,4 \text{ mm}$ [14]

Okazuje się, że temperatura przedmiotu obrabianego podczas obróbki przyjmuje znaczne wartości, co zaprezentowano na rysunku 1.11. Podobny rozkład wartości temperatury powierzchni przedmiotu podczas skrawania nieortogonalnego stali konstrukcyjnej wyższej jakości C45 zaprezentowano na rysunku 1.12 oraz rysunku 1.13.

W przypadku procesu skrawania mamy do czynienia ze zmiennym w czasie, wędrującym źródłem ciepła wzdłuż drogi skrawania. Szczególnie niekorzystne jest zatem prowadzenie obróbki przy wzrastającej objętości materiału przed czołem ostrza narzędzia skrawającego. Prowadzi to do wzrostu głębokości skrawania, a przez to istotnych błędów kształtu gotowego wytworu [41].

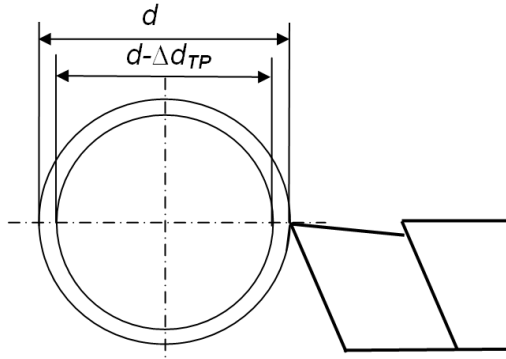


Rys. 1.12. Rozkład wartości temperatury na powierzchni przedmiotu obrabianego w funkcji położenia źródła ciepła, podczas skrawania nieortogonalnego stali C45 [30]



Rys. 1.13. Charakter zmian maksymalnej wartości temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego [28]

Próbie oceny wpływu cieplnych oddziaływań na przedmiot obrabiany podczas skrawania podjęli autorzy prac [59, 67–68]. Wpływ wzrostu temperatury przedmiotu obrabianego na wartość średnicy po obróbce przedstawiono jak rys. 1.14.



Rys. 1.14. Wpływ wzrostu temperatury przedmiotu obrabianego na wartość średnicy po obróbce [67]

Do opisu analitycznego rozważanego podejścia przyjęto następującą zależność:

$$\Delta d_{TP} = \frac{\alpha_p \cdot d \cdot p \cdot F_c \cdot v_c \cdot t_r}{100 \cdot c_p \cdot m_p} \quad (1.8)$$

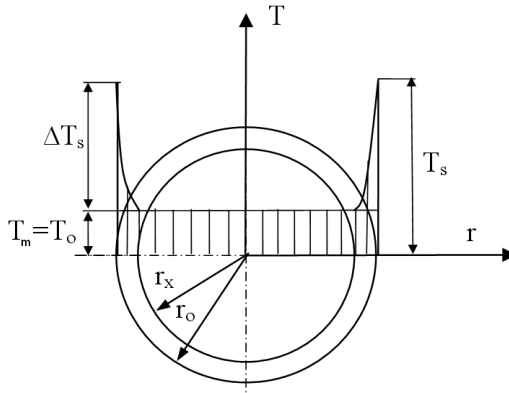
gdzie: α_p – współczynnik rozszerzalności cieplnej materiału obrabianego, d – średnica przedmiotu obrabianego, p – procentowy wskaźnik ilości ciepła przejmowanego przez przedmiot obrabiany, F_c – składowa obwodowa siły skrawania, v_c – prędkość skrawania, t_r – czas skrawania do osiągnięcia równowagi cieplnej t.j. kiedy ilość ciepła doprowadzonego do obrabianego przedmiotu jest równa ilości ciepła odprowadzonego, c_p – ciepło właściwe materiału obrabianego, m_p – masa przedmiotu obrabianego.

Okazuje się, że średnica przedmiotu obrabianego po obróbce – w warunkach wyrównanej temperatury przedmiotu i otoczenia jest mniejsza o wartość Δd_{TP} , wyrażoną zależnością (1.7).

Autorzy prac [59, 68] zaproponowali model analityczny oceny odkształceń cieplnych przedmiotu obrabianego (rys. 1.15). Rozważano jednowymiarowy model niustalonego przewodzenia ciepła w procesie skrawania przedmiotu w kształcie walca, opisany równaniem Fouriera:

$$\frac{\partial T(r,t)}{\partial t} = \frac{\lambda}{c\rho} \cdot \left(\frac{\partial^2 T(r,t)}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \cdot \frac{\partial T(r,t)}{\partial r} \right) \quad (1.9)$$

Rozwiązanie powyższego równania podaje Heisler względem bezwymiarowej nadwyżki temperatury v^+ oraz współczynnika k , w funkcji liczb podobieństwa Bi, Fo.



Rys. 1.15. Rozkład temperatury w przekroju poprzecznym toczzonego wałka [59]

Rozkład temperatury w ścianie cylindrycznej przyjęto jak na rys.1.15. Założono, że dla promienia $r < r_x$ temperatura przedmiotu obrabianego jest stała i równa temperaturze otoczenia T_o (z dokładnością do 5%), zaś dla promienia r zawartego w przedziale $\langle r_x, r_o \rangle$ temperatura rośnie według krzywej logarytmicznej (rys. 1.15), opisanej równaniem:

$$f_{\Delta T}(r) = \Delta T_s + A \ln \frac{r}{r_o} \quad (1.10)$$

gdzie: ΔT_s jest różnicą między temperaturą powierzchni obrabianego wałka T a temperaturą w osi wałka T_m , A jest stałą wyznaczaną z warunku, że dla $r = r_x$ funkcja $f_{\Delta T}(r) = 0$.

Zatem odkształcenie cieplne wałka, rozumiane jako wzrost jego średnicy spowodowany nagrzewaniem na skutek ciepła wydzielającego się w procesie skrawania można wyrazić zależnością:

$$\Delta d = 2\alpha \int_{r_x}^{r_o} (\Delta T + A \ln \frac{r}{r_o}) dr \quad (1.11)$$

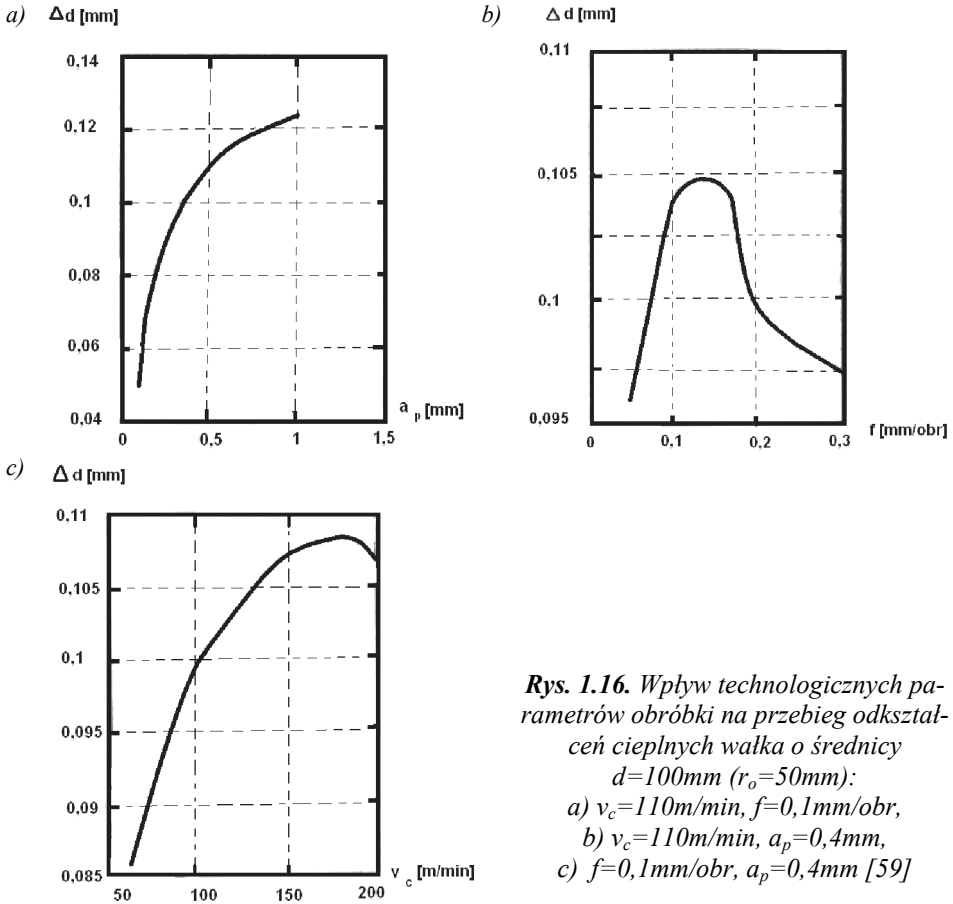
gdzie: α – współczynnik rozszerzalności liniowej, r_x – wartość promienia, wyznaczona w oparciu o wykresy opracowane przez Heisler'a, (pozostałe oznaczenia w tekście).

W wyniku poczynionych przekształceń oraz całkowania, ostatecznie uzyskano zależność:

$$\Delta d = 2\alpha [\Delta T_s (r_o - r_x) - A(r_o - r_x) \ln r_o + A(r_o \ln r_o - r_o) - A(r_x \ln r_x - r_x)] \quad (1.12)$$

Zależność (1.12) opisuje charakter zmian średnicy toczzonego wałka na skutek przejmowania części ciepła generowanego w strefie skrawania. Występująca we wzorze wartość promienia r_x , została wyznaczona w oparciu o wykresy opracowane przez Heislera, służące do określania temperatury w dowolnym punkcie,

symetrycznie ogrzewanego lub studzonego nieograniczonego walca [6, 11, 70, 90, 112].



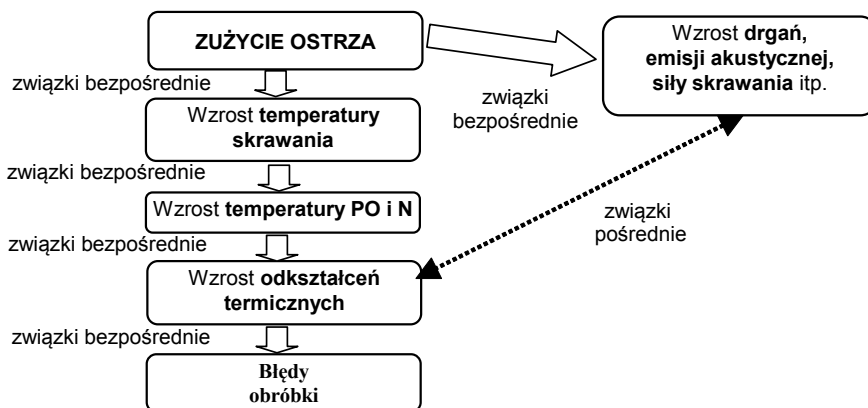
Rys. 1.16. Wpływ technologicznych parametrów obróbki na przebieg odkształceń cieplnych wałka o średnicy $d=100\text{mm}$ ($r_o=50\text{mm}$):
 a) $v_c=110\text{m/min}$, $f=0,1\text{mm/obr}$,
 b) $v_c=110\text{m/min}$, $a_p=0,4\text{mm}$,
 c) $f=0,1\text{mm/obr}$, $a_p=0,4\text{mm}$ [59]

Wybrane wyniki obliczeń wartości Δd dokonanych dla przypadku dokładnego toczenia wałka o średnicy $d=100\text{mm}$ ($r_o=50$) ze stali o wytrzymałości $R_m=450\text{MPa}$ zaprezentowano na rys. 1.16. Przedstawiają one wpływ technologicznych parametrów obróbki na przebieg zmian średnicy obrabianego wałka. Okazuje się, że zarówno wpływ głębokości skrawania jak również posuwu jest bardzo istotny. Prezentowane wyniki wskazują na nieliniowy charakter kształtowania się analizowanego błędu wymiaru Δd .

1.1.3. Analiza wpływu zużycia ostrza narzędzia skrawającego

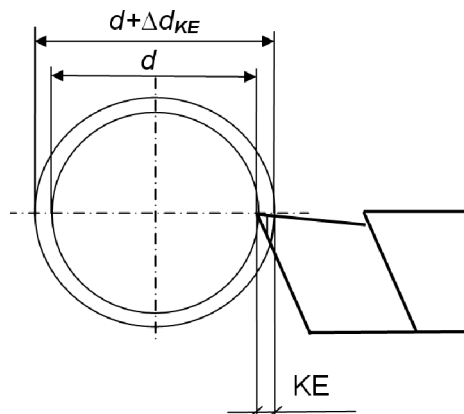
Skutkiem zużywania się ostrza narzędzia skrawającego jest powstawanie istotnych błędów obróbki. Przyczynowo skutkowy model związku pomiędzy

zużyciem ostrza narzędzia a błędami powodowanych samymi odkształceniami termicznymi zaprezentowano na rys. 1.17.



Rys. 1.17. Przyczynowo skutkowa zależność pomiędzy zużyciem ostrza narzędzia a błędami obróbki powodowanymi odkształceniami termicznymi, PO – przedmiot obrabiany, N – narzędzie

Wpływ zużycia ostrza narzędzia skrawającego na dokładność obróbki analizowali autorzy pracy [43, 67, 106]. W efekcie zmian geometrii ostrza narzędzia wywołanej procesem zużycia, dochodzi do wzrostu średnicy obrabianego elementu. Wpływ promieniowego zużycia ostrza narzędzia skrawającego na wzrost średnicy obrabianego elementu zaprezentowano w formie graficznej na rys. 1.18.



Rys. 1.18. Wpływ promieniowego zużycia ostrza narzędzia skrawającego na wzrost średnicy obrabianego elementu [67]

Autorzy pracy [67] charakter zmian średnicy przedmiotu obrabianego wskutek zużywania się ostrza narzędzia skrawającego opisują następującą zależnością:

$$\Delta d = 2(KE_o + u \cdot t_s) \quad (1.13)$$

gdzie: KE_o – jest początkowym zużyciem ostrza narzędzia skrawającego, t_s – jest czasem skrawania, u – jest intensywnością zużycia ostrza narzędzia.

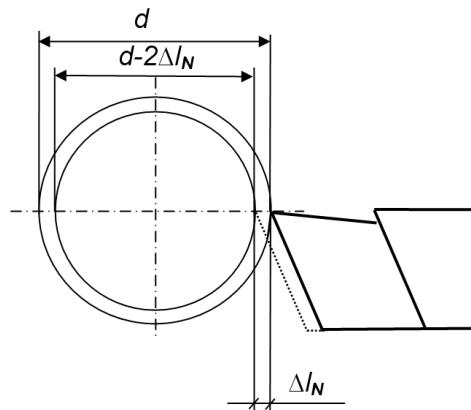
Jednakże związek opisany równaniem (1.12) jest słuszny jedynie w zakresie liniowych zmian wartości wskaźnika zużycia ostrza narzędzia skrawającego.

Postępując w sposób analogiczny jak w przypadku obliczania błędów obróbkowych wynikających z nagrzewania się przedmiotów obrabianych (zależność (1.11)) i uwzględniając założenie, że narzędzie przejmuje ściśle określoną ilość ciepła generowanego podczas skrawania jako n , do wyznaczenia przyrostu wartości średnicy przedmiotu autorzy pracy [67] zaproponowali następującą zależność:

$$\Delta d_{TP} = \frac{\alpha_N \cdot l_N \cdot n \cdot F_c \cdot v_c \cdot t_r}{50 \cdot c_N \cdot m_N} \quad (1.14)$$

gdzie: α_N – współczynnik rozszerzalności cieplnej materiału ostrza narzędzia, l_N – długość wysuniętej z imaka części narzędzia, n – procentowy wskaźnik ilości ciepła przejmowanego przez ostrze narzędzia, F_c – składowa obwodowa siły skrawania, v_c – prędkość skrawania, t_r – czas skrawania do osiągnięcia równowagi cieplnej t.j. kiedy ilość ciepła doprowadzonego do narzędzia jest równa ilości ciepła odprowadzonego, c_N – ciepło właściwe materiału narzędziowego, m_N – masa wysuniętej z imaka części narzędzia.

Powyższa zależność uwzględnia wpływ liniowego wydłużania się ostrza narzędzia na wartość średnicy toczonego wałka wskutek ciepła przejmowanego ze strefy skrawania.



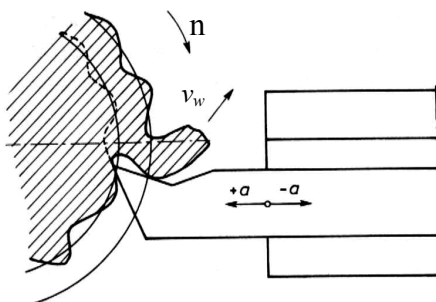
Rys. 1.19. Wpływ nagrzewania się narzędzia skrawającego na wartość średnicy toczonego wałka [67]

Graficznie, wpływ nagrzewania się narzędzia skrawającego na wartość średnicy toczzonego wałka przedstawiono na rys. 1.19.

Ponieważ współczesne materiały narzędziowe charakteryzują się niskimi współczynnikami przewodzenia ciepła, ciepło ze strefy skrawania odprowadzane jest innymi drogami. Uwzględniając powyższy fakt oraz niskie współczynniki rozszerzalności liniowej ostrzy, wpływ ciepła i wzrost wymiarów liniowych narzędzia na średnicę toczzonego wałka można pominąć.

1.1.4. Analiza wpływu drgań mechanicznych

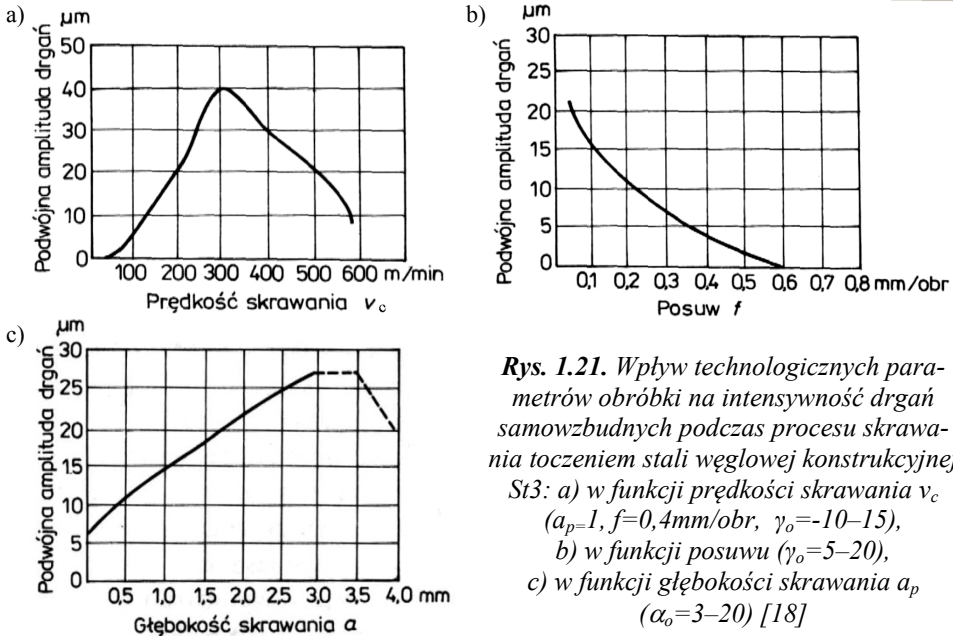
Generowane w układzie masowo sprężystym OUPN drgania mechaniczne w istotny sposób wpływają na tor narzędzia i odkształcenia przedmiotu obrabianego w skali mikro [17–18, 60, 73–74, 92] (rys. 1.20). Drgania w procesie obróbki są zjawiskiem niepożądanym. Powodują powstawanie szeregu błędów wykonania części. Intensywność drgań podczas procesu skrawania toczeniem w znacznym stopniu uzależniona jest od technologicznych parametrów obróbki i geometrii ostrza narzędzia.



Rys. 1.20. Wpływ drgań mechanicznych na stan powierzchni obrabianej podczas procesu skrawania toczeniem; n – prędkość obrotowa przedmiotu obrabianego, v_w – prędkość splotu wióra, a – wychylenie noża z położenia równowagi [18]

Na rys. 1.21 przedstawiono wpływ prędkości skrawania, posuwu oraz głębokości skrawania na intensywność drgań samowzbudnych podczas procesu skrawania toczeniem stali węglowej konstrukcyjnej St3.

Ponieważ układ OUPN jest układem dynamicznym i przestrzennym, to również wytworzone w tym układzie drgania mechaniczne mają charakter przestrzenny. Składowe drgań w kierunku prostopadłym do powierzchni obrabianej wpływają w sposób istotny na stereometrię powierzchni (chropowatość, falistość itp.), zaś składowe zgodne z kierunkiem prędkości skrawania na błędy przekroju wzdłużnego: stożkowość, brak równoległości powierzchni zewnętrznych z wewnętrznymi, itp. Istotne wyniki prac z zakresu dynamiki procesu skrawania i jej wpływu na stan geometryczny przedmiotu obrabianego w formie tulei cienkościennej zawarte są w pracach [73–74].



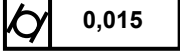
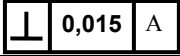







Rys. 1.21. Wpływ technologicznych parametrów obróbki na intensywność drgań samowzbudnych podczas procesu skrawania toczeniem stali węglowej konstrukcyjnej
 St3: a) w funkcji prędkości skrawania v_c ($a_p=1$, $f=0,4$ mm/obr, $\gamma_o=-10-15$),
 b) w funkcji posuwu ($\gamma_o=5-20$),
 c) w funkcji głębokości skrawania a_p ($\alpha_o=3-20$) [18]

Okazuje się, że dla obróbki zgrubnej tulei cienkościennej ($a_p=2,5$ mm, $f=0,3$ mm, $v_c=140$ m/min) o długość $l=200$ mm i średnicy $d=100$ mm przy grubości ścianki $g=5$ mm wykonanej ze stali o $R_m=920$ MPa (42CrMo) wartości przemieszczeń w kierunku działania składowej promieniowej siły skrawania wynoszą 110 μm , zaś dla obróbki wykańczającej 80 μm (grubość ścianki $g=1,5$ mm, $a_p=0,5$ mm, $f=0,12$ mm, $v_c=170$ m/min). Uzyskane wartości przemieszczeń w kierunku działania składowej obwodowej siły skrawania wynoszą odpowiednio dla obróbki zgrubnej 90 μm , zaś dla obróbki wykańczającej 85 μm [73]. Podobne proporcje wyników uzyskano podczas obróbki tulei cienkościenne wykonane ze stopu aluminium o $R_m=430$ MPa (AlCuMg1). W warunkach obróbki zgrubnej ($a_p=2$ mm, $f=0,3$ mm, $v_c=350$ m/min) przemieszczenia w kierunku działania składowej promieniowej siły skrawania wynosiły średnio 25 μm , zaś w kierunku składowej obwodowej siły skrawania 12 μm . Dla warunków obróbki wykańczającej ($a_p=0,6$ mm, $f=0,12$ mm, $v_c=400$ m/min) przemieszczenia te wyniosły odpowiednio 18 μm – w kierunku działania składowej promieniowej siły skrawania i 8 μm – w kierunku składowej obwodowej siły skrawania. Przytoczone wyniki prac badawczych wskazują na istotny wpływ drgań mechanicznych na kształtowanie się stanu geometrycznego kształtowanych w procesie skrawania toczeniem części.

1.1.5. Analiza wpływu błędów geometrycznych obrabiarki i narzędzia

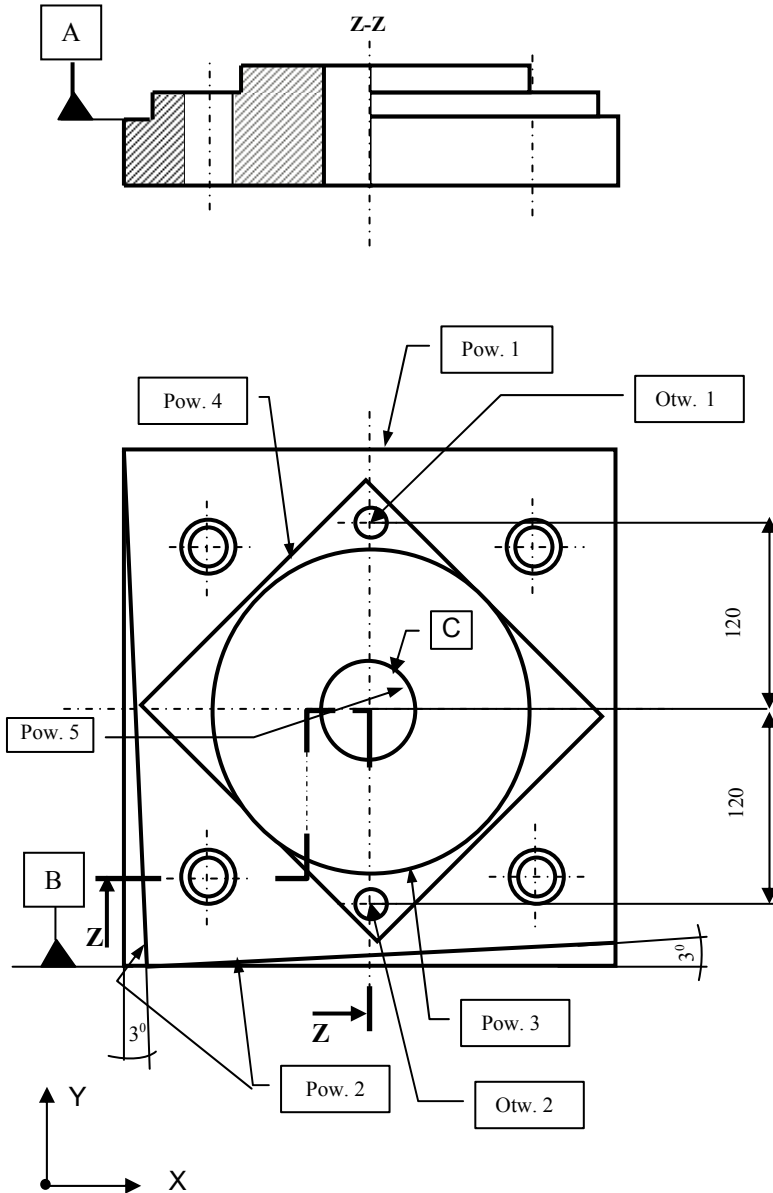
Błędy obrabiarki, zależne od dokładności wykonania poszczególnych jej części, zespołów i montażu w znacznym stopniu determinują błędy wykonania obrabianej części [18, 39, 51]. Na rys. 1.22 zamieszczono przykładowy element testowy do badania dokładności obróbki nowego, nie eksploatowanego centrum obróbczego.

Tab. 1.3. Wyniki testowania centrum frezarskiego

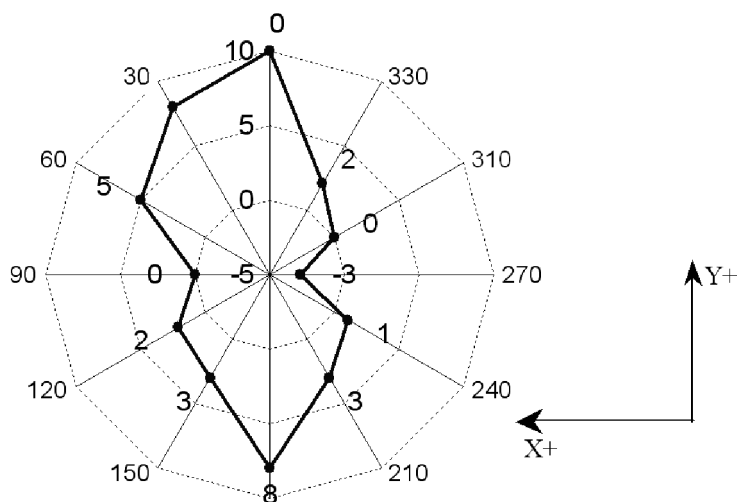
Charakterystyki powierzchni								
Powierzchnia		Wartość dopuszczalna		Wartość zaobserwowana	Powierzchnia	Wartość dopuszczalna	Wartość zaobserwowana	
Pow. 1	prostoliniowość	—	0,015	0,004	Pow. 5	walco- wość	 0,015	0,007
	równoległość	//	0,020 B	0,012		prostopa- dłość	 0,015 A	0,012
	prostopa- dłość		0,020 B	0,007	Otwór 1		$X0 \pm 0,020$	-0,002
Pow. 2	prostoliniowość	—	0,015	0,004			$Y+75 \pm 0,020$	75,001
	pochylenie		0,020 B	0,014		Otwór 2	$X0 \pm 0,020$	+0,001
	prostopa- dłość		0,020 E	0,005		$Y-75 \pm 0,020$	74,985	
Pow. 3	okrągłość		0,020	0,015	Ra (pow. czołowe)	1,25 μm	Max 0,6	
	współśrodko- wość		0,025 C	Y=0,011 X=0,005	Ra (pow. boczne)	1,25 μm	1,1÷1,2	
Pow. 4	prostoliniowość	—	0,015	0,003				
	pochylenie		0,020 B	0,010				
	prostopa- dłość		0,020 D	0,003				
	równoległość	//	0,020 D	0,005				

Z zaprezentowanych w tab. 1.3 wyników testów można wywnioskować, że poziom odchyłek zarejestrowanych podczas badań osiąga stosunkowo wysokie wartości. Dla większości analizowanych odchyłek wartości te sięgają 75% wartości odchyłek dopuszczonych przez normę. Wykres kołowości części testowanej pokazany na rys. 1.23 potwierdza, że np. odchyłka kołowości przyjmuje wartość równą 15 μm , zaś dopuszczalna przewidziana przez normy wartość to 20 μm . Z uwagi na to, że podawane wyniki dotyczą prototypu centrum ob-

różnego, producent nie wyraził zgody na podanie nazwy firmy ani też nazwy testowanej obrabiarki.



Rys. 1.22. Element testowy do badania dokładności geometrycznej centrum frezarskiego wg PN-ISO 230



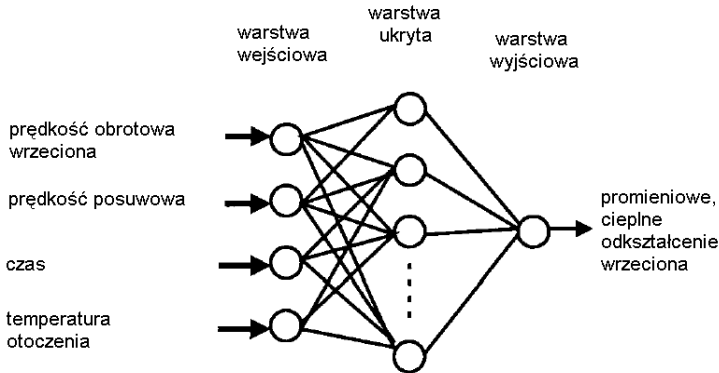
Rys. 1.23. Wykres okrągłość elementu testowego

Z analizy literatury [18] wynika ponadto, że bicie wrzeciona obrabiarki powoduje powstawanie owalu powierzchni toczonej zaś brak równoległości osi wrzeciona do prowadnic – powstawanie stożkowości przedmiotu obrabianego. W aspekcie prowadzonych rozważań błąd nastawienia obrabiarki (rozumiany jako zapewnienie ściśle określonego położenia krawędzi skrawającej narzędzia względem przedmiotu obrabianego) w sposób istotny wpływa na dokładność uzyskiwanych wymiarów w procesie skrawania. Konstrukcja uchwytu mocującego determinuje dokładność wymiarów położenia powierzchni przedmiotów obrabianych, zaś błąd wykonania narzędzia może implikować znaczne błędy kształtowych w procesie skrawania wyrobów. Problem ten dotyczy szczególnie wymiarowych narzędzi do otworów oraz narzędzi kształtowych. W przypadku pozostałych grup narzędzi błąd ich wykonania wpływa na dokładność wykonania w sposób pośredni. Powoduje on nierównomierność i intensyfikację procesów zużycia. Ubytek materiału ostrza, szczególnie na powierzchni przyłożenia, w sposób bezpośredni wpływa na wartość uzyskiwanej średnicy przedmiotu podczas obróbki [18].

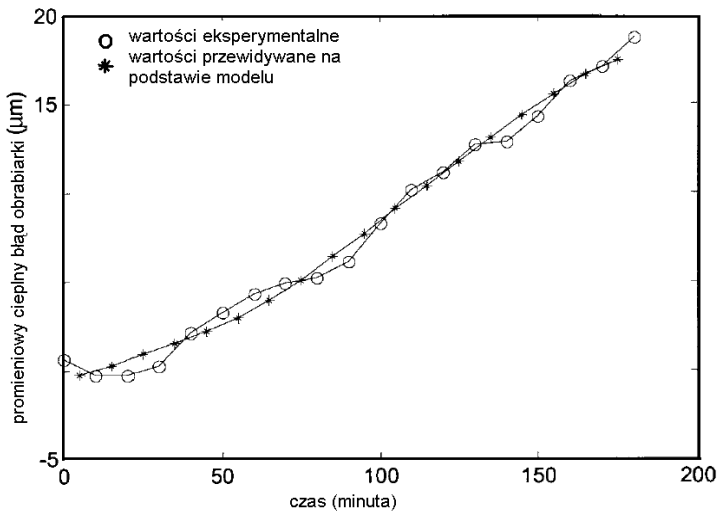
1.1.6. Analiza wpływu odkształceń cieplnych obrabiarki

Analiza wpływu odkształceń cieplnych obrabiarek na dokładność wykonania przedmiotu obrabianego jest niezwykle ważna. Ich udział i wpływ na końcowy efekt obróbki jest bardzo złożony i trudny do obliczeń. W praktyce, w większości przypadków wyznaczane są one na drodze doświadczałnej. Badania przeprowadzone przez Li [52] oraz Poloszyka i Różańskiego [86] dowodzą, że cieplne odkształcenia końcówki wrzeciona podczas obróbki mogą osiągać

nawet wartości wyższe niż 20 μm . Według autora pracy [10] błędy spowodowane ciepłem generowanym podczas procesu skrawania oraz ciepłem powstającym w węzłach kinematycznych mogą wynosić 40–70% sumarycznego błędu wykonania przedmiotu obrabianego. Przykładowe wyniki badań eksperymentalnych i modelowania w oparciu sztuczne sieci neuronowe (rys. 1.24) przedstawia rys. 1.25 [52].



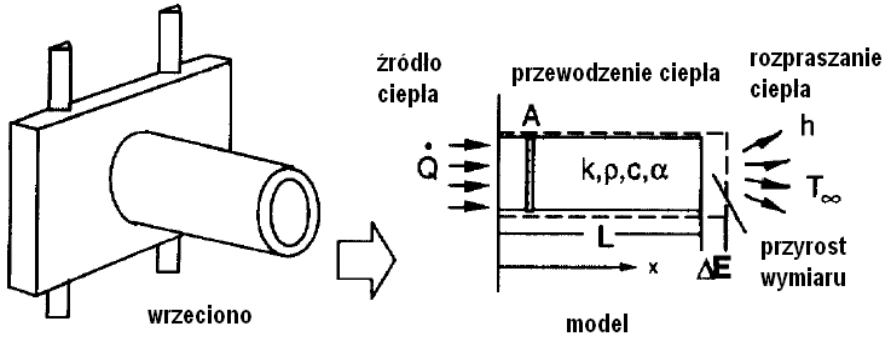
Rys. 1. 24. Struktura sieci neuronowej [52]



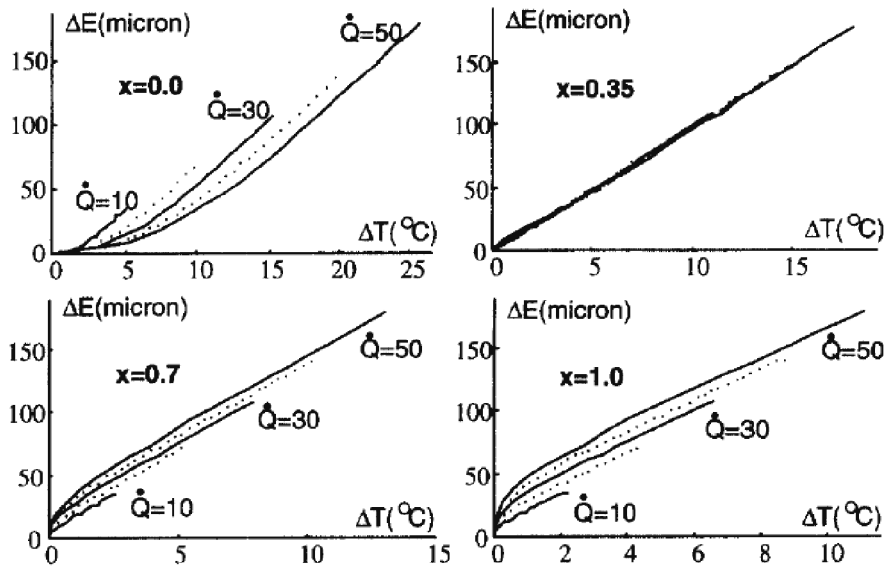
Rys. 1.25. Związki pomiędzy eksperymentalnymi i szacowanymi na podstawie modelu (zbudowanego w oparciu o sieć RBF) promieniowymi błędami cieplnymi obrabiarki [52]

Prezentowane wyniki dotyczą dwuosowego centrum tokarskiego firmy HITACHI SEIKI, HITEC-TURN 20SII, na którym prowadzono testy przy następujących warunkach obróbki: $n=2000\text{obr}/\text{min}$, $v_f=100\text{ mm}/\text{min}$, $a_p=0,5\text{mm}$, czas obróbki 180min.

Podobnych informacji dostarczają prace autorów Ni J., Yuan J. [78, 113, 115–116]. Model geometryczny wrzeciona obrabiarki oraz wyniki modelowania w zależności od przyrostu wartości jego temperatury, dla różnych wartości strumienia ciepła przedstawiono na rys. 1.26, 1.27.



Rys. 1.26. Model geometryczny wrzeciona obrabiarki [78, 116]



Rys. 1.27. Względne wzdłużne wydłużenie wrzeciona obrabiarki w funkcji temperatury dla różnych wartości strumienia ciepła \dot{Q} [78, 116]

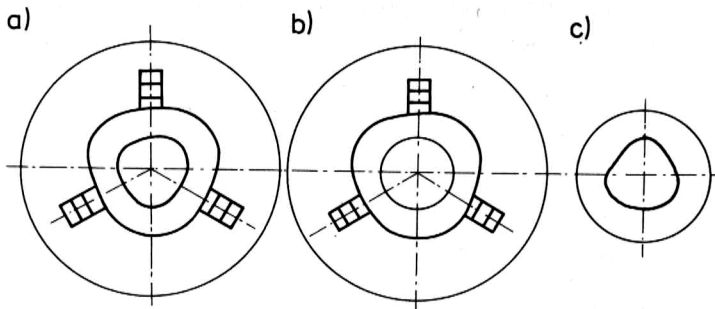
Z prezentowanych na rys. 1.27 wykresów wynika, że wartość wydłużenia wrzeciona obrabiarki może dochodzić do $150\mu\text{m}$.

Autorzy pracy [105] model cieplnych odkształceń wrzeciona obrabiarki przedstawiają jako wykładniczą, nieliniową funkcję regresji. Wyniki kompensacji błędów obróbki z zastosowaniem opracowanego modelu pozwoliły uzyskać redukcję błędów o 40–70%.

Istotne rezultaty prac z tego zakresu zaprezentowano również w opracowaniu [88]. Okazuje się, że uwzględnienie wpływu odkształceń cieplnych obrabiarki (osiągających wartości nawet rzędu $50\mu\text{m}$) jest niezwykle ważne. Ich znajomość oraz możliwość modelowania pozwoli na uszczegółowienie istniejących modeli oraz poprawę dokładności odwzorowania zjawisk zachodzących w rzeczywistym procesie skrawania.

1. 1. 7. Analiza wpływu sił zamocowania

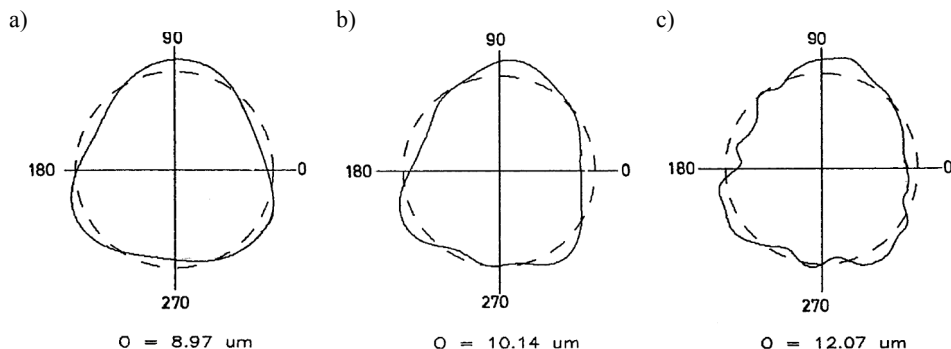
Wartość odkształceń przedmiotu obrabianego uzależniona jest w znacznym stopniu od występujących w układzie OUPN sił mocowania. Siły mocowania PO mogą powodować istotne odkształcenia sprężyste i plastyczne stykających się powierzchni. Skala występowania tego problemu uwiadcza się jednak dopiero podczas obróbki przedmiotów cienkościennych. Na rys. 1.28 przedstawiono wpływ mocowania tulei cienkościennych w szczękach twardej na końcowy jej kształt po obróbce. Zamocowanie tulei cienkościennych w szczękach twardej może doprowadzić do jej deformacji (rys. 1.28a). Prowadzenie obróbki w tych warunkach przyczynia się zazwyczaj do powstawania istotnych błędów wykonania przedmiotu. Jak wynika z rys. 1.28c kształt obrobionego otworu po odjęciu sił zamocowania wykazuje znaczny błąd przekroju poprzecznego – trójgraniastą. Ponadto, w aspekcie dokładności obróbki, naprężenia własne powstające w przedmiocie obrabianym zarówno przed jak i w fazie skrawania, wywierają negatywne skutki [18]. Efektem tych oddziaływań jest powstawanie nie tylko błędów wymiaru ale również błędów kształtu.



Rys. 1.28. Wpływ mocowania tulei cienkościennych w szczękach twardej na końcowy jej kształt po obróbce: a) przedmiot zamocowany przed obróbką otworu, b) przedmiot po obróbce otworu, c) przedmiot po odmocowaniu [18]

O znaczeniu i skali występowania odkształceń przedmiotów poddawanych obróbce skrawaniem, próbach ich kompensacji i problemach z nią związanych może świadczyć fakt obecności tej tematyki w znaczącej literaturze fachowej. Prace [2–3, 107] dowodzą, że w przypadku obróbki precyzyjnej powstające

błędy kształtu mogą przyjmować takie wartości, które dyskwalifikują je jako wyroby akceptowalne.



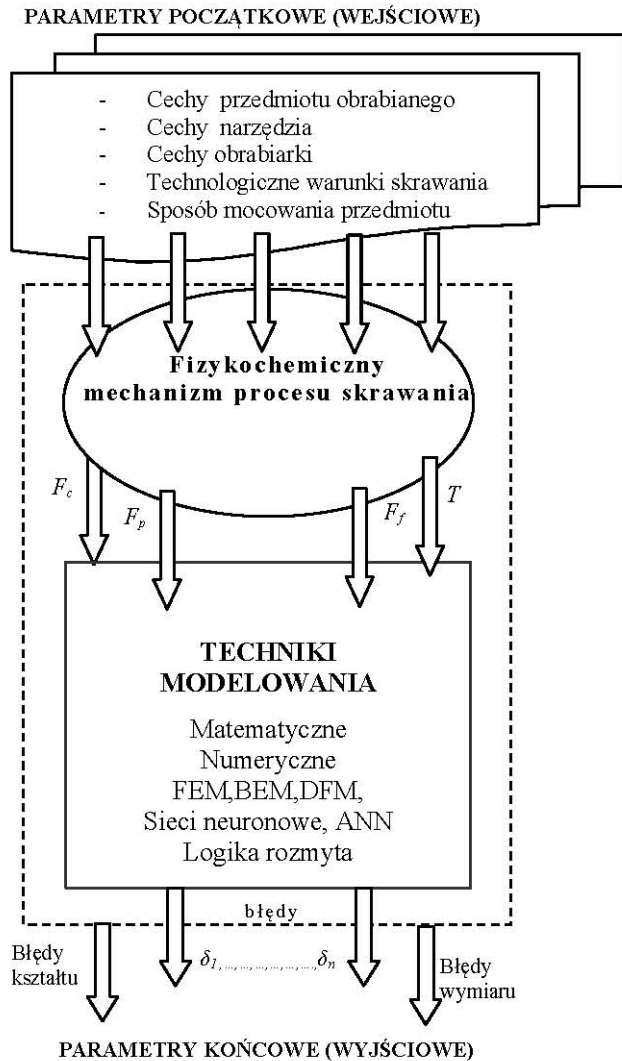
Rys. 1.29. Błędy przekroju poprzecznego podczas precyzyjnej obróbki na centrum tokarskim [107]

Wybrane wyniki prac badawczych mających na celu ocenę błędów kształtu przedstawiono rys. 1.29. Prezentowane wyniki, dotyczą przedmiotów kształtowanych na precyzyjnym centrum obróbkowym. Okazuje się, że odchyłka okrągłości obrabianego w ustalonych warunkach skrawania elementu osiąga wartość $12 \mu\text{m}$. W warunkach obróbki precyzyjnej jest to wartość oznaczająca poziom przekraczający wartość odchyłki dopuszczalnej.

Generowane współcześnie programy sterujące pracą obrabiarki CNC (najczęściej w systemach CAD/CAM) z punktu widzenia dokładności obróbki nie uwzględniają szeregu czynników istotnie wpływających na powstające błędy. Układ OUPN jest traktowany jako całkowicie nieodkształcalny, nie uwzględniane są zjawiska dynamiczne towarzyszące skrawaniu, pomijane są zjawiska cieplne oraz zużycie ostrza N, a także sposób zamocowania i klasa przedmiotu itp. [60].

1.2. Modele związków pomiędzy warunkami skrawania a cechami geometrycznymi przedmiotu po obróbce

W aspekcie doskonalenia jakości wyrobów jednym z głównych celów modelowania jest określenie związków zachodzących między cechami wejściowymi fizykochemicznego mechanizmu procesu skrawania, a parametrami przedmiotu obrabianego [7–9, 16, 69] (rys. 1.30).



Rys. 1.30. Schemat ideowy odzworowania związków pomiędzy parametrami wejściowymi procesu skrawania, a błędami kształtu i wymiaru gotowego wyrobu (F_c , F_p , F_f – składowe całkowitej siły skrawania, T – temperatura PO, d_y , d_z – sumaryczne ugięcia PO podczas obróbki) [26]

Odwzorowanie tych związków w postaci modelu pozwala na badanie stanu geometrycznego wyrobu bez konieczności prowadzenia prób eksperymentalnych.

Wielkości wejściowe stosowane do modelowania stanowią najczęściej warunki, które mają istotny wpływ na przebieg obróbki. Należą do nich: technolo-

giczne parametry skrawania, geometria ostrza narzędzia, właściwości materiału przedmiotu obrabianego i ostrza narzędzia, parametry trybologiczne, cieplne, itp. Na wyjściu modelu uzyskujemy najczęściej takie cechy wyrobu, które bezpośrednio decydują o jego jakości.

W dalszej części rozdziału zostaną zaprezentowane modele związków pomiędzy szeroko pojętymi warunkami procesu skrawania, a cechami geometrycznymi przedmiotu po obróbce. Przedstawione zostaną najważniejsze z punktu widzenia poruszanych w pracy problemów modele zbudowane w oparciu o aparat matematyczny, ale również modele zbudowane przy wykorzystaniu metody elementów skończonych, metody różnic skończonych oraz sztucznych sieci neuronowych.

1.2.1. Model matematyczny

Badaniu błędów geometrycznych wyrobów w procesie skrawania poświęca się coraz więcej uwagi [1–4, 17, 24, 26, 34–37, 41–42, 46, 49, 51–57, 59–64, 71–76, 82–85, 89, 91–99, 104–111, 113–116]. Oznacza to, że stanowią one ciągle istotny problem ubytkowego kształtowania materiałów. W większości opracowań prezentowane są wyniki analizy wpływu oddziaływań siłowych na powstawanie błędów obróbki. Autorzy [41, 84, 114] twierdzą, że największy wpływ na wartość ugięcia sprężystego obrabianego elementu ma składowa promieniowa wypadkowej siły skrawania. Kaczmarek [38] stwierdził, że jest ona dominującą zmienną wpływającą na wartość błędu wymiaru podczas obróbki tokarskiej. Jednakże, nie jest to stwierdzenie jednoznaczne, szczególnie w odniesieniu do przedmiotów podatnych, o dużej wartości stosunku ich długości do średnicy. Rozważania wymagają uwzględnienia wszystkich składowych siły skrawania. Kuhl [48] zaproponował model 3-wymiarowej analizy ugięć podatnego przedmiotu obrabianego w oparciu o metodę elementów skończonych FEM. Prace [41–42] dotyczą analitycznego modelu ugięć przedmiotu obrabianego opracowanego z wykorzystaniem aparatu matematycznego. W oparciu o wyniki tych prac, w 1994 [41] opracowano model związku ugięcia przedmiotu obrabianego i zmian głębokości skrawania pod wpływem składowej promieniowej wypadkowej siły skrawania, w postaci:

$$y(x) = \frac{R_{ts} \cdot \left[\frac{(L-x)^3}{6} \right] - k(L-x)}{EI_2} \quad (1.15)$$

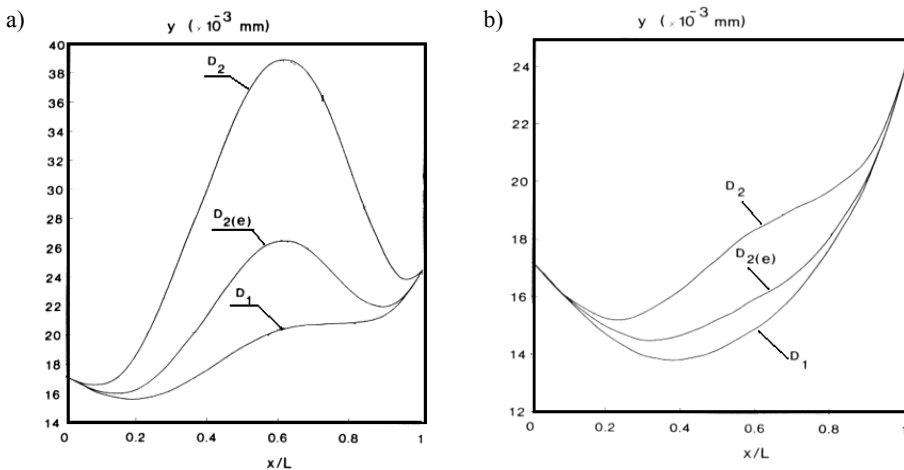
gdzie:

$$k = \frac{1}{2} \cdot (R_{tx} [L^2 + (\frac{I_2}{I_1} - 1) \cdot x \cdot (2L - x)] - F(\frac{I_2}{I_1}) \cdot x^2) \quad (1.16)$$

$$R_{ts} = F \cdot \frac{\frac{L^3}{3} + \frac{(L-x)^3}{6} - \frac{(L-x)L^2}{2}}{(L-x)^3 \cdot \left(\frac{I_1}{I_2} - 1\right) + \frac{L^3}{3}} \quad (1.17)$$

gdzie: L – długość przedmiotu obrabianego, I_1 , I_2 – momenty bezwładności części obrabianej i obrobionej przedmiotu, F – składowa promieniowa siły skrawania, x – osiowa odległość położenia siły obciążającej przedmiot F od miejsca podparcia części od strony uchwytu, E – moduł sprężystości wzdłużnej.

Analizy prowadzono dla jednolitego elementu cylindrycznego. Zaproponowano możliwość zastosowania tego modelu w systemie kompensacji błędów na obrabiarce. Model opisuje przebieg zmian ugięcia sprężystego przedmiotu obrabianego w funkcji położenia ostrza narzędzia skrawającego, odniesionego do całkowitej długości elementu x/L . Wybrane wyniki obliczeń numerycznych przedstawiono na rys. 1.31.



Rys. 1.31. Przebieg zmian promieniowego ugięcia sprężystego przedmiotu obrabianego w funkcji położenia ostrza narzędzia skrawającego: a) $L/D=8$, $a_p=6$ mm, b) $L/D=6$, $a_p=6$ mm, D_1 – średnica przedmiotu przed ostrzem narzędzia, D_2 – średnica przedmiotu za ostrzem narzędzia, $D_2(e)$ – średnia wartość średnicy [42]

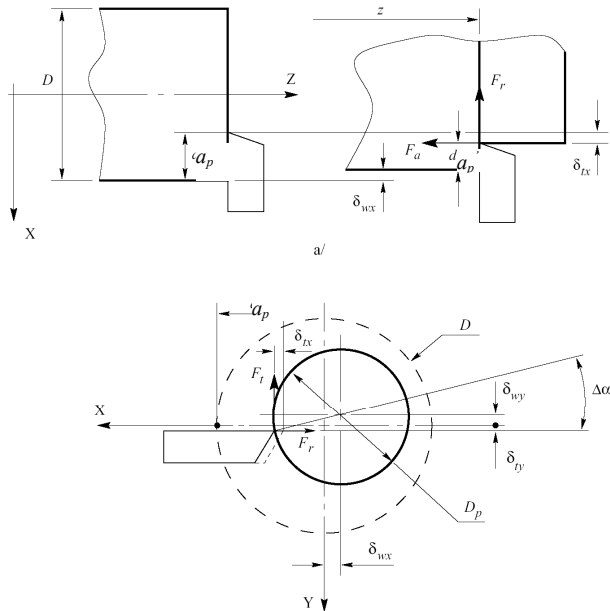
W modelu uwzględniono: składową promieniową wypadkowej siły skrawania, jeden sposób mocowania PO (w uchwycie z podparciem kłem konika tokarskiego), właściwości fizyczne (E) i geometryczne PO ($L/D=5-12$), sztywność zespołów obrabiarce (uchwytu, konika, suportu). Prezentowane wyniki dowodzą, że wartość ugięcia sprężystego w kierunku działania składowej odporowej siły skrawania w sposób jednoznaczny zależy od geometrii obrabianej części i jest zmienna wzdłuż długości obrabianego elementu. Z przytoczonych wykresów wynika, że uwzględniając sztywność zespołu konika i wrzeczona maksymalna

wartość ugięcia sprężystego może lokalizować się w różnym miejscu długości obrabianego wałka. Dla przyjętych do obliczeń danych, ekstremum ugięcia sprężystego lokalizuje się w odległości równej około 60% całkowitej długości obrabianego elementu. Ponadto położenie ekstremum zmienia się w zależności od smukłości obrabianego wałka.

Model nie uwzględnia jednak: składowej obwodowej oraz posuwowej siły skrawania, zjawisk cieplnych, pozostałych typowych sposobów mocowania i charakterystyk dynamicznych układu OUPN.

1.2.2. Modele Phana, Cloutiera i Mayera

Modelem, który uwzględnia wszystkie składowe wypadkowej siły skrawania oraz kilka typowych geometrii przedmiotu obrabianego i najbardziej popularnych sposobów mocowania na obrabiarce jest model opracowany przez Phana, Mayera i Cloutiera [71, 84–85]. Zbudowany model pozwala na ocenę błędów średnicy PO, wywołanych odkształceniami sprężystymi przedmiotu obrabianego w funkcji położenia ostrza narzędzia skrawającego wzdłuż osi symetrii. W rozważaniach został przyjęty model geometryczny przedstawiony na rys. 1.32.



Rys. 1.32. Model geometryczny odkształceń sprężystych przedmiotu obrabianego podczas toczenia: F_r – składowa promieniowa, F_α – składowa posuwowa, F_t – składowa obwodowa, X, Y, Z – współrzędne kartezjańskie, a_p – nominalna głębokość skrawania, a_p' – rzeczywista głębokość skrawania, D – średnica PO przed obróbką, D_p – średnica PO po obróbce, δ_{wx}, δ_{zx} – odchylenia PO wzdłuż osi $X, \delta_{wy}, \delta_{zy}$ – odchylenia PO wzdłuż osi $Y, \Delta\alpha_b$ – kąt wyznaczony przez płaszczyznę działania składowej promieniowej a prostą łączącą wierzchołek ostrza narzędzia z środkiem przedmiotu obrabianego [71]

Z analizy modelu geometrycznego (rys. 1.32) wynika, że średnica przedmiotu obrabianego determinowana jest zmienną wzdłuż osi z głębokością skrawania a_p . Średnicę tę można wyrazić zależnością:

$$D_p(z) = 2\sqrt{\left[\frac{D}{2} - a_p + \delta_{tx}(z) - \delta_{wx}(z)\right]^2 + [\delta_{ty}(z) - \delta_{wy}(z)]^2} \quad (1.18)$$

zaś zmianę głębokości skrawania w zależności od położenia ostrza narzędzia skrawającego można opisać zależnością:

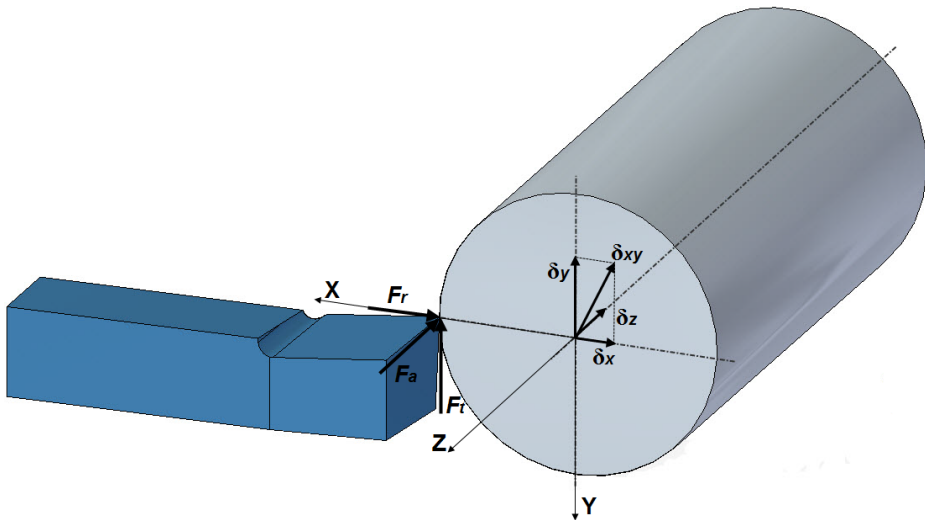
$$a_p(z) = \frac{D - D_p(z)}{2} \quad (1.19)$$

Zatem błąd średnicy przedmiotu obrabianego, wywołany oddziaływaniami sprężystymi opisano zależnością:

$$\Delta D(z) = D_p(z) - D + 2a_p = D_p(z) - D_n \quad (1.20)$$

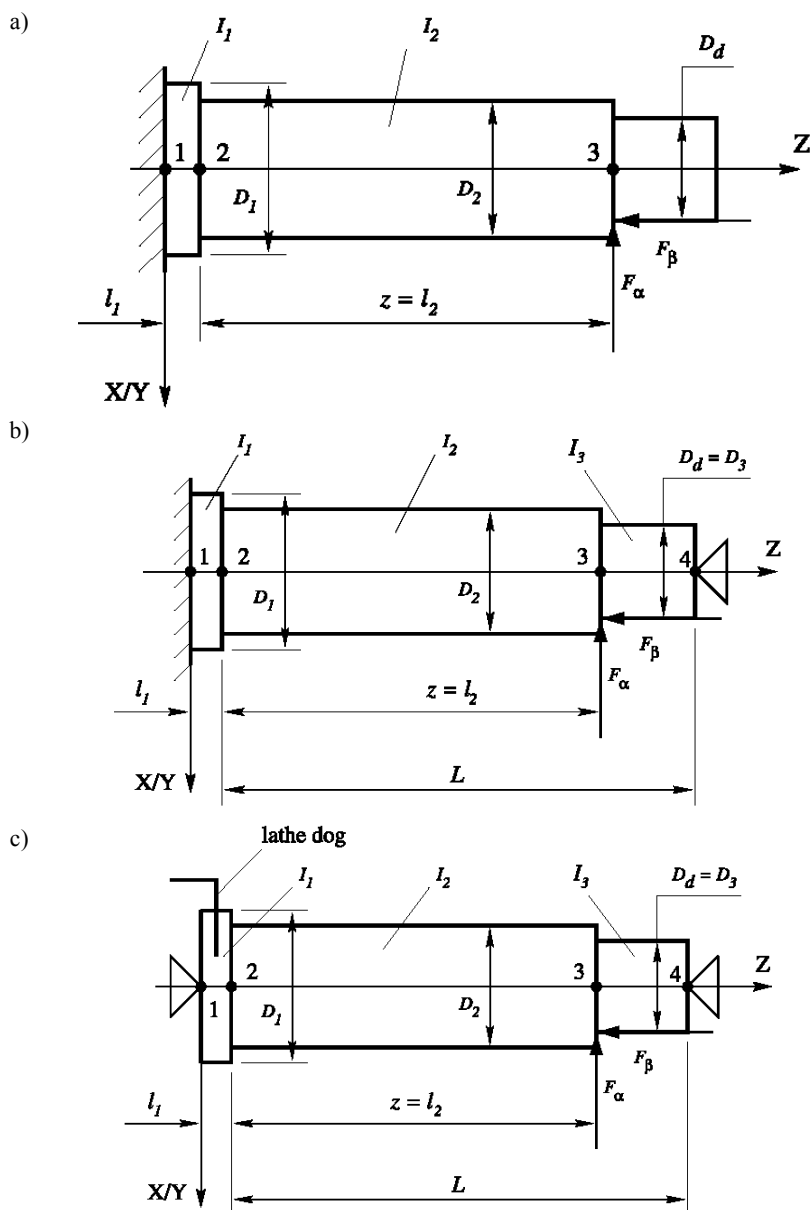
gdzie: $D_n = D - 2a_p$.

Początkowe rozważania ograniczono do modelu, którego reprezentację geometryczną pokazano na rys. 1.33.



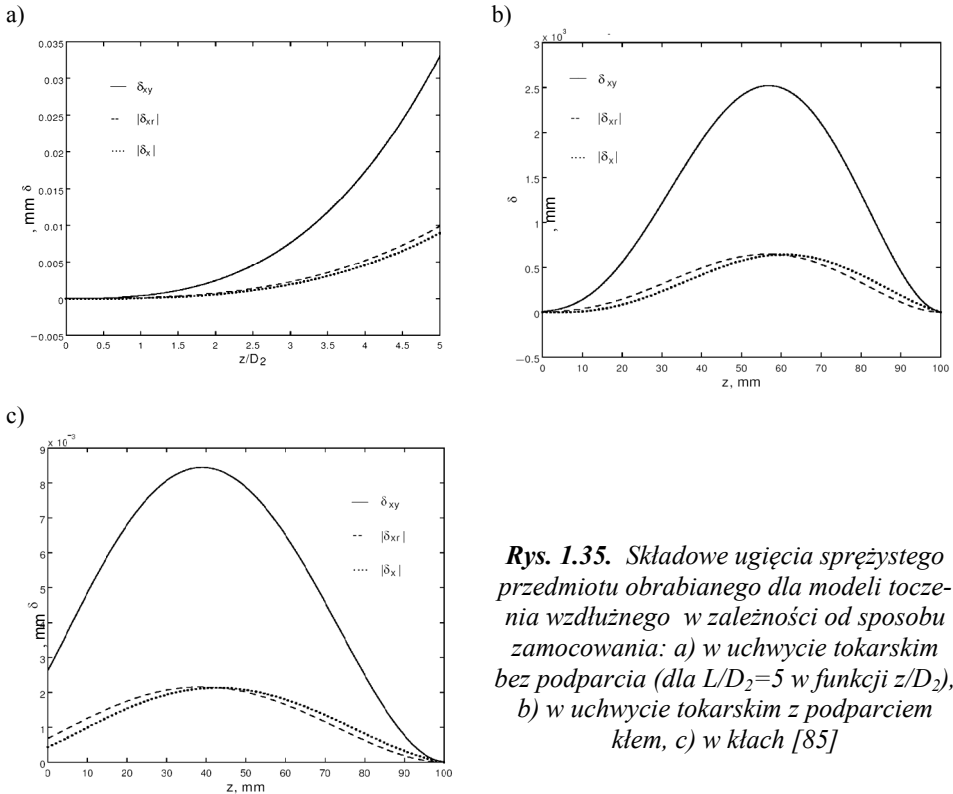
Rys. 1.33. Składowe oddziaływań siłowych oraz ugięć przedmiotu obrabianego [85]

Do określenia poszczególnych odchyleń dla trzech typowych sposobów mocowania PO na obrabiarce, wykorzystano pomocnicze modele geometryczne (rys. 1.34).



Rys. 1.34. Dyskretyzacja modeli geometrycznych dla różnych sposobów zamocowania PO: a) w uchwycie bez podparcia, b) w uchwycie z podparciem kłem, c) w kłach, gdzie: $z=l_2$ – zmienna długość części przedmiotu poddawanej skrawaniu, l_1 – długość zamocowania, L – całkowita długość obrabianego elementu, D_1 – średnica zamocowania, D_2 – średnica części przedmiotu poddawanej obróbce, $D_3=D_d$ – średnica przedmiotu po obróbce, I_1, I_2, I_3 – momenty bezwładności odpowiadające odpowiednim przekrojom części przedmiotu obrabianego [71]

W wyniku procedur obliczeniowych przeprowadzonych z wykorzystaniem metody elementów skończonych, wyznaczono wartości ugięć przedmiotu obrabianego. Wyniki tych obliczeń wyrażone w funkcji stosunku położenia ostrza narzędzia w odniesieniu do średnicy nominalnej przedmiotu obrabianego z/D_2 w przedziale od 0 do 5 przedstawiają rys. 1.35.

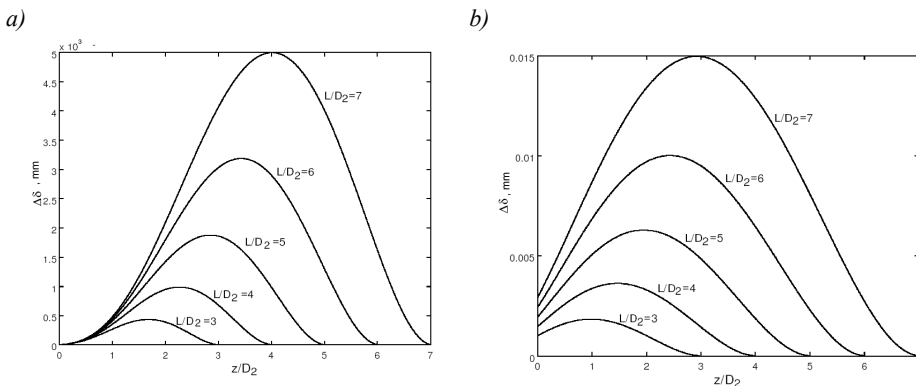


Rys. 1.35. Składowe ugięcia sprężyste przedmiotu obrabianego dla modeli toczenia wzdłużnego w zależności od sposobu zamocowania: a) w uchwycie tokarskim bez podparcia (dla $L/D_2=5$ w funkcji z/D_2), b) w uchwycie tokarskim z podparciem kłem, c) w kłach [85]

Ugięcia sprężyste przedmiotu obrabianego dla modeli toczenia wzdłużnego w zależności od stosunku L/D_2 (rozważanego w przedziale 3–7) oraz sposobu zamocowania przedmiotu obrabianego w funkcji z/D_2 zostało przedstawione na rys. 1.36.

W oparciu o zaprezentowane wyniki badań, dla przypadku mocowania przedmiotu w uchwycie z podparciem kłem konika, maksymalne ugięcia przedmiotu obrabianego zaobserwowano niemalże w połowie długości obrabianego wałka (rys. 1.35b), z tendencją do przesunięcia ekstremum w kierunku podparcia kłem konika tokarskiego. Prezentowane krzywe przybierają charakter krzywych dzwonowych. W przypadku przedmiotu zamocowanego w kłach, zaznacza się wyraźnie tendencja przesunięcia ekstremum krzywej w kierunku kła tulei wrzeciona (rys. 1.35c). Istotny wpływ na przebieg zmian wartości ugięcia

przedmiotu obrabianego ma również wyjściowa geometria obrabianego elementu. Okazuje się że wraz ze wzrostem stosunku długości przedmiotu obrabianego L do jego średnicy początkowej D_2 wartość ugięcia sprężystego δ znacznie wzrasta (rys. 1.36). Prezentowane wyniki dotyczą analiz numerycznych przeprowadzonych dla przypadku toczenia wzdłużnego wałka ze stali 1018 ($E=2,1 \times 10^5 \text{ MPa}$) o średnicy $D_2=20 \text{ mm}$, nożem tokarskim z ostrzem wykonanym z węgla spiekane WC o promieniu zaokrąglenia wierzchołka $r_n=0,8$. Symulacje numeryczne prowadzono uwzględniając prędkość obrotową wrzeciona $n=2120 \text{ obr/min}$, posuw $f=0,18 \text{ mm/obr}$ – dla PO mocowanego w uchwycie bez podparcia, $f=0,3 \text{ mm/obr}$ – dla PO mocowanego w uchwycie z podparciem kłem oraz mocowanego w kłach. Głębokość skrawania przyjęto w zależności od sposobu mocowania na poziomie $a_p=0,3 \text{ mm}$ – dla PO mocowanego w uchwycie bez podparcia i $a_p=0,5 \text{ mm}$ – dla PO mocowanego w uchwycie z podparciem kłem oraz zamocowania w kłach.



Rys. 1.36. Ugięcie sprężyste przedmiotu obrabianego dla modeli toczenia wzdłużnego w zależności od stosunku L/D_2 (3–7) i sposobu zamocowania w funkcji z/D_2 :
 a) w uchwycie tokarskim z podparciem kłem, b) w kłach [85]

Wypadkową wartość ugięcia wałka $\delta_{x,y}(z)$ w płaszczyźnie x – y wyznaczano uwzględniając zależność:

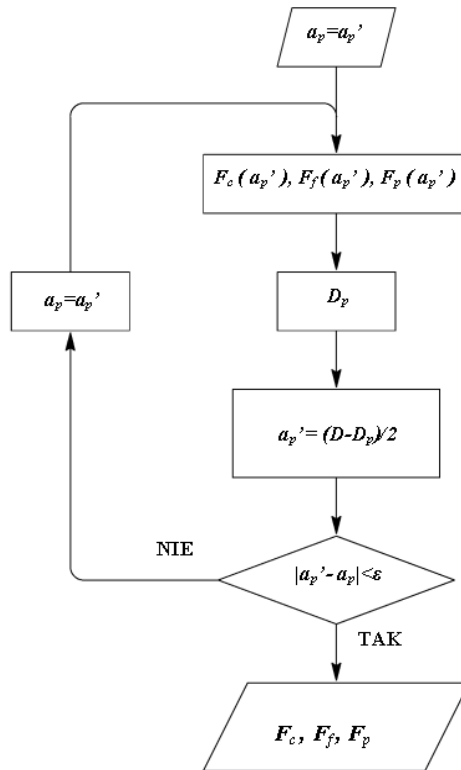
$$\delta_{x,y}(z) = \sqrt{\delta_x^2(z) + \delta_y^2(z)} \tag{1.21}$$

gdzie: $\delta_x(z)$ – jest zmiennym ugięciem przedmiotu obrabianego w kierunku osi x ,
 $\delta_y(z)$ – jest ugięciem przedmiotu obrabianego w kierunku osi y .

Wartość różnicy $\Delta\delta$ pomiędzy wypadkowym ugięciem w płaszczyźnie x – y ($\delta_{x,y}(z)$) a ugięciem $\delta_{xr}(z)$ – zależnym jedynie od składowej promieniowej siły skrawania F_r wyznaczano z zależności:

$$\Delta\delta = \delta_{xy} - |\delta_{xr}| \tag{1.22}$$

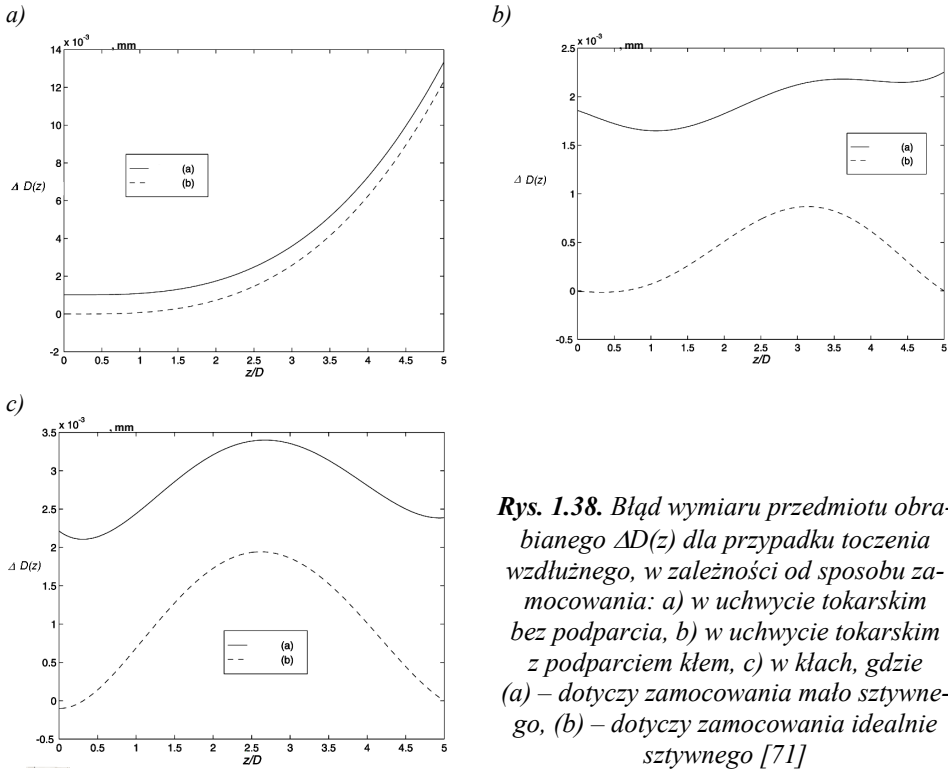
Kontynuacją prac autorów powyższego modelu, było opracowanie algorytmu wyznaczania składowych wypadkowej siły skrawania (rys. 1.37), a następnie w oparciu o ich wartości – generowanie przebiegów zmian błędu wymiaru przedmiotu obrabianego w funkcji położenia wzdłuż osi z . Wyznaczanie wartości poszczególnych składowych wypadkowej siły skrawania dokonywano w funkcji głębokości skrawania. Wartości nominalne sił skrawania wyznaczono w oparciu o model analityczny [20], zaś rzeczywiste w oparciu o model symulacyjny [100]. Silnie nieliniowe przebiegi zmian względnych wartości sił poszczególnych składowych (model uogólniono poprzez wprowadzenie wskaźników bezwymiarowych składowych sił jako stosunku siły rzeczywistej do nominalnej F_R/F_N) w funkcji z/D) zaprezentowano w pracy [71].



Rys. 1.37. Algorytm działania systemu estymacji składowych wypadkowej siły skrawania [71]

Należy zaznaczyć, że zarówno a_p' , jak również D_p są funkcją z . Zatem jak wynika z zależności (1.19, 1.20) $a_p' = a_p'(z)$ oraz $D_p = D_p(z)$. Na podstawie uzyskanych wyników obliczeń wyznaczano wartość błędu $\Delta D(z)$ dla dwóch przypadków: (a) mało sztywnego układu przedmiot – uchwyt – narzędzie, (b) idealnie sztywnego układu przedmiot – uchwyt – narzędzie. Otrzymane wyniki anali-

zy numerycznej, dla trzech analizowanych wcześniej sposobów zamocowania zaprezentowano na rys. 1.38. Z prezentowanych charakterystyk wynika jednoznacznie nieliniowy charakter kształtowania się błędów wymiaru dla każdego z analizowanych przypadków. Wyjaśnienie takiego charakteru zmian autorzy tłumaczą zmiennością poszczególnych składowych wypadkowej siły skrawania spowodowaną zmiennością głębokości skrawania.

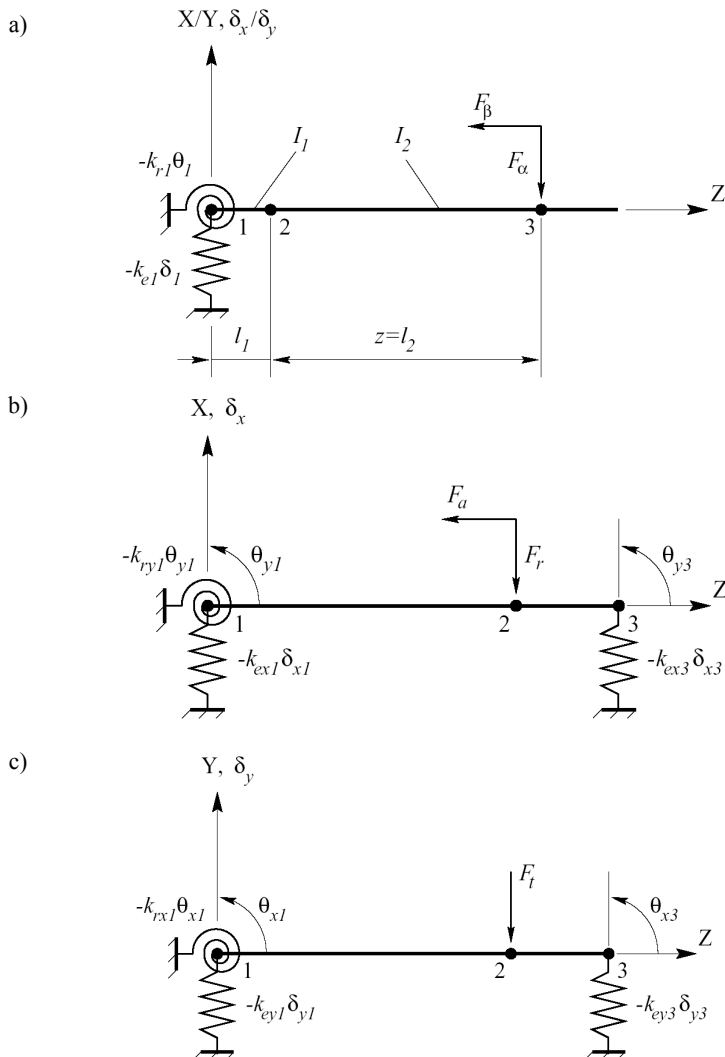


Rys. 1.38. Błąd wymiaru przedmiotu obrabianego $\Delta D(z)$ dla przypadku toczenia wzdłużnego, w zależności od sposobu zamocowania: a) w uchwycie tokarskim bez podparcia, b) w uchwycie tokarskim z podparciem kłem, c) w kłach, gdzie (a) – dotyczy zamocowania mało sztywnego, (b) – dotyczy zamocowania idealnie sztywnego [71]

Okazuje się, że najwyższe wartości zarówno ugięcia δ jak i błędu wymiaru ΔD dotyczą jednostronnego zamocowania przedmiotu w uchwycie z drugim końcem swobodnym (rys.1.38a). Maksymalny błąd średnicy ($14\mu\text{m} \rightarrow$ dla (a) oraz $12\mu\text{m} \rightarrow$ dla (b)) lokalizuje się dla najdalej wysuniętych punktów przedmiotu od uchwytu (rys. 1.38a). Podczas mocowania w uchwycie z podparciem kłem, maksymalny błąd średnicy lokalizuje się w odległości ok. 3/5 od uchwytu i osiąga wartości: $2\mu\text{m} \rightarrow$ dla (a) oraz $1\mu\text{m} \rightarrow$ dla (b), (rys. 1.38b), zaś podczas mocowania w kłach w odległości ok. 1/2, ($3,5\mu\text{m} \rightarrow$ dla (a) oraz $2\mu\text{m} \rightarrow$ dla (b)), (rys. 1.38c) [71]. Model uwzględnia sztywność systemu mocowania (sztywność uchwytu, suportu, konika) oraz zmianę momentów bezwładności obrabianego przedmiotu związaną ze zmianą przekroju poprzecznego PO. Model jest kompletny (niemalże uniwersalny), względnie prosty i efektywny obliczeniowo.

1.2.3. Model Barona

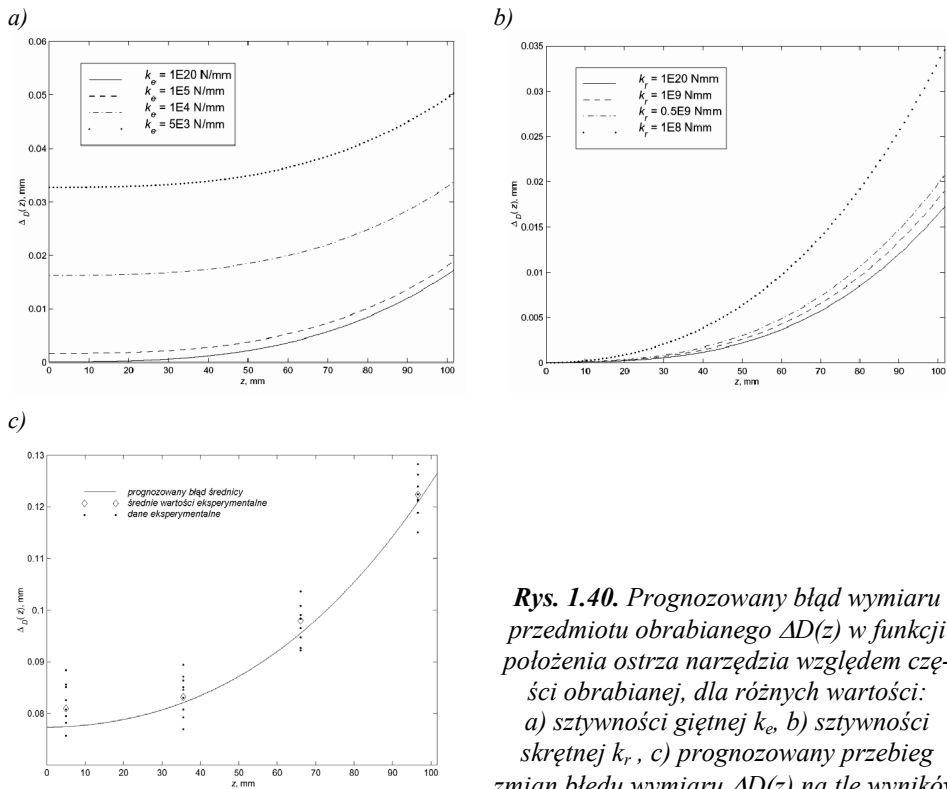
Dokładność obróbki jest determinowana sztywnością całego systemu obróbkowego OUPN. Jednak podczas budowy większości modeli autorzy przyjmują stałą sztywność elementów systemu obróbkowego, a czasami po prostu jej nie uwzględniają.



Rys. 1.39. Model układu zamocowania przedmiotu obrabianego: a) mocowanie w uchwycie bez podparcia kłem tokarskim, b) mocowanie w uchwycie z podparciem kłem tokarskim – płaszczyzna X, Z, c) mocowanie w uchwycie z podparciem kłem tokarskim – płaszczyzna Y, Z, k_e – sztywność giętna, k_r – sztywność skrętna, δ – przemieszczenia, θ – kąt skręcenia, F_α , F_r , F_t – składowe wypadkowej siły skrawania [5]

Jest to oczywiście błędne podejście, gdyż nie oddaje rzeczywistych warunków podczas obróbki. Nie mniej jednak dla niektórych metod modelowania przyjęcie znacznych ograniczeń jest konieczne. W wielu modelach uwzględniana jest jedynie podatność przedmiotu obrabianego [100]. Dla innych przypadków symulacji procesu toczenia, sztywność obrabiarki [42, 114] i narzędzia [41, 42] jest szacowana eksperymentalnie.

Uwzględniając powyższe, autorzy pracy [5] opracowali model uwzględniający wpływ zmiany sztywności giętej k_e i skrętej k_r układu zamocowania na wartość prognozowanych błędów wymiaru przedmiotu obrabianego. Modele geometryczne przyjęte podczas analiz zaprezentowano na rys. 1.39.

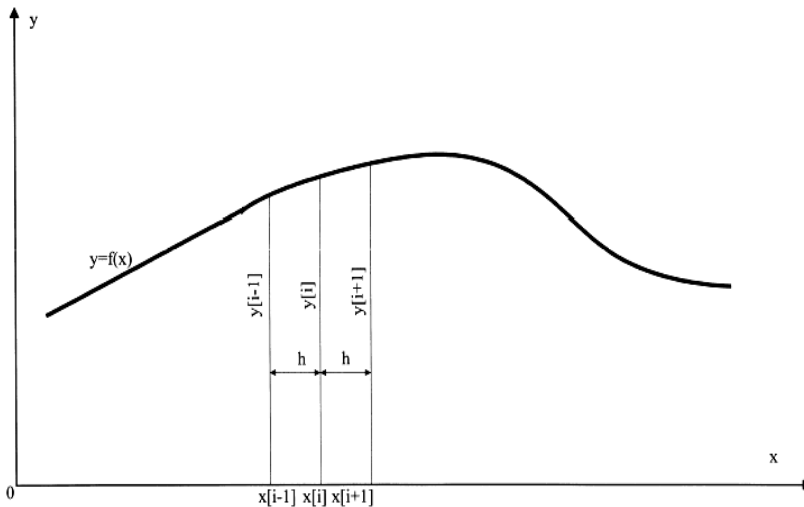


Rys. 1.40. Prognozowany błąd wymiaru przedmiotu obrabianego $\Delta D(z)$ w funkcji położenia ostrza narzędzia względem części obrabianej, dla różnych wartości: a) sztywności giętej k_e , b) sztywności skrętej k_r , c) prognozowany przebieg zmian błędu wymiaru $\Delta D(z)$ na tle wyników eksperymentalnych [5]

Wybrane wyniki działania modelu zbudowanego w oparciu o metodę elementów skończonych i jego weryfikacji eksperymentalnej zaprezentowano na rys. 1.40. Z rysunku wynika, że w zależności od sztywności w punktach zamocowania przedmiotu obrabianego (giętej k_e oraz skrętej k_r) zmienia się wartość prognozowanych błędów.

1.2.4. Model MRS

Podobnie jak w podejściu prezentowanym powyżej, Liu [64] w zbudowanym modelu mechanistycznym traktuje przedmiot obrabiany jak belkę podpartą na dwóch podporach. Do estymacji wartości odkształceń przedmiotu obrabianego wykorzystuje metodę różnic skończonych FD. Równania krzywej ugięcia (rys. 1.41) z uwzględnieniem odpowiednich warunków granicznych wyznaczono z zależności (1.22), przyjmując trzy zasadnicze modele zamocowania przedmiotu obrabianego na obrabiarce (rys. 1.42 a, b, c).



Rys. 1.41. Krzywa ugięcia przedmiotu obrabianego [64]

Dla modelu zamocowania przedmiotu obrabianego w uchwycie tokarskim bez podparcia, postać równania krzywej ugięcia określono jako:

$$\left(\frac{M_{[i]}}{E_{[i]}I_{[i]}} \right)_{x=x[i]} = \frac{-1}{h^2} (y[i+1] - 2y[i] + y[i-1]) \quad (1.23)$$

przyjmując, że dla:

$$y[1] = 0 \quad (1.24)$$

$$\left(\frac{dy}{dx} \right)_{x=x[1]} \approx \frac{y[2] - y[0]}{2h} = 0 \quad (1.25)$$

Wartość momentu zginającego opisano zależnością:

$$M_{[i]} = F(x[i] - l) \quad (1.26)$$

gdzie: $(x[i], i=1, 2, \dots, N)$; $(y[i], i=2, 3, \dots, N)$, h – odcinek dyskretyzacji ($h=2,5\text{mm}$).

Dla modelu zamocowania przedmiotu obrabianego w uchwycie tokarskim z podparciem kłem konika tokarskiego, postać równania krzywej ugięcia określono jako:

$$\left(\frac{-h^2 M_{[i]}}{E_{[i]} I_{[i]}} \right)_{x=x[i]} = y[i-1] - 2y[i] + y[i+1] \quad (1.27)$$

przyjmując warunki graniczne:

$$y[1]=0, y[N]=0 \quad (1.28)$$

oraz wartość momentu, wyznaczoną z zależności:

$$M_{[i]} = \begin{cases} \frac{F(l-a)x[i]}{2l^3} \{(l-a)^2 - l^3 + x[i][(3l^2 - (l-a)^2)]\}, & (0 \leq x[i] < a), & (1.29) \\ \frac{Fa}{2l^3} (3l^3 - 3lx[i] - al + ax[i]), & (a \leq x[i] \leq l). & (1.30) \end{cases}$$

gdzie: $(x[i], i=1, 2, \dots, N)$; $(y[i], i=2, 3, \dots, N)$, h – odcinek dyskretyzacji ($h=2,5\text{mm}$).

Analogicznie rozważania przeprowadzono dla przypadku mocowania przedmiotu obrabianego w kłach. Ugięcie opisano zależnością:

$$\left(\frac{-h^2 M_{[i]}}{E_{[i]} I_{[i]}} \right)_{x=x[i]} = y[i-1] - 2y[i] + y[i+1] \quad (1.31)$$

zaś wartość momentu określono równaniem:

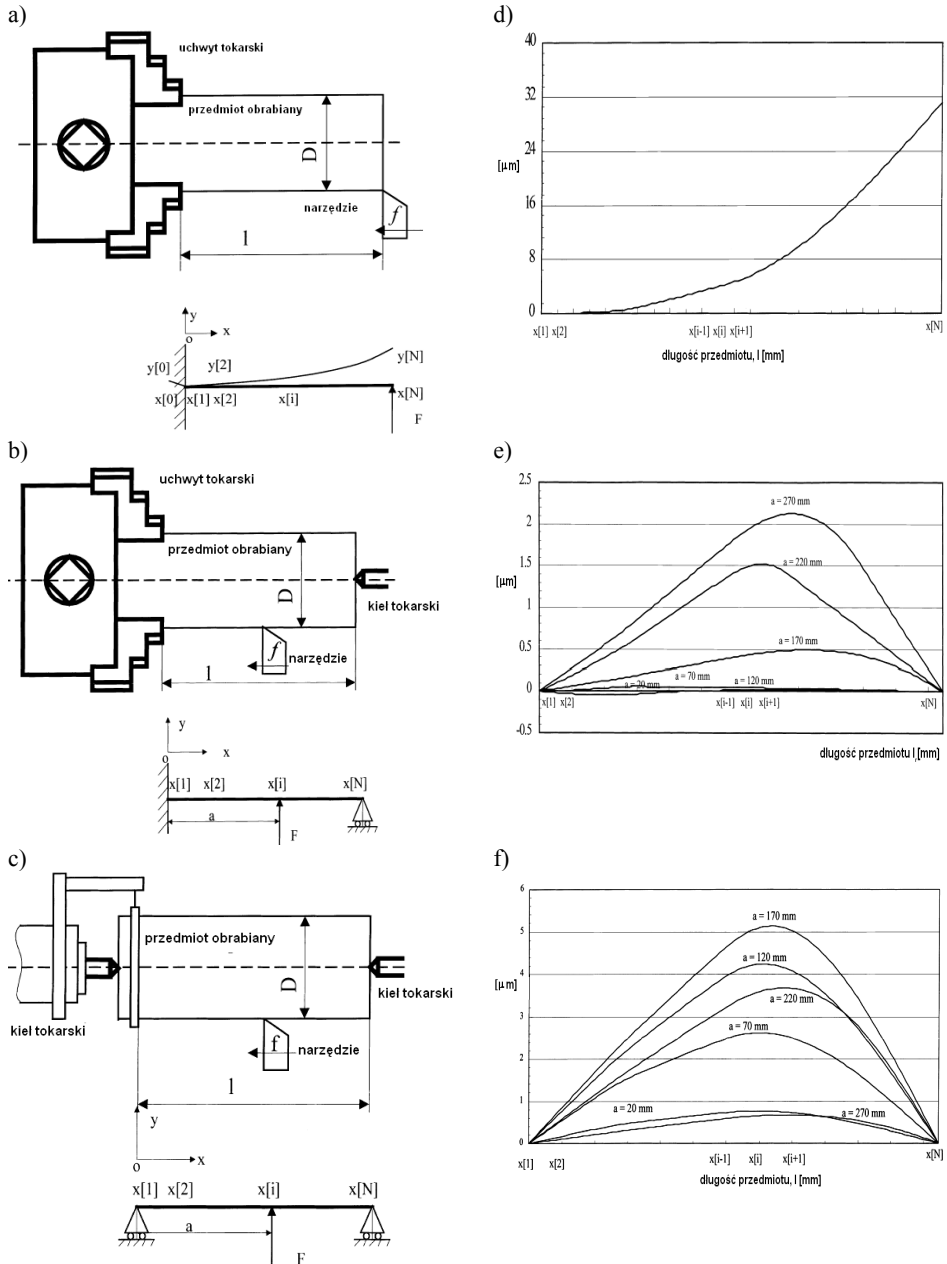
$$M_{[i]} = \begin{cases} \frac{F(l-a)x[i]}{l}, & (0 \leq x[i] < a), & (1.32) \\ \frac{Fa}{l} (l-x[i]), & (a \leq x[i] \leq l). & (1.33) \end{cases}$$

przyjmując następujące warunki graniczne:

$$y[1]=0, y[N]=0 \quad (1.34)$$

gdzie: $(x[i], i=1, 2, \dots, N)$; $(y[i], i=2, 3, \dots, N)$, h – odcinek dyskretyzacji ($h=2,5\text{ mm}$).

W przypadku przedmiotów o skomplikowanych kształtach jest niezwykle trudno ocenić wartości odkształcenia elementu. Opracowany model pozwala z niewielkim błędem przewidywać wartość odkształceń przedmiotów obrabianych o skomplikowanej geometrii w procesie operacji toczenia. Wyniki numerycznych obliczeń tak opracowanych modeli zaprezentowano na rys. 1.42 d, e, f.

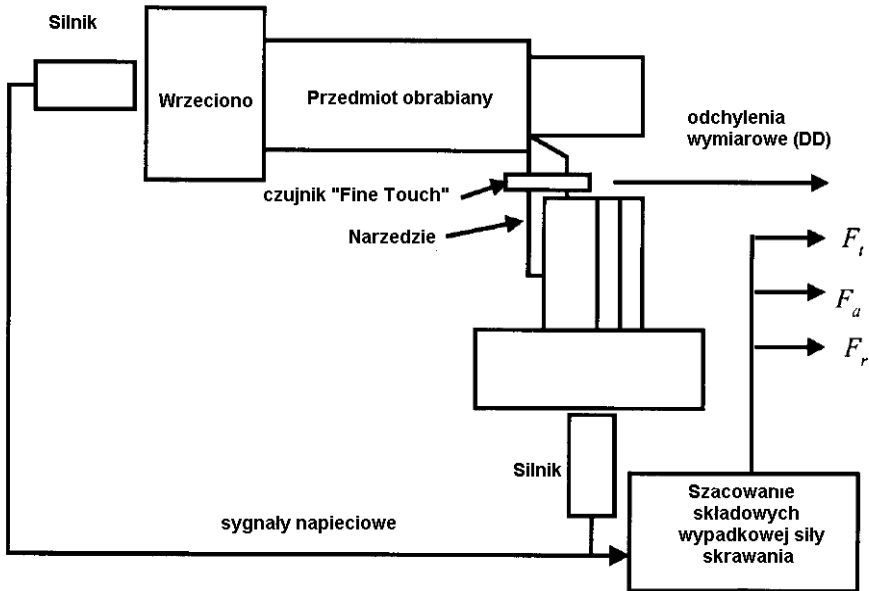


Rys. 1.42. Model geometryczny oraz wyniki analizy FD estymacji ugięć sprężystych przedmiotu obrabianego: a) mocowanego w uchwycie tokarskim, b) mocowanego w uchwycie tokarskim z podparciem kłem konika, c) mocowanego w kłach, D – średnica PO , l – długość PO , f – posuw, F – siła działająca na PO , a – położenie siły F względem przedniego podparcia PO [64]

Zaprezentowane na rys. 1.42 wyniki dotyczą symulacji numerycznej przeprowadzonej dla stali, w przypadku której wartość współczynnika sprężystości wzdłużnej przyjęto $E=2 \cdot 10^5 \text{ N/mm}^2$, zaś średnicę PO $D=40\text{mm}$. Względna wartość różnicy pomiędzy rozwiązaniem teoretycznym a wynikami analizy FD dla przypadku obróbki PO mocowanego w uchwycie tokarskim wyniosła 3,7%. Z doświadczalnej weryfikacja modelu wynika wysoki stopień zgodności wyników eksperymentalnych w wynikami uzyskanymi w oparciu o zbudowany model.

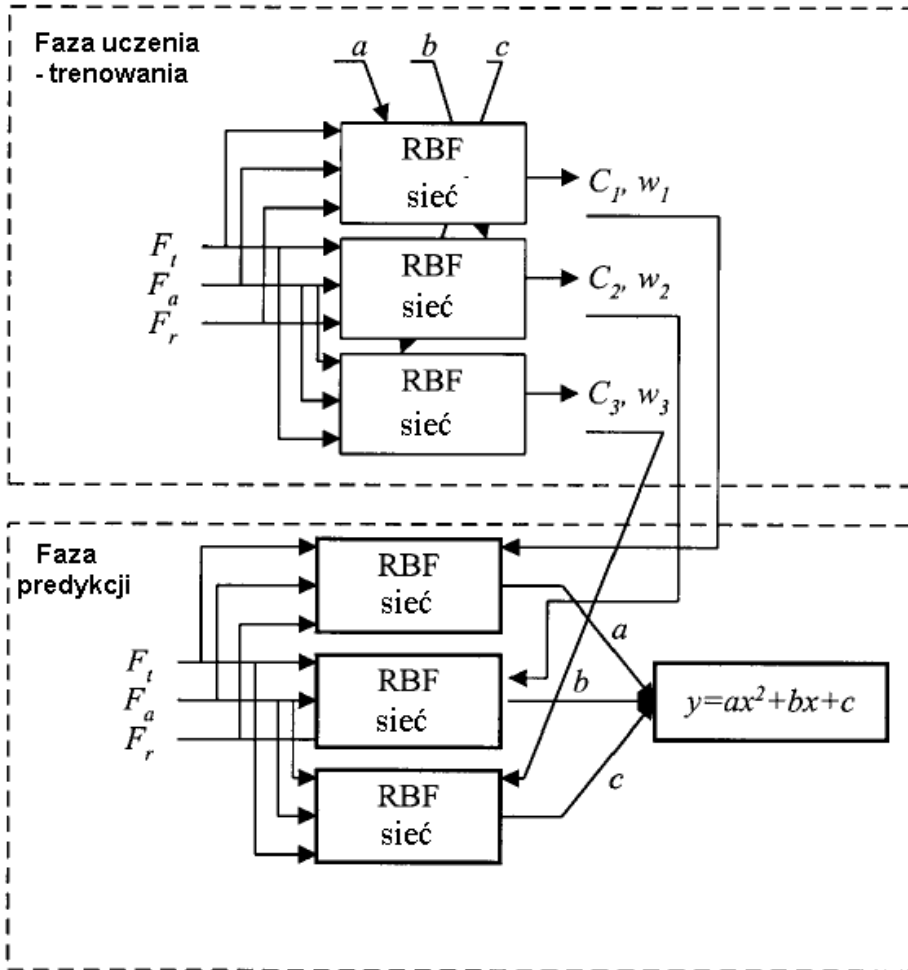
1.2.5. Sztuczne sieci neuronowe ANN

Do rozwiązywania podobnych problemów – identyfikacji błędów wywołanych działaniem składowych wypadkowej siły skrawania zastosowano także sztuczne sieci neuronowe. Badania i próby badawcze prowadzono na stanowisku zaprezentowanym na rys. 1.43.



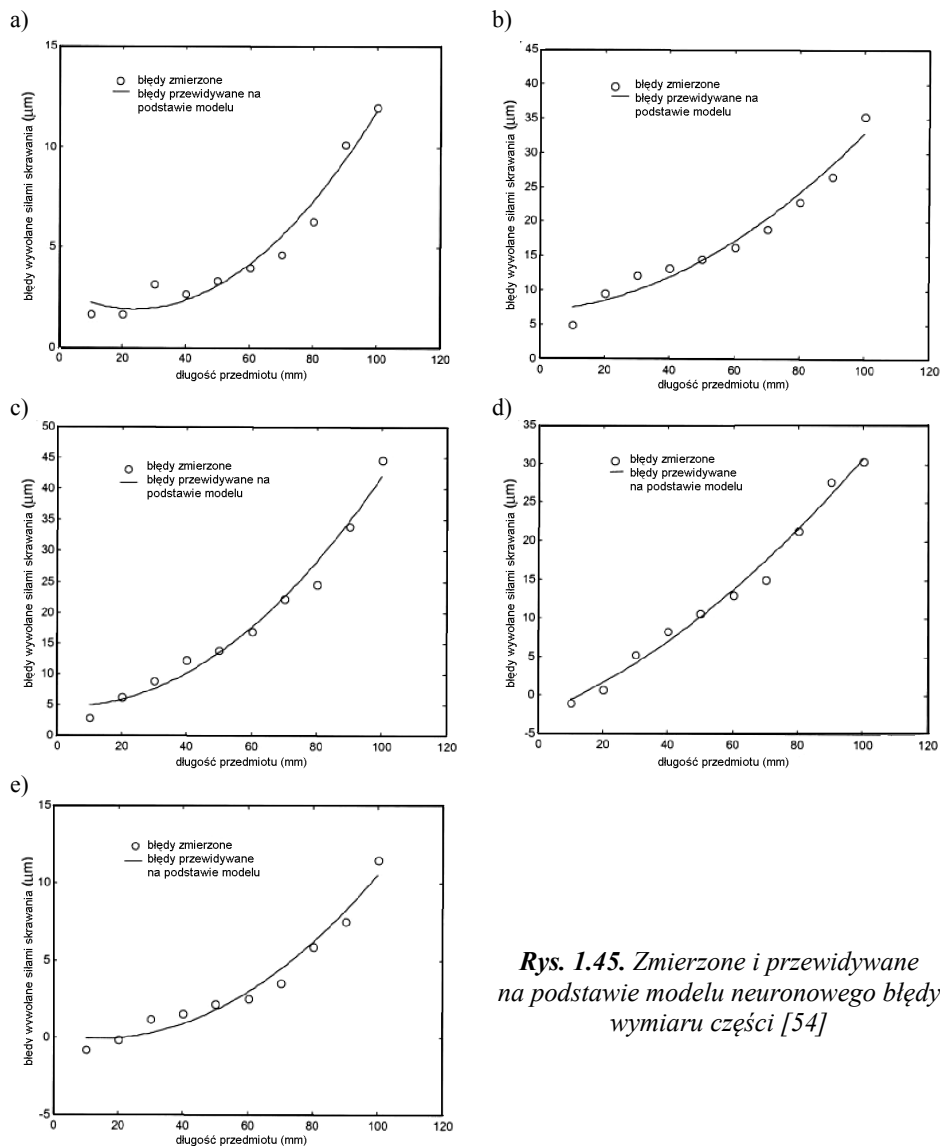
Rys. 1.43. Stanowisko pomiarowe wykorzystywane podczas badań [54]

Oceny wartości błędów wymiaru dokonywano na podstawie modelu opartego o postać funkcji kwadratowej. Współczynniki funkcji regresji a , b , c estymowano z użyciem sieci o radialnych funkcjach bazowych RBF. Etap uczenia i przewidywania przez sieć współczynników przyjętego równania regresji przedstawia rys. 1.44.



Rys. 1.44. Model neuronowy estymacji współczynników równania kwadratowego [54]

Wyniki prognozowanych na podstawie opracowanego modelu wartości błędów wywołanych oddziaływaniami siłowymi na przedmiot obrabiany, na ile wyników badań eksperymentalnych nie biorących udziału w procesie uczenia przedstawiono na rys. 1.45. Przytoczone wyniki uzyskano dla testów prowadzonych w ustalonych warunkach skrawania, przy: $v_c=150; 240$ m/min, $f=0,1; 0,15; 0,2$ mm/obr oraz $a_p=0,5; 1$ mm. Skrawaniu poddawano wałki ze stali oraz stopu aluminium o średnicy $d=30; 35; 40; 45$ mm na obrabiarce HITEC-TURN 20SII CNC firmy Hitachi Seiki. Obróbkę prowadzono dla dwóch przypadków: z chłodzeniem i bez chłodzenia strefy skrawania.



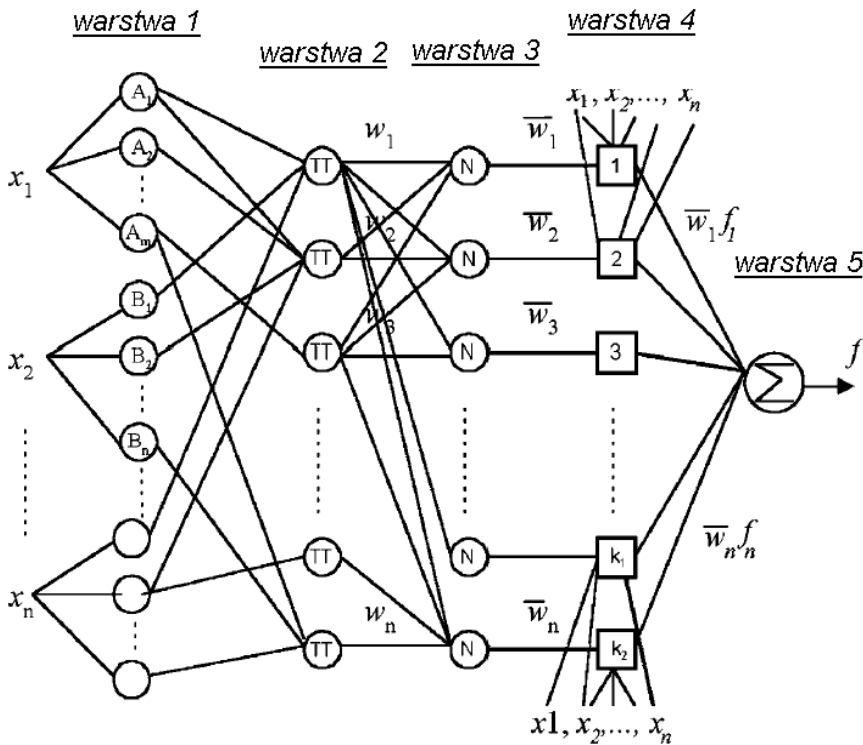
Rys. 1.45. Zmierzone i przewidywane na podstawie modelu neuronowego błędy wymiaru części [54]

Autorzy pracy [54] uzyskali 85% zdolność prognostyczną wartości błędu obróbki na podstawie opracowanego modelu.

1.2.6. Adaptacyjny system wnioskowania prognostycznego ANFIS

Innym, prognostycznym modelem błędów obróbki jest model zaprezentowany w pracy [51]. Autorzy pracy [51] zaproponowali podejście prognozowania sumarycznego błędu obróbki, w oparciu o jeden niezależny pomiar średnicy

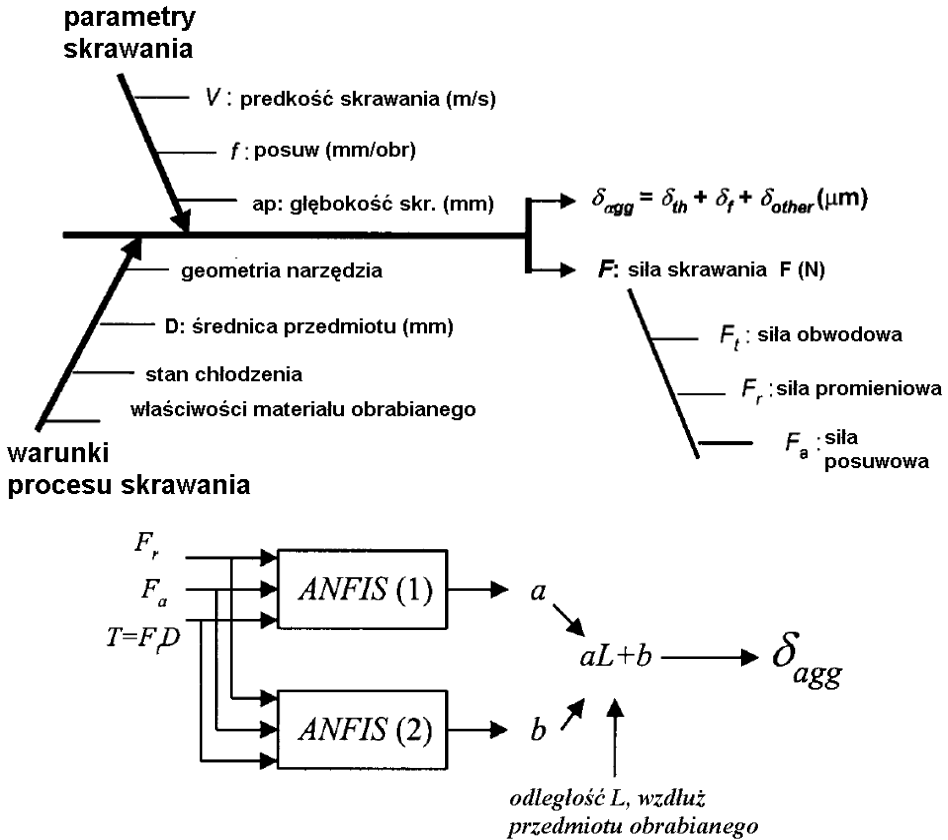
poprzednio obróbeniej części. W stosunku do prezentowanego powyżej modelu Li, w nowym podejściu wielkością prognozowaną przez sieć jest zagregowana wartość błędu δ_{agg} , będąca sumą trzech składowych błędów obróbki (składową cieplną $-\delta_{th}$, sprężystą δ_f oraz składową będącą sumą innych błędów, np. zużycia ostrza narzędzia, sił zamocowania itp. – δ_{other}). Prowadzone przez autorów [51] badania rozpoznawcze dowodzą, że podczas testowania centrum tokarskiego, dla przypadku toczenia wzdłużnego, błędy wymiarowe przedmiotu obrabianego osiągały wartości rzędu kilkudziesięciu mikrometrów ($80 \mu\text{m}$), przy dokładności pozycjonowania nieobciążonej obrabiarki w stanie zimnym, na poziomie $4\mu\text{m}$.



Rys. 1.46. ANFIS z pięcioma warstwami [51]

Analizowany model zbudowano z wykorzystaniem adaptacyjnego systemu wnioskowania prognostycznego (ANFIS – Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), opartego na sztucznych sieciach neuronowych i logice rozmytej (rys. 1.46).

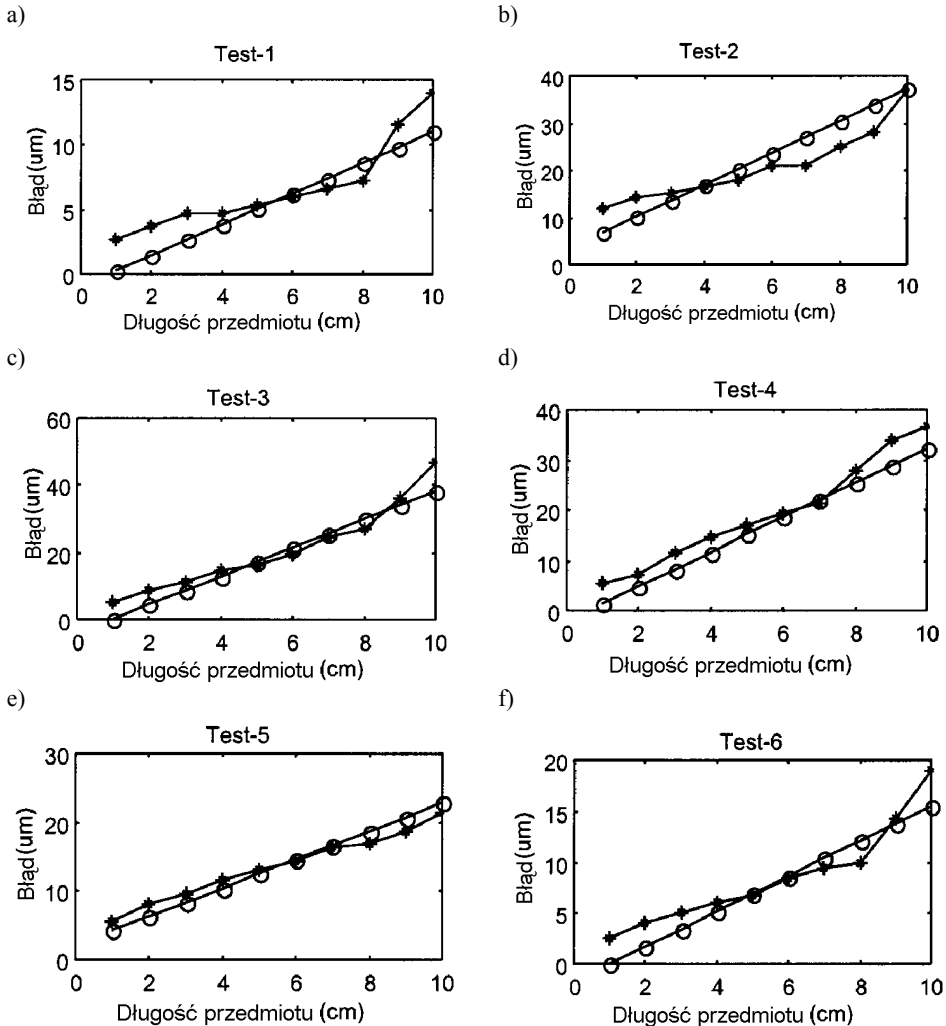
Odzwierciedlenie zależności pomiędzy zmiennymi wejściowymi i wyjściowymi modelu zbudowanego w oparciu o sieć ANFIS, zostało zaprezentowane na rys. 1.47.



Rys. 1.47. Odzwierciedlenie zależności pomiędzy zmiennymi wejściowymi i wyjściowymi modelu zbudowanego w oparciu o sieć ANFIS [51]

Na wyjściu modelu uzyskano współczynniki równania liniowego modelującego prognozowaną wartość błędu δ_{agg} . Wyniki działania tak sprecyzowanego adaptacyjnego systemu neuronowego ANFIS zaprezentowano na rys. 1.48. Autorzy uzyskali wysoki stopień korelacji wartości prognozowanych przez sieć z wynikami badań eksperymentalnych. Średnia wartość pierwiastka błędu średniokwadratowego kształtowała się na poziomie 1,4–3,4 μm .

Główną zaletą prezentowanego adaptacyjnego systemu neuro-rozmytego ANFIS jest to, że wymaga jedynie jednego pomiaru średnicy przedmiotu obrabianego. Autorzy uwzględnili fakt, że istnieją precyzyjne modele prognozowania składowych wypadkowej siły skrawania, dla których współczynnik korelacji osiąga wysokie wartości (korelacja 0,97).

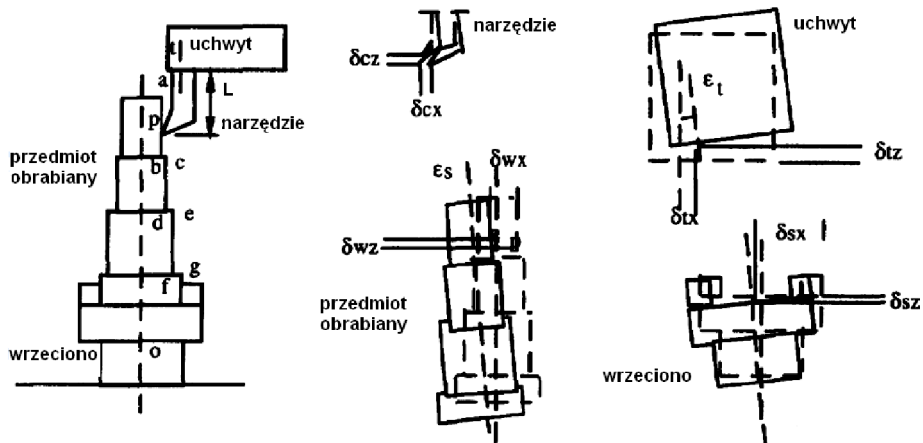


Rys. 1.48. Rzeczywisty i przewidywany przebieg zmian wartości błędu δ_{agg} wzdłuż przedmiotu obrabianego [51]

1.2.7. System kompensacji błędów

Mimo, że przemieszczenia zespołów ruchowych współczesnych maszyn technologicznych CNC mogą być realizowane z bardzo dużą precyzją ($1\mu\text{m}$), niezwykle ważnym zagadnieniem jest, aby w pełni wykorzystywać ich możliwości technologiczno-kinematyczne. Jak się okazuje z praktyki przemysłowej [1–3, 5–6, 91–99, 104–116] rzeczywiste wymiary obrabianych części różnią się znacznie od tych, które powinny wynikać z programu sterującego przemieszczeniami narzędzia. W ostatnim okresie, autorzy kładą duży nacisk na rozwiązanie

problemu zapewnienia wysokiej dokładności obrabianych elementów w zmiennych warunkach obróbki. W 1997 [114] opracowano system kompensacji błędów wymiaru on-line na centrum tokarskim. Autorzy wykorzystali technikę pomiaru, modelowania oraz czynnej kontroli stanu przedmiotu obrabianego. Identyfikacji błędów obróbki przedmiotu kształtowanego na centrum obróbczym dokonują według modelu geometrycznego zaprezentowanego na rys. 1.49.

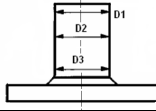
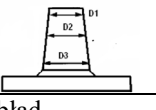



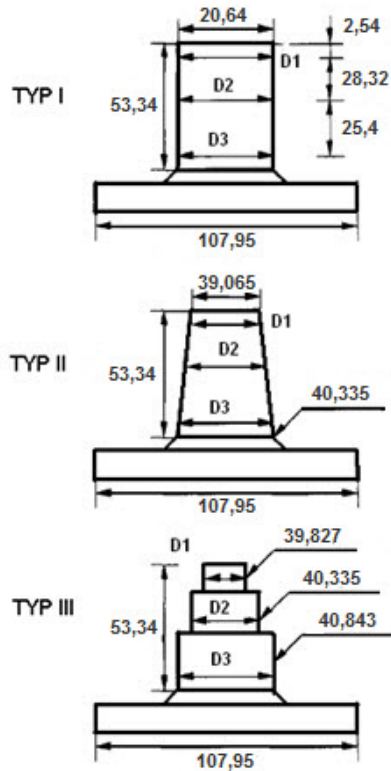
Rys. 1.49. Błędy towarzyszące procesowi skrawania na centrum obróbczym [78, 114, 116]

Autorzy zastosowali algorytm oparty na metodzie elementów skończonych. Wyznaczenia wartości odkształceń przedmiotu obrabianego w skończonej liczbie punktów położenia ostrza narzędzia dokonywano przed procesem skrawania [114]. Ocena skuteczności systemu kompensacji zaproponowanego przez Yang i in., przeprowadzona dla trzech typowych typów przedmiotów obrabianych (rys. 1.50.) wskazuje, że uzyskano znaczne obniżenie błędów obróbki. W zależności od złożoności geometrii kształtowanego elementu błędy wykonania przedmiotów obrabianych obniżono o: 85% – dla przedmiotów typu I, 78% – dla przedmiotów typu II i 67% – dla przedmiotów typu III (tab. 1.4).

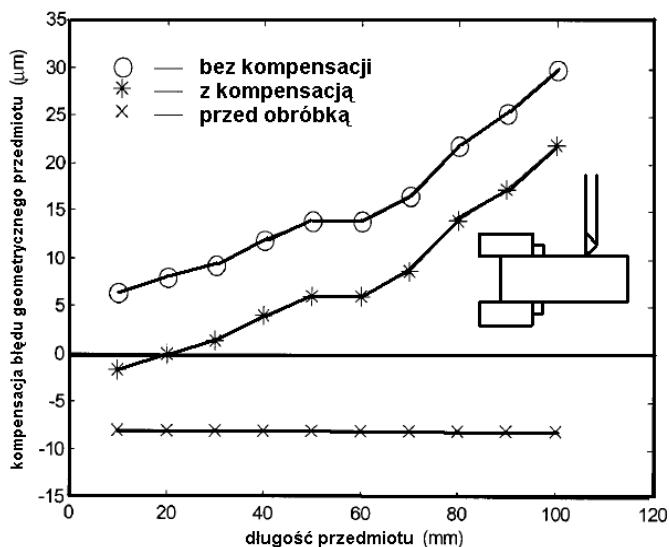
W oparciu o zbudowany przez X. Li [55] model predykcji sprężystych odkształceń przedmiotu obrabianego opracowano metodę kompensacji błędów, polegającą jedynie na trzech niezależnych pomiarach części obrobionej. Uzyskane, ukryte informacje w wartościach mierzonych wielkości (średnicy zmierzonej bezpośrednio po obróbce, średnicy zmierzonej po ostudzeniu elementu oraz średnicy zmierzonej z wykorzystaniem współrzędnościowej maszyny pomiarowej) stanowią źródło wiedzy do właściwego działania systemu kompensacji. Proces wnioskowania do celów kompensacji oparto na informacjach, jakie niosą ze sobą wartości wymiarów ostatnio obrabianej części. Wyniki działania tego systemu przedstawia rys. 1.51 [55].

Tab. 1.4. Wybrane wyniki numeryczne efektów kompensacji [114]

Typ przedmiotu	bez kompensacji	z kompensacją			parametry skrawania
		1	2	3	
	39,3700 39,3571 39,3370	39,3751 39,3725 39,3776	39,3751 39,3725 39,3751	39,3725 39,3700 39,3675	$n=750\text{obr/min}$ $f=190,5\text{ mm/min}$ $a_p=0,635\text{ mm}$
błąd	0,0330	0,0051	0,0026	0,0050	
	38,8087 38,8010 38,7858	38,8214 38,8239 38,8239	38,8239 38,8264 38,8290	38,8188 38,8239 38,8239	$n=750\text{obr/min}$ $f=127\text{ mm/min}$ $a_p=0,127-0,762\text{ mm}$
błąd	0,0229	0,0025	0,0051	0,0051	
	39,3217 39,3192 39,2938	39,3243 39,3294 39,3344	39,3294 39,3294 39,3268	39,3243 39,3294 39,3217	$n=750\text{obr/min}$ $f=101,6\text{ mm/min}$ $a_p=0,254;0,508;0,762\text{ mm}$
błąd	0,0279	0,0101	0,0026	0,0077	



Rys. 1.50. Typy próbek badawczych [114]



Rys. 1.51. Kompensacja błędów geometrycznych przez modyfikację programu CNC [55]

Zaprezentowane na rys. 1.51 wyniki testów dotyczą kompensacji programowej, podczas obróbki wałka o długości 120mm i średnicy 40mm. Kompensacji dokonywano na dwuosowym centrum tokarskim CNC, dla następujących wartości technologicznych parametrów skrawania: $v_c=240$ m/min, $f=0,2$ mm/obr oraz $a_p=1$ mm. Jak wynika z prezentowanych charakterystyk, mimo znacznego obniżenia błędów geometrycznych części, jego wartości pozostają nadal znaczne.

Z przeprowadzonej analizy wynika jednoznacznie, że poruszane problemy osiągnięcia wymaganej dokładności obróbki pozostają ciągle aktualne. Pomijanie ich pociąga za sobą istotne skutki ekonomiczne. Przyczyniają się do wzrostu wskaźnika braków wyrobów pojawiających się na rynku, wzrostu kosztów wytwarzania z powodu poprawek wytwarzanych części, opóźnienia dostaw oraz konieczności wprowadzania dodatkowych, drogiej i czasochłonnej czynności kontroli jakości [51].

W ostatnim okresie usiłowano opracowywać i stosować różne strategie związane z podwyższaniem dokładności obróbki, zarówno na poziomie sprzętowym jak również programowym. Spośród nich należy wymienić strategie polegające na poprawie precyzji konstruowania i wytwarzania maszyn technologicznych (z wykorzystaniem najnowszych osiągnięć z zakresu napędów i sterowania), strategie oparte na wzmożonej kontroli obrabianych elementów oraz konwencjonalnej modyfikacji trajektorii ruchu narzędzia. Jednak dominujące z punktu widzenia skuteczności okazały się strategie oparte na kompensacji z wykorzystaniem złożonych systemów z modelem [113–116, 92–99]. Jednakże mimo wielu wysiłków i starań, nie są one powszechnie stosowane w praktyce przemysłowej. Głównym powodem tego jest to, że do skutecznego sterowania dokład-

nością wytwarzanych części systemy te wymagają znacznych ilości danych pomiarowych, niosących informacje na temat stanu wielkości determinujących dokładność obróbki. Kolejnym problemem jest zapewnienie wysokiego poziomu uniwersalności takiego systemu. Bariera jest zarówno duża różnorodność rodzajów materiałów i geometrii obrabianych elementów oraz stosowanych narzędzi obróbkowych, jak również szeroki zakres stosowanych technologicznych parametrów obróbki. Ponadto systemy takie są systemami drogimi, znacznie podwyższającymi koszty obrabiarek.

2. Badania eksperymentalne zjawisk procesu skrawania i ich wpływu na dokładność geometryczną obrabianych części

W oparciu o przeprowadzoną analizę literatury sformułowano następujące tezy:

1. Określenie parametrów charakteryzujących rzeczywisty stan geometryczny elementu po obróbce jest możliwe na etapie przygotowania produkcji bez konieczności prowadzenia kosztownych i czasochłonnych eksperymentów technologicznych. Wymaga to stosowania strategii samo uczenia, lub każdorazowego wyznaczania parametrów modelu prognostycznego.
2. Zastosowanie strategii samo uczenia jest bardziej efektywne od stosowanego modelu regresyjnego.

Realizacja przyjętego kierunku badań ma cel poznawczy i użyteczny. Celem poznawczym jest określenie związków pomiędzy technologicznymi warunkami skrawania, składowymi wypadkowej siły skrawania oraz względnymi sumarycznymi przemieszczeniami przedmiotu obrabianego podczas obróbki i temperaturą powierzchni przedmiotu, a odchyłkami kształtu i wymiaru otrzymanej części. Utrwalenie tak sprecyzowanych relacji w postaci modeli, zbudowanych w oparciu o sztuczne sieci neuronowe, pozwoli prowadzić eksperymenty poznawcze, a zastosowanie sieci neuronowych umożliwi dalszą ich rozbudowę.

Realizując cel poznawczy otrzymamy użyteczne wielowymiarowe modele pozwalające na doskonalenie jakości wyrobów zarówno w aspekcie projektowania technologii obróbki, jak również sterowania trajektorią ostrza narzędzia.

Do zrealizowania tak określonego celu pracy oraz udowodnienia postawionych tez przyjęto następujący zakres zadań badawczych:

- opracowanie koncepcji stanowiska badawczego oraz metodyki pomiarów,
- konfiguracja, zestawienie i testowanie torów pomiarowych,
- określenie stanu technicznego obrabiarki na której realizowane będą badania,
- wybór przestrzeni parametrów wejściowych opisujących warunki procesu skrawania oraz zbioru parametrów charakteryzujących stan geometryczny wyrobu po obróbce,
- przeprowadzenie wstępnych badań rozpoznawczych oraz badań zasadniczych (określenie wpływu cieplnych i sprężystych oddziaływań podczas skrawania na dokładność wymiarowo-kształtową badanej tulei cienkościennej, pomiar zmian wartości średniej temperatury przedmiotu obrabianego, składowych wypadkowej siły skrawania, względnych sumarycznych przemieszczeń przedmiotu obrabianego podczas obróbki oraz odchyłek kształtu i wymiaru gotowego wyrobu).
- opis statystyczny analizowanych zależności,

- zdefiniowanie struktur modeli neuronowych (rodzaju i architektury sieci oraz algorytmów uczenia),
- przygotowanie zbiorów uczących, walidacyjnych i testujących sztucznej sieci neuronowej,
- uczenie i walidacja sieci,
- weryfikacja dokładności modeli neuronowych na zbiorach danych eksperymentalnych nie biorących udziału w procesie uczenia (testowanie),
- przeprowadzenie analizy porównawczej zbudowanych modeli, uwzględniając typ sieci oraz stosowany algorytm uczenia,
- analiza otrzymanych wyników,
- podsumowanie i opracowanie wniosków.

2.1. Zakres badań

Zakres badań eksperymentalnych obejmuje:

- ocenę stanu technicznego tokarki wykorzystywanej podczas badań,
- pomiar wartości składowych siły skrawania,
- określenie względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego podczas skrawania,
- pomiar i rejestrację wartości temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego,
- analizę dokładności wykonania części.

2.2. Stanowisko badawcze

Badania rozpoznawcze i zasadnicze prowadzono na tokarce uniwersalnej CS 401 (rys. 2.1). Rozważania oraz próby eksperymentalne prowadzono dla przypadku toczenia wzdłużnego bez chłodzenia podatnego przedmiotu klasy tuleja. Skrawaniu poddawano tuleje cienkościenne ze stali R35 o średnicy zewnętrznej $d_z=108$ mm i grubości ścianki $g=4$ mm (rys. 2.2) o składzie chemicznym przedstawionym w tab. 2.1.

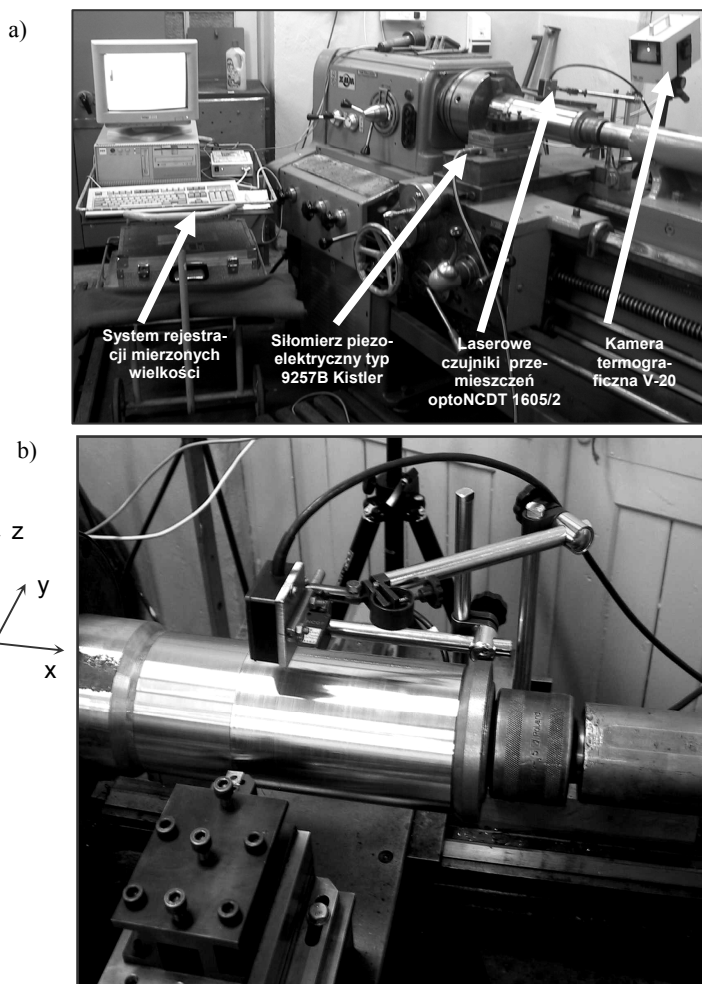
Tab. 2.1. Skład chemiczny obrabianego materiału R35

C	Si	Mn	P	S	Cr	Mo	Ni	Al	Cu	Nb	Ti	V	Fe
[%]													
0,083	0,271	0,426	0,007	0,003	0,023	0,063	0,049	0,017	0,235	0,009	0,009	0,004	98,801
Ocenę składu chemicznego wykonano w firmie: Same Deutz-Fahr Polska Sp. z o.o, z wykorzystaniem spektrometru laboratoryjnego METALLAB 75.80J z oprogramowaniem LOW ALLOY STEEL-SELMARI													

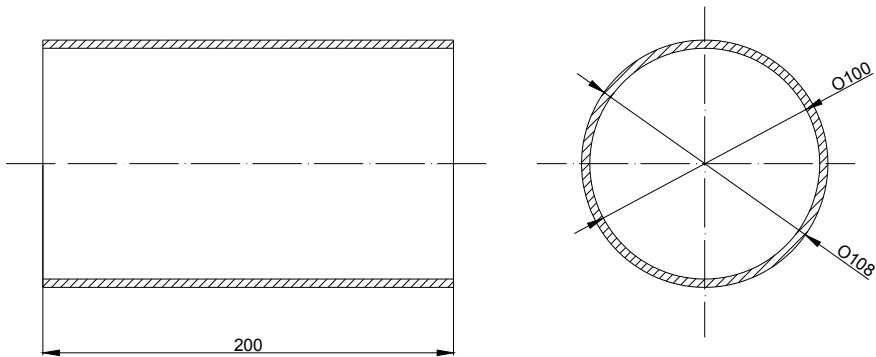
Próby badawcze realizowano w 27 seriach (27 zestawów parametrów obróbki) po pięć powtórzeń w serii. W tab. 2.2 zestawiono wartości stosowanych technologicznych parametrów skrawania.

Tab. 2.2. Warunki obróbki.

	prędkość skrawania v_c [m/min]	głębokość skrawania a_p [mm]	posuw f [mm/obr]
wartość	165	0,5	0,1
	235	1	0,2
	330	1,5	0,31



Rys. 2.1. Stanowisko badawcze, a) widok ogólny, b) strefa obróbki, x, y, z – współrzędne kartezjańskie



Rys. 2.2. *Próbka badawcza*

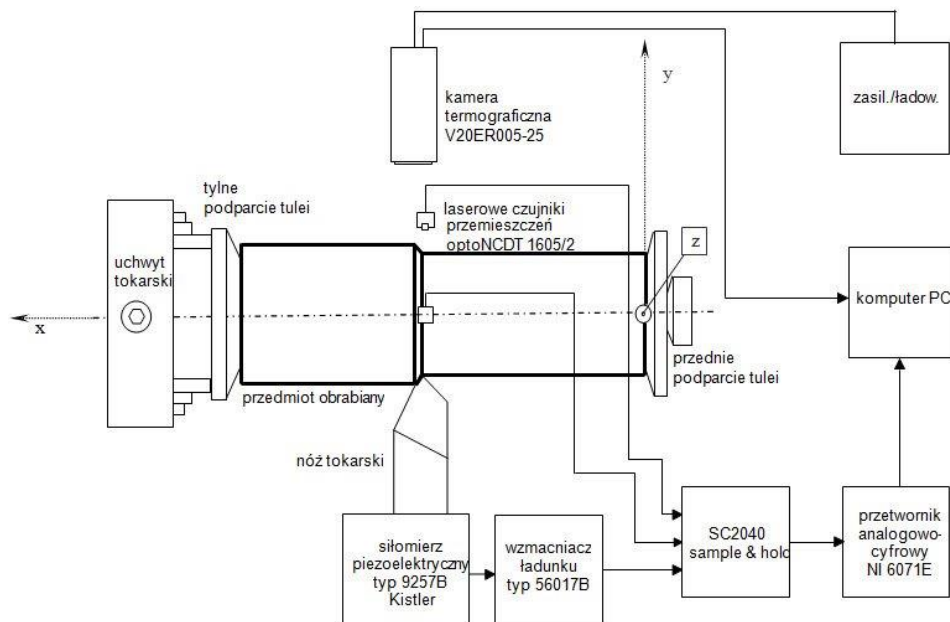
Zastosowano składany nóż tokarski firmy PAFANA. Podczas prac badawczych wykorzystywano wielostrzowe płytki powlekane SNMG120408-SS gatunku BP35A mocowane w oprawce PSBNR202012K o przekroju trzonka 20x20. Podstawowe parametry geometryczne ostrza narzędzia to: kąt natarcia $\gamma_o = -6^\circ$, kąt przyłożenia $\alpha_o = 6^\circ$, kąt pochylenia głównej krawędzi skrawającej $\lambda_s = -6^\circ$, kąt przystawienia $\kappa_r = 75^\circ$ i promień naroża $r_\epsilon = 0,8\text{mm}$. We wszystkich próbach przestrzegano ograniczenia związanego ze zużyciem ostrza narzędzia, mierzonego wskaźnikiem VB_c . Podczas badań nie przekraczało ono 0,3mm. Pomiarów zużycia dokonywano z wykorzystaniem systemu do komputerowej analizy obrazu *MicroScan*.

W skład stanowiska badawczego, którego szczegółowy schemat strukturalny zaprezentowano na rys. 2.3, wchodzi następujące zespoły funkcjonalne:

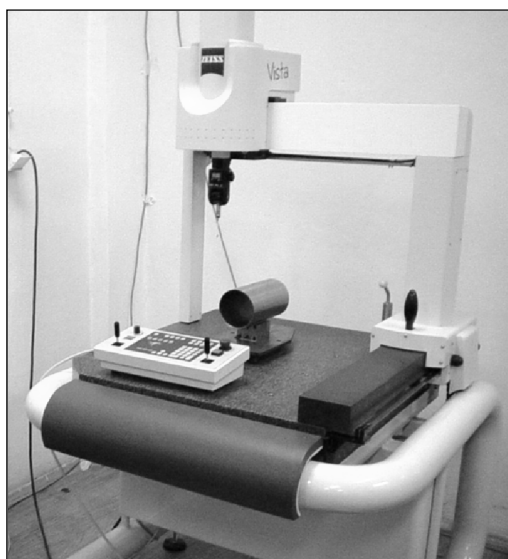
- siłomierz piezoelektryczny typu 9257B,
- wzmacniacz ładunku typu 5017B,
- laserowe czujniki przemieszczeń optoNCDT 1605/2,
- system sampler&holder SC-2040,
- przetwornik analogowo-cyfrowy NI 6071E,
- kamera termograficzna serii V-20ER05-25,
- układ zasilania i ładowania akumulatora kamery,
- komputer PC,
- tokarka kłowa uniwersalna CS401.

Przyjęto przestrzenny układ współrzędnych (rys. 2.3), którego oś x pokrywa się z osią przedmiotu obrabianego, oś y leży w płaszczyźnie poziomej – prostopadłej do osi x i pokrywa się z kierunkiem działania składowej promieniowej siły skrawania. Oś z zorientowano w płaszczyźnie pionowej, prostopadłej zarówno do osi x jak również do osi y . Początek układu współrzędnych związano z punktem centralnym, leżącym na osi symetrii w płaszczyźnie czołowej końca obrabianego przedmiotu, stykającej się z czołową powierzchnią przedniego pod-

parcia tulei. Założono, że ubytek masy przedmiotu obrabianego spowodowany przekształceniem warstwy skrawanej w wiór, w stosunku do masy całego przedmiotu jest minimalny i nie ma wpływu sztywność układu.



Rys. 2.3. Schemat strukturalny stanowiska badawczego



Rys. 2.4. Współrzędnościowa maszyna pomiarowa Vista – Zeiss

Ostatecznej oceny dokładności geometrycznej wykonania wyrobów po obróbce, dokonywano z wykorzystaniem współrzędnościowej maszyny pomiarowej WMP Vista firmy Zeiss (rys. 2.4) oraz specjalistycznego oprogramowania Calypro.

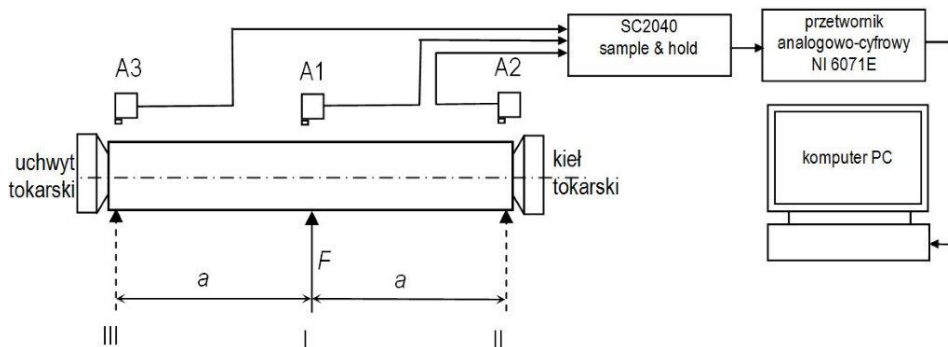
2.2.1. Ocena stanu technicznego obrabiarki

W pracy dokonano oceny stanu technicznego tokarki CS 401, na której prowadzono badania eksperymentalne. Ocena ta obejmowała:

- wyznaczenie sztywności statycznej obrabiarki,
- badanie dokładności geometrycznej.

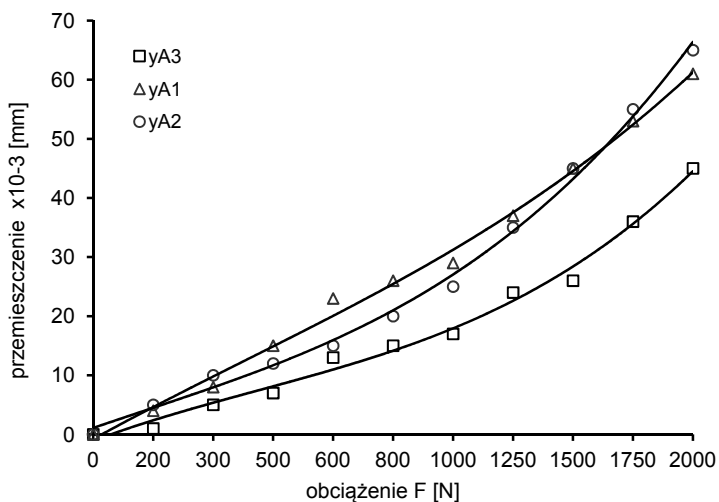
2.2.1.1. Wyznaczenie sztywności statycznej obrabiarki

Sztywność układu OUPN można określić doświadczalnie albo wyznaczyć obliczeniowo, jeśli znane są sztywności poszczególnych zespołów układu. W pracy, sztywność statyczną wyznaczano eksperymentalnie na podstawie pomiaru przemieszczeń „sztywnego przedmiotu” pod działaniem siły w kierunku promieniowym F . Pomiarów dokonywano w trzech wybranych punktach pomiędzy wrzecionem a konikiem (oznaczonych I, II, III), których położenie określono na rys. 2.5. Badanie sztywności statycznej prowadzono z wykorzystaniem laserowych czujników przemieszczeń A1, A2, A3 dla każdego z trzech położzeń siły obciążającej F (I, II, III) oraz komputerowego systemu akwizycji danych (rys. 2.5). W tab. 2.3 przedstawiono średnią wartość sztywności statycznej j_{w-k} i podatności w_{w-k} zespołu wrzeciono-konik tokarki CS401.

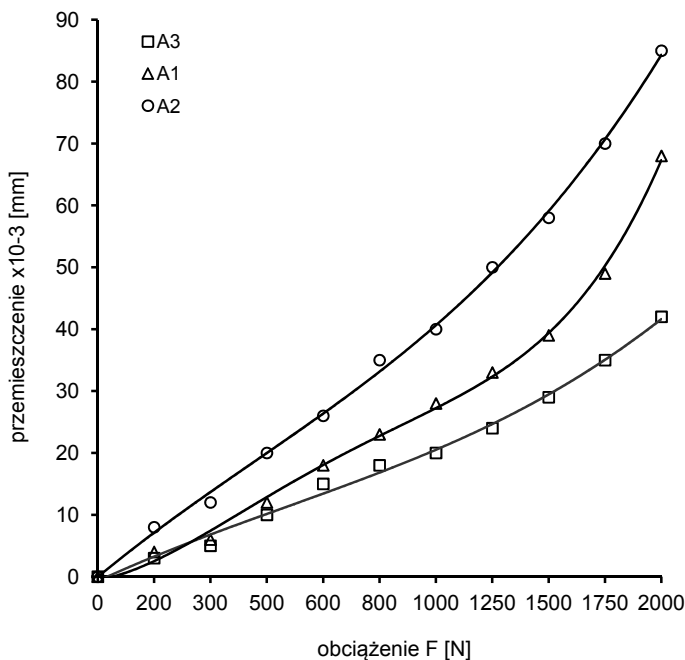


Rys. 2.5. Schemat układu badania sztywności statycznej tokarki CS 401

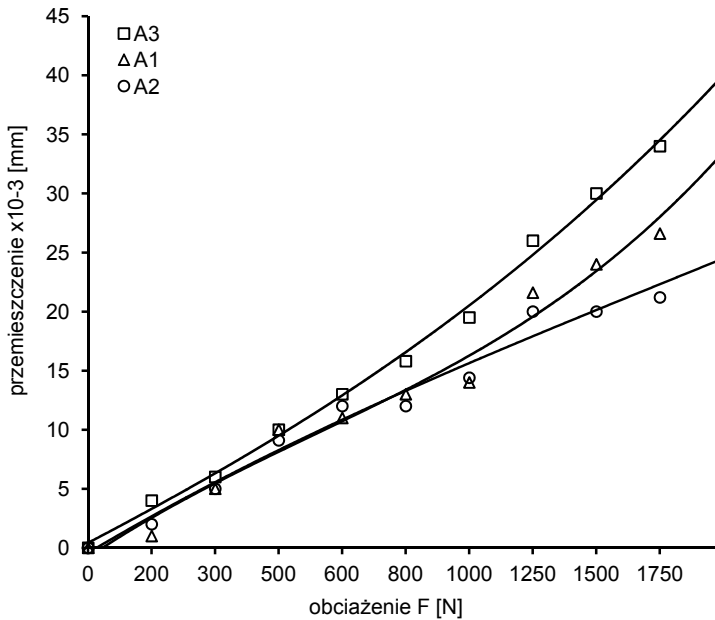
Na rysunku 2.6, rys. 2.7 oraz rys. 2.8 zaprezentowano charakterystyki sztywności badanej obrabiarki w zależności od punktu przyłożenia siły obciążającej F (I, II, III).



Rys. 2.6. Charakterystyka sztywności układu OUPN podczas obciążania siłą F w pozycji I, A1, A2, A3 – położenie laserowych czujników przemieszczeń



Rys. 2.7. Charakterystyka sztywności układu OUPN podczas obciążania siłą F w pozycji II, A1, A2, A3 – położenie laserowych czujników przemieszczeń



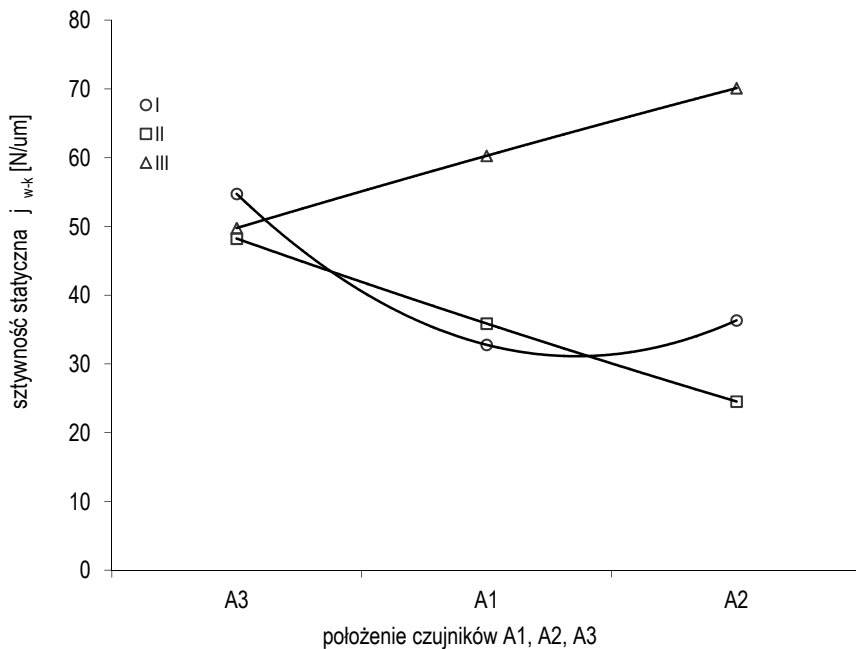
Rys. 2.8. Charakterystyka sztywności układu OUPN podczas obciążania siłą F w pozycji III, A1, A2, A3 – położenie laserowych czujników przemieszczeń

Jak wynika z prezentowanych charakterystyk (rys. 2.6–2.8) oraz wyników obliczeń (tab. 2.3), badana obrabiarka charakteryzuje się stosunkowo niskim wskaźnikiem sztywności statycznej. Zaobserwowano różny charakter zmian wartości sztywności w zależności od punktu przyłożenia siły w analizowanych punktach charakterystycznych (uchwyt – czujnik A3, konik – czujnik A2, przedmiot obrabiany – czujnik A1).

Tab. 2.3. Wartość średnia sztywności statycznej j_{w-k} i podatność w_{w-k} układu wrzeciono-konik, tokarki wykorzystywanej podczas badań eksperymentalnych

Typ to- karki	miejsce przyło- żenia siły obcią- żającej ↓	j_{w-k} [N/ μ m]			w_{w-k} [μ m/N]		
		A1	A2	A3	A1	A2	A3
numer czujnika przemieszczeń →		A1	A2	A3	A1	A2	A3
CS 401	I	32,78	36,33	54,73	0,0305	0,0275	0,0183
	II	35,87	24,53	48,23	0,0279	0,0407	0,0207
	III	60,27	70,11	49,76	0,0166	0,0143	0,0201

W trakcie procesu skrawania, wraz z przemieszczaniem się narzędzia wzdłuż osi przedmiotu obrabianego, zmienia się punkt przyłożenia siły promieniowej. W związku z tym maleje efektywna długość obrabianego przedmiotu. Przyjmując zmianę średnicy obrabianego w procesie toczenia elementu za nieistotną, możemy zapisać, że zmiana sztywności układu wrzeciono-konik zależy w głównej mierze od położenia ostrza narzędzia skrawającego wzdłuż drogi skrawania.



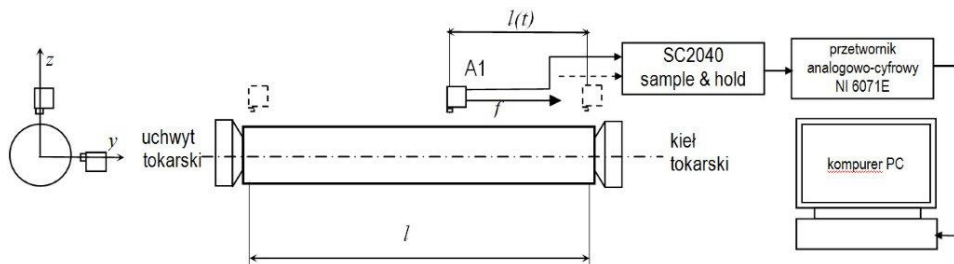
Rys. 2.9. Sztywność statyczna układu wrzeciono – konik w funkcji położenia siły obciążającej F

Sztywność statyczna jest jednym z najważniejszych parametrów oceny właściwości obrabiarki. Jej znajomość pozwala nie tylko porównać różne obrabiarki pod względem stanu technicznego – stopnia ich zużycia, lecz także określić precyzję wykonania poszczególnych części. Zatem, sztywność układu OUPN wykorzystywanej do badań obrabiarki świadczy o jej możliwościach technologicznych w aspekcie wpływu na dokładność obróbki. W świetle analizowanych problemów, najskuteczniejszymi sposobami minimalizacji błędów obróbki są: zmniejszenie siły skrawania (zmniejszanie technologicznych parametrów skrawania) lub zwiększenie sztywności statycznej zespołów obrabiarki. Fakt, iż tokarki cechują się różnymi właściwościami sprawia, że zarówno proces skrawania jak i procesy towarzyszące (zjawiska drganiowe, siłowe, cieplne itp.) należy rozpatrywać indywidualnie

dla każdej tokarki, nawet tego samego typu. Jest to szczególnie istotne w odniesieniu do wymagań wymiarowo-kształtowych stawianych przedmiotom obrabianym. Oznacza to, że procesy towarzyszące skrawaniu i wielkości skorelowane z powstającymi błędami obróbki, w zależności od właściwości obrabiarki w różny sposób oraz w różnym stopniu mają wpływ na charakter zmian badanych wielkości.

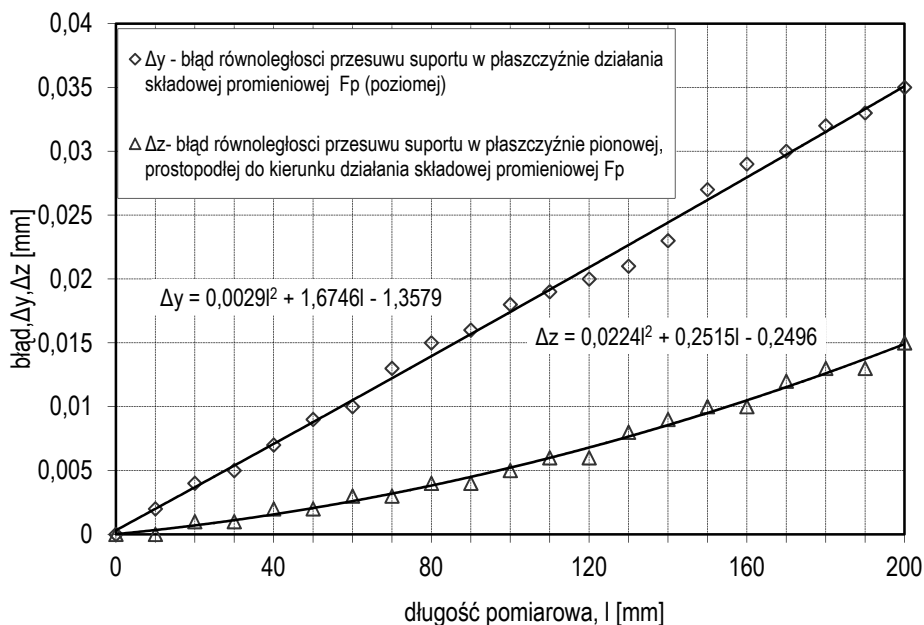
2.2.1.2. Badanie dokładności geometrycznej

Poprawnej oceny wartości sumarycznych ugięć przedmiotu obrabianego podczas procesu skrawania nie można przeprowadzić pomijając analizę dokładności geometrycznej tokarki. Najistotniejsze z punktu widzenia specyfiki prowadzonych pomiarów jest zbadanie dokładności przesuwu suportu względem osi kłów tokarki. Równoległość przesuwu suportu względem osi kłów ma zasadnicze znaczenie, ponieważ w sposób istotny wpływa na błędy kształtu przedmiotu obrabianego kształtowanego na tokarce. Mając na uwadze powyższe, dokonano oceny równoległości przesuwu suportu tokarki CS401 względem osi kłów. Na rys. 2.10 zaprezentowano schemat stanowiska pomiarowego. Przyjęto długość pomiarową równą długości obrabianego przedmiotu ($l=200\text{mm}$).



Rys.2.10. Badanie równoległości przesuwu suportu względem osi kłów

Badania prowadzono z wykorzystaniem wzorcowego przedmiotu cylindrycznego podpartego w kłach. Przebieg zmian wymiarów liniowych, stanowiących odległość czujników od powierzchni walca wzorcowego Δy , Δz , mierzono z wykorzystaniem laserowych czujników przemieszczeń w dwóch prostopadłych kierunkach y , z (rys. 2.10). Rejestracji danych pomiarowych dokonywano za pomocą systemu akwizycji danych, którego podstawowe zespoły funkcjonalne przedstawiono na rys. 2.10. Uzyskane wyniki badań zaprezentowano na rys. 2.11.



Rys. 2.11. Wyniki badań równoległości przesuwu suportu tokarki CS401 względem osi kłów

Z przeprowadzonych pomiarów wynika, iż maksymalna wartość błędu przesuwu suportu względem osi kłów w płaszczyźnie działania składowej promieniowej F_p wynosi $\Delta y=35\mu\text{m}$ (na długości pomiarowej $l=200\text{mm}$) zaś w płaszczyźnie prostopadłej do kierunku działania składowej promieniowej F_p wartość błędu wynosi $\Delta z=15\mu\text{m}$.

2.3. Metodyka i opis badań

Głównym celem badań doświadczalnych było pozyskanie danych eksperymentalnych niezbędnych do zbudowania zbiorów uczących i kontrolnych (walidacyjnych i testujących) dla sztucznych sieci neuronowych. Uwzględniając specyfikę prowadzonych badań, jednocześnie rejestrowano wartości sześciu parametrów charakteryzujących przebieg procesu skrawania. Mierzono trzy składowe wypadkowej siły skrawania: F_f – posuwową, F_p – promieniową i F_c – obwodową, względne przemieszczenia przedmiotu obrabianego dy , dz w dwóch prostopadłych kierunkach y , z , oraz temperaturę powierzchni przedmiotu T . Ocenie poddawano błędy kształtu i wymiaru obrabianych próbek. W szczególności wyznaczano: wartość odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , odchyłki walcowości ΔWal oraz odchyłki okrągłości ΔOkr . Uwzględniając fakt, że pomiary odchyłek kształtu należą do jednych z trudniejszych zagadnień z zakresu pomiarów dokładności geometrycznej wyro-

bów oraz możliwość jednoczesnego pomiaru wymiaru i odchyłek kształtu, podczas badań wykorzystano współrzędnościową technikę pomiarową. Zastosowanie współrzędnościowej techniki pomiarowej umożliwiło pomiar odchyłek kształtu zgodnie z ich definicją, a oprogramowanie maszyny pomiarowej zmniejszyło ryzyko błędnej interpretacji wyników pomiaru.

W celu jednoznacznej interpretacji wyników badań poczyniono szereg założeń, z których najważniejsze to:

- użyty do badań materiał próbek jest jednorodny, a jego ewentualne zmiany właściwości fizycznych i chemicznych nie wpływają na wyniki pomiarów,
- zmiana temperatury otoczenia podczas badań eksperymentalnych na obrabiarce jest znikoma i nie wpływa na wartość uzyskanych wyników,
- sposób mocowania narzędzi pomiarowych na stanowisku badawczym jest pewny oraz powtarzalny i nie zakłóca wartości mierzonych wielkości,
- sposób mocowania tulei do pomiaru z wykorzystaniem współrzędnościowej maszyny pomiarowej jest powtarzalny i nie implikuje błędów pomiarów,
- warunki cieplne badań poszczególnych tulei są zbliżone, a tym samym porównywalne.

Przebieg badań składał się z trzech etapów. W pierwszym etapie przeprowadzono wstępne badania rozpoznawcze. Zasadniczym celem badań wstępnych była doświadczalna weryfikacja stosowanych technologicznych parametrów skrawania (a_p , f , v_c), oraz określenie zakresów zmienności składowych wypadkowej siły skrawania, sumarycznych, względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego podczas obróbki dy , dz , temperatury powierzchni T oraz przedziałów zmienności parametrów geometrycznych części po obróbce. Na podstawie otrzymanych wyników badań rozpoznawczych, prześledzono związki zachodzące pomiędzy wielkościami otrzymanymi podczas pomiarów na obrabiarce, a parametrami charakteryzującymi stan geometryczny wyrobu po obróbce. W tym celu dokonano analizy wrażliwości zmiennych zależnych. Przeprowadzono próbę zbudowania użytecznych modeli, opisujących związki pomiędzy technologicznymi parametrami skrawania a sumarycznymi względni przemieszczeniami przedmiotu obrabianego, wskutek cieplnych i sprężystych oddziaływań podczas obróbki. Następnie, z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych zbudowano modele opisujące związki pomiędzy siłowymi i cieplnymi oddziaływaniami na przedmiot obrabiany, a błędami kształtu i wymiaru wyrobu po obróbce.

W kolejnym etapie, opracowano program przebiegu badań właściwych oraz wyznaczono licznosc prób z uwzględnieniem zbiorów uczących oraz kontrolnych wykorzystywanych sieci neuronowych. Etap ten obejmował przeprowadzenie badań właściwych wg opracowanego planu. Podczas testów doświadczalnych, dokonywano pomiaru wyżej opisanych wielkości w 27 seriach po 5 powtórzeń, dla zadanych technologicznych parametrów obróbki (a_p , f , v_c).

W trzecim etapie prac badawczych, otrzymane zbiory danych eksperymentalnych wykorzystano do zbudowania prognostycznych modeli oceny stanu geome-

trycznego przedmiotu po obróbce. Jako narzędzie numeryczne zastosowano sztuczne sieci neuronowe. W pierwszej fazie, zdefiniowano struktury modeli odzwierciedlające związki między warunkami skrawania, a odchyłkami kształtu i wymiaru obrabianych części. Przyjęto sześć zasadniczych modeli prognostycznych, opisujących obiekt badań. Podzielono je na dwie podstawowe grupy. Pierwszą grupę stanowiły modele, użyteczne z punktu widzenia projektowania technologii obróbki (zależności 2.1, 2.2, 2.3) zaś druga grupę – modele użyteczne z punktu widzenia sterowania przebiegiem procesu skrawania (zależności 2.4, 2.5, 2.6). Opis matematyczny modeli obiektu badań, z założonym stopniem uproszczenia, nazwano modelami matematycznymi i przedstawiono w postaci:

$$F_z(\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1n}) = 0 \quad (2.1)$$

$$F_z(\alpha_{21}, \alpha_{22}, \dots, \alpha_{2n}) = 0 \quad (2.2)$$

$$F_z(\alpha_{31}, \alpha_{32}, \dots, \alpha_{3n}) = 0 \quad (2.3)$$

$$F_z(\alpha_{41}, \alpha_{42}, \dots, \alpha_{4n}) = 0 \quad (2.4)$$

$$F_z(\alpha_{51}, \alpha_{52}, \dots, \alpha_{5n}) = 0 \quad (2.5)$$

$$F_z(\alpha_{61}, \alpha_{62}, \dots, \alpha_{6n}) = 0 \quad (2.6)$$

gdzie: α_{ij} , (dla: $i=1-6, j=1-n, n=2, 3$ lub 4), – stanowią zbiór wielkości charakteryzujących obiekt badań.

Uwzględniając podstawy teoretyczne dotyczące analizowanego obiektu badań doświadczalnych, znane o nim informacje oraz cel prowadzonych badań, zbiór α_{ij} zbudowano z:

a) wielkości wejściowych:

- $x_{11} = a_p$ (głębokość skrawania),
- $x_{12} = f$ (posuw),
- $x_{13} = v_c$ (prędkość skrawania),
- $x_{21} = F_c$ (składowa obwodowa siły skrawania),
- $x_{22} = F_f$ (składowa posuwowa siły skrawania),
- $x_{23} = F_p$ (składowa promieniowa siły skrawania),
- $x_{24} = T$ (temperatura powierzchni przedmiotu obrabianego),
- $x_{31} = dy$ (sumaryczne, względne przemieszczenie przedmiotu obrabianego w osi y),
- $x_{32} = dz$ (sumaryczne względne, przemieszczenie przedmiotu obrabianego w osi z),

b) wielkości wyjściowych, stanowiących wyniki pomiarów zależnych od ustalonych w planie doświadczenia wartości wejściowych:

- $z_1 = \Delta W_{ym}$ (odchyłka wymiaru),
- $z_2 = \Delta W_{al}$ (odchyłka walcowości),
- $z_3 = \Delta O_{kr}$ (odchyłka okrągłości),

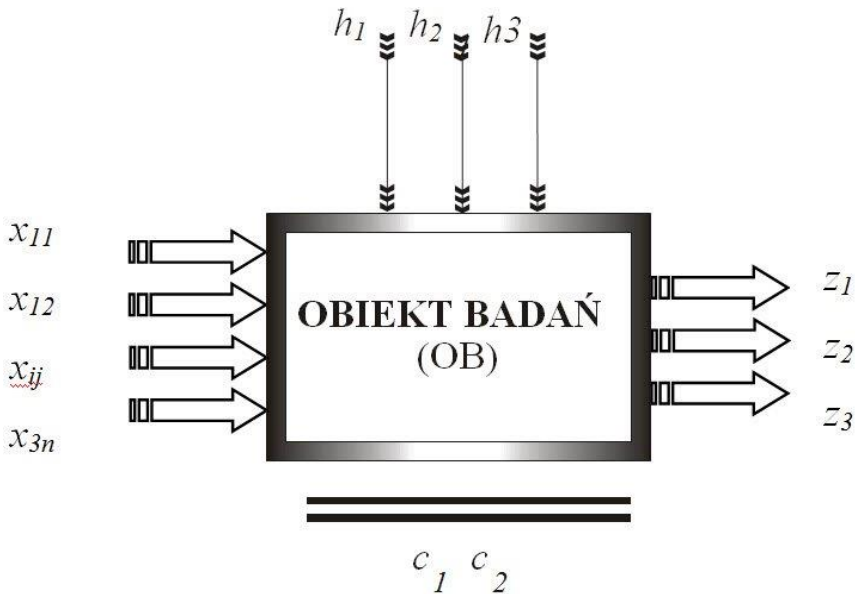
c) wielkości stałych:

- $c_1 = MP$ (materiał przedmiotu obrabianego),
- $c_2 = SM$ (sposób mocowania przedmiotu obrabianego),

d) wielkości zakłócających, które są mierzalne lecz celowo pomijane albo znane lecz niemierzalne lub też znane ale o przypadkowym wpływie na badany obiekt:

- $h_1 = dT$ (zmiennosc temperatury otoczenia),
- $h_2 = ds$ (zmiennosc sztywnosci systemu OUPN podczas skrawania),
- $h_3 = dw$ (niestabilnosc warunkow skrawania podczas obróbki).

Wyżej wymienione wielkości, charakteryzujące obiekt badań z uwzględnieniem przyjętych oznaczeń, zostały przedstawione na rys. 2.12.



Rys. 2.12. Wielkości charakteryzujące obiekt badań

Analizując obiekt badań ustalono, że czynników stałych może być znacznie więcej. Jednak ich wzajemne interakcje i wpływ na analizowany obiekt nie są w tym przypadku przedmiotem badań. Z kolei wpływ czynników zakłócających, powodujących rozrzut wyników pomiarów jest trudny do ustalenia, co spowodowało ograniczenie modelu. Uwzględniając powyższe ustalenia można zapisać następującą postać ogólną:

$$F_z(x_{11}, \dots, x_{1j}, x_{21}, \dots, x_{2j}, x_{31}, \dots, x_{3j}, z_1, \dots, z_k) = 0 \quad (2.7)$$

gdzie: $j=1-n$, $n=2-4$, $k=1-3$.

W wyniku dekompozycji obiektu badań, uwzględniając przyjęte powyżej oznaczenia, uzyskano modele z jednym wyjściem. Postać szczególną otrzymanych modeli można zapisać odpowiednio jako:

$$F_{z1}(a_p, f, v_c, \Delta Wym) = 0 \quad (2.8)$$

$$F_{z2}(a_p, f, v_c, \Delta Wal) = 0 \quad (2.9)$$

$$F_{z3}(a_p, f, v_c, \Delta Okr) = 0 \quad (2.10)$$

$$F_{z4}(F_c, F_f, F_p, T, \Delta Wym) = 0 \quad (2.11)$$

$$F_{z5}(F_c, F_f, F_p, T, \Delta Wal) = 0 \quad (2.12)$$

$$F_{z6}(F_c, F_f, F_p, T, \Delta Okr) = 0 \quad (2.13)$$

$$F_{z7}(dy, dz, \Delta Wym) = 0 \quad (2.14)$$

$$F_{z8}(dy, dz, \Delta Wal) = 0 \quad (2.15)$$

$$F_{z9}(dy, dz, \Delta Okr) = 0 \quad (2.16)$$

W wyniku przeprowadzonych rozważań, można zapisać następujące relacje w postaci ogólnej, będące aproksymacją funkcji obiektu badań:

$$z_1 = F_z(x_{11}, \dots, x_{1j}) \quad (2.17)$$

$$z_2 = F_z(x_{21}, \dots, x_{2j}) \quad (2.18)$$

$$z_3 = F_z(x_{31}, \dots, x_{3j}) \quad (2.19)$$

W postaci szczególnej powyższe zależności dla poszczególnych modeli można zapisać następująco:

$$\Delta Wym = F_z(a_p, f, v_c) \quad (2.20)$$

$$\Delta Wal = F_z(a_p, f, v_c) \quad (2.21)$$

$$\Delta Okr = F_z(a_p, f, v_c) \quad (2.22)$$

$$\Delta Wym = F_z(F_c, F_f, F_p, T) \quad (2.23)$$

$$\Delta Wal = F_z(F_c, F_f, F_p, T) \quad (2.24)$$

$$\Delta Okr = F_z(F_c, F_f, F_p, T) \quad (2.25)$$

$$\Delta Wym = F_z(dy, dz) \quad (2.26)$$

$$\Delta Wal = F_z(dy, dz) \quad (2.27)$$

$$\Delta Okr = F_z(dy, dz) \quad (2.28)$$

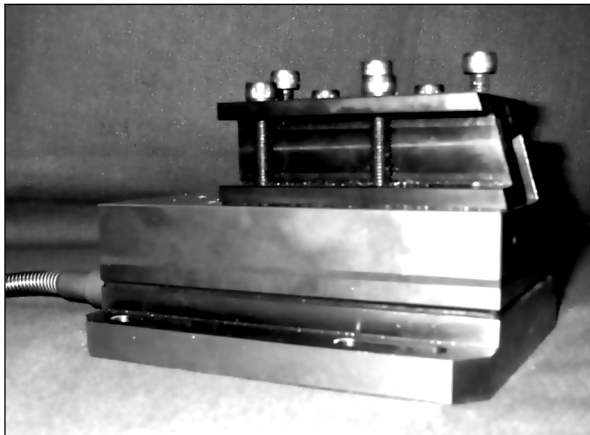
Modele opisane zależnościami (2.20–2.28) zbudowano w oparciu o informacje, jakie niosą ze sobą technologiczne parametry skrawania a_p, f, v_c (2.20–2.22), składowe wypadkowej siły skrawania (F_c, F_f, F_p) oraz temperatura powierzchni T (2.23–2.25), a także względne przemieszczenia przedmiotu obrabianego dy, dz (2.26–2.28). Na wyjściu tych modeli uzyskano prognozowane wartości odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , odchyłki walcowości ΔW_{al} oraz odchyłki okrągłości ΔO_{kr} .

Związki opisane matematycznie odwzorowano z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych. Zastosowane sieci emulowano cyfrowo na komputerze, stosując profesjonalną wersję programu *Statystyka Neural Networks PL*. Otrzymane wyniki nauczonych sieci neuronowych, przedstawiono w postaci wykresów powierzchniowych zmian odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego, w funkcji różnych parametrów wejściowych modeli.

2.3.1. Pomiar wartości składowych wypadkowej siły skrawania

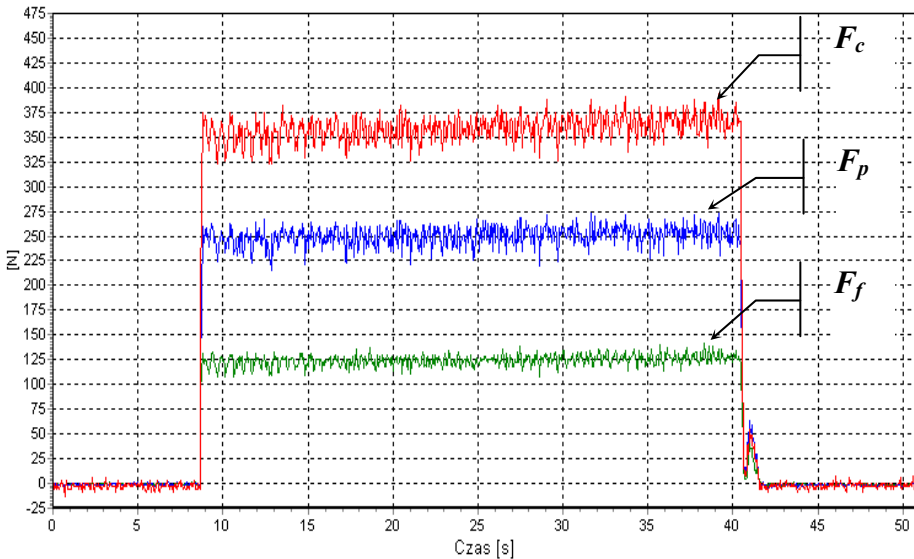
Do pomiarów sił zastosowano siłomierz piezoelektryczny 9257B firmy Kistler (rys. 2.13). Siłomierz 9257B służy do pomiarów dynamicznych i quasi-statycznych trzech składowych wypadkowej siły skrawania (w zakresie $\pm 5\text{kN}$) oraz trzech składowych momentów działających na górnej powierzchni siłomierza. Całkowita niepewność pomiaru z wykorzystaniem siłomierza jest sumą trzech składowych, wynikających z: nieliniowości (1%), histerezy (0,5%) oraz wzajemnych zakłóceń mierzonych wielkości (2%), zaś sumaryczna niepewność toru pomiarowego (siłomierz – 3,5%, wzmacniacz ładunku – 3%, przetwornik analogowo cyfrowy – 0,07%) jest sumą geometryczną, obejmującą błędy systematyczne oraz przypadkowe i wynosi 4,6%.

Uwzględniając przyjęte parametry prognostyczne obiektu badań wykorzystywano jedynie trzy kanały, odpowiadające za pomiar sił skrawania.



Rys. 2.13. Siłomierz piezoelektryczny 9257B

Siłomierz wyposażono w imak nożowy typ 9403, pozwalający mocować narzędzia tokarskie o przekroju trzonka nie przekraczającym 26x26mm. Pomiar sił odbywa się z zastosowaniem czterech trzy – składnikowych czujników piezoelektrycznych mierzących po 3 składowe siły każdy.



Rys. 2.14. Przykładowy przebieg czasowy zmian składowych wypadkowej siły skrawania (obwodowej F_c , promieniowej F_p , posuwowej F_f), przy: $a_p=0,5\text{mm}$, $f=0,31\text{mm/obr}$, $v_c=330\text{m/min}$

Każdy sensor posiada 3 płytki kwarcowe, mierzące nacisk w kierunku normalnym (oś O_z) do górnej powierzchni siłomierza i dwóch prostopadłych kierunkach stycznych (osie O_x i O_y). Pomiar odbywał się bez przemieszczania płytek w sensorach. Przykładowe wyniki zmian składowej obwodowej F_c , promieniowej F_p oraz posuwowej F_f siły skrawania podczas obróbki zaprezentowano na rys. 2.14.

Zastosowany siłomierz, wyposażony jest w układ zabezpieczający przed przeciążeniem (+7,5kN lub -7,5kN) oraz posiada wysoką rozdzielczość, która umożliwia pomiar małych zmian sił przy dużych ich wartościach średnich. Bardzo duża sztywność siłomierza, umożliwia pomiar w bardzo szerokim przedziale częstości.

2.3.2. Pomiar przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego podczas skrawania

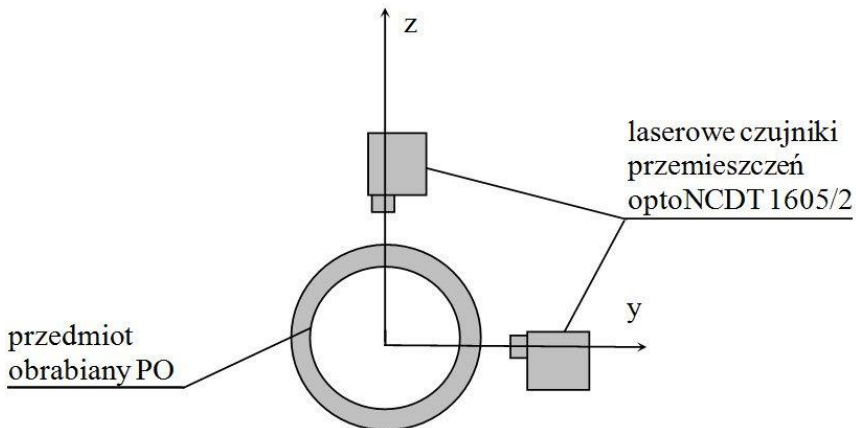
Do pomiaru przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego podczas obróbki dy , dz , w dwóch prostopadłych kierunkach y , z zastosowano laserowe czujniki przemieszczeń optoNCDT 1605/2 firmy Micro-Epsilon Masstechnik

(rys. 2.15). Wybór takiego rodzaju narzędzia, pozwolił na bezkontaktowy pomiar wybranych miar diagnostycznych.

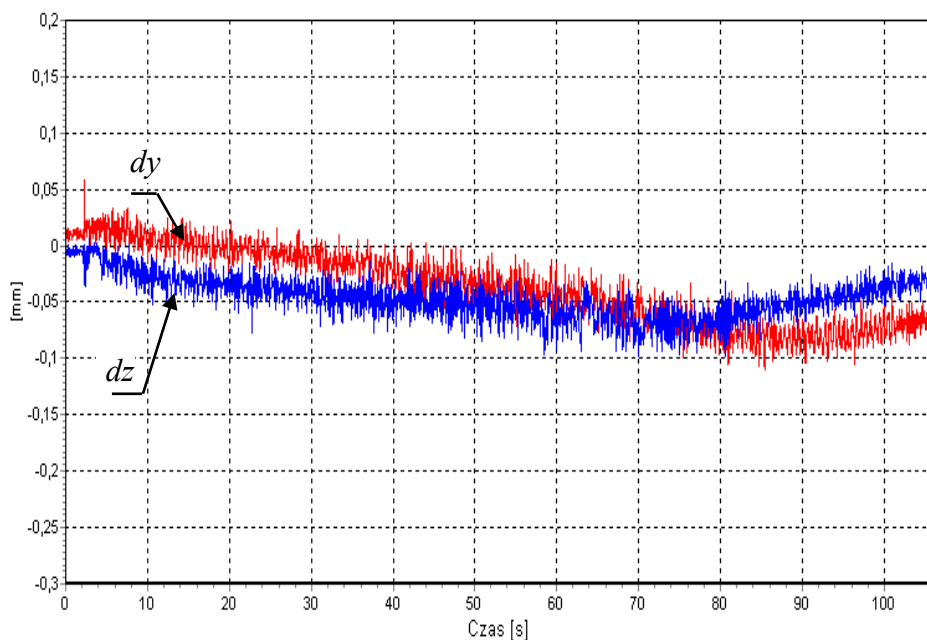


Rys. 2.15. Czujniki laserowe optoNCDT 1605/2

Przemieszczenia dy , dz mierzono w dwóch prostopadłych kierunkach z , y , przy czym najbardziej miarodajnym okazał się kierunek działania siły promieniowej F_p (oś y). Zachodzące w tym kierunku przemieszczenia względne dy osiągały największą wartość, przez co wywierały największy wpływ na powstawanie błędów obróbki. Sposób usytuowania czujników względem przedmiotu obrabianego zaprezentowano na rys. 2.16, zaś przykładowy charakter zmian przemieszczeń dy , dz zarejestrowany podczas badań przedstawiono na rys. 2.17.



Rys. 2.16. Ustawienie czujników laserowych względem obrabianego przedmiotu

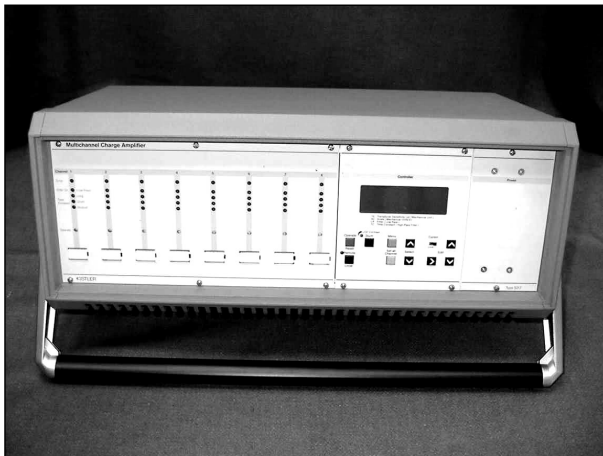


Rys. 2.17. Przebieg czasowy zmian przemieszczeń przedmiotu obrabianego dy , dz (w osiach y , z) podczas skrawania, przy: $a_p=0,5\text{mm}$, $f=0,31\text{mm/obr}$, $v_c=330\text{m/min}$

Sygnał wyjściowy z czujnika był napięciem proporcjonalnym do przemieszczenia, zmieniającym się w dopuszczalnym zakresie $\pm 10\text{ V}$. Czujnik oświetlał przedmiot obrabiany pulsującym światłem o częstotliwości 40 kHz . Źródłem światła był laser o długości fali 675nm , mocy 1mW oraz średnicy plamki $0,3\text{mm}$. System kontrolny czujnika, pozwalał sprawdzić poprawność jego montażu względem badanego przedmiotu i stopień rozpraszania światła na badanej powierzchni. Wszelkie błędy były sygnalizowane na bieżąco przez czujnik za pomocą diod. Czujnik usytuowano względem powierzchni obrabianej w odległość 24mm , zaś amplituda mierzonego przemieszczenia nie przekraczała dopuszczalnej dla niego wartości równej 1mm . Całkowita niepewność pomiaru z wykorzystaniem laserowego czujnika przemieszczeń optoNCDT 1605/2 wynosiła $0,5\%$, zaś sumaryczna niepewność toru pomiarowego (czujnik optoNCDT 1605/2 – $0,5\%$, przetwornik analogowo cyfrowy – $0,07\%$), wyznaczona jako suma geometryczna, wyniosła $0,5\%$.

W celu wyeliminowania wpływu drgań na wskazania czujnika, zamontowano go na specjalnej, bardzo sztywnej podstawie, odizolowanej tłumikiem drgań. Wyprowadzone z siłomierza sygnały siły kierowano do wzmacniacza ładunku o niepewności pomiaru wynoszącej 3% . W pracy zastosowano uniwersalny

ośmiokanałowy wzmacniacz typu 5017B (firmy Kisler) (rys. 2.18). Wzmacniacz przetwarzał ładunek na napięcie wyprowadzając sygnał napięciowy.



Rys. 2.18. Wzmacniacz ładunku typ 5017B

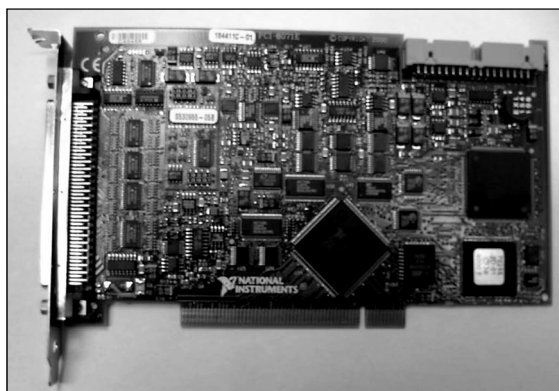
Następnie sygnały sił i przemieszczeń pochodzące ze wzmacniacza ładunku kierowano do urządzenia sample&hold SC-2040 firmy National Instrument (rys. 2.19). Urządzenie sample&hold SC-2040 jest układem służącym do poboru sygnałów napięciowych z wszystkich kanałów i ich zamrażaniu, zachowując stałą wartość.



Rys. 2.19. Sample&hold SC-2040

Czas akwizycji wszystkich kanałów nie przekraczał $7\mu\text{s}$. Zamrożone sygnały kolejno przetwarzano do postaci cyfrowej przez przetwornik analogowo-cyfrowy i zapisywano w pliku. Pozwalało to uniknąć przesunięcia fazowego

między komutacją poszczególnych kanałów. "Zamrożone" przez system sample&hold SC-2040 sygnały, przetwarzano do postaci cyfrowej przy wykorzystaniu przetwornika analogowo-cyfrowego firmy National Instrument. Użyto 64 kanałowej karty analogowo-cyfrowej NI 6071E z możliwością pomiarów 32 kanałów metodą różnicową (rys.2.20). Wartość maksymalna próbkowania karty NI 6071E wynosiła $1,25 \cdot 10^6$ 1/s przy 12 bitowej rozdzielczości. Niepewność przetwarzania karty NI 6071E wynosiła 0,07%.



Rys. 2.20. Przetwornik analogowo-cyfrowy NI 6071E

Do komunikacji wszystkich zespołów pomiarowych i archiwizacji otrzymanych wyników pomiarów eksperymentalnych zastosowano specjalistyczne oprogramowanie wykonane w środowisku LabView.

2.3.3. Pomiar i rejestracja wartości temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego

Pomiaru wartości temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego dokonywano w podczerwieni, z zastosowaniem przenośnej, wielozakresowej kamery termograficznej serii V-20ER05-25 (rys. 2.21) wyprodukowanej przez polską firmę VIGO-System Sp. z o.o. Kamera V-20ER05-25 umożliwia zdalny, bezkontaktowy pomiar i rejestrację rozkładu temperatury na powierzchni badanych obiektów. Przykładowy charakter zmian temperatury powierzchni badanych próbek, zarejestrowany z wykorzystaniem kamery V-20ER05-25, przedstawiono na rys. 2.22.

Do tworzenia termogramu wykorzystano technikę skanowania liniowego. Promieniowanie podczerwone zbierane w kolejnych punktach przez zespół soczewek było ogniskowane na detektorze. Kamerę wyposażono w fotowoltaiczny detektor PDI-2TE-5 wysokiej czułości. Detektor generował napięcie zależne od mocy promieniowania, które przetworzone zgodnie z charakterystyką skalo-

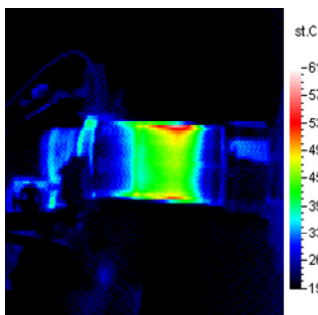
wania eskalowane było na temperaturę i przesyłane łączem szeregowym RS232 do komputera. Podczas badań wykorzystywano specjalistyczne oprogramowanie TERMOGRAF v.1.95i, które umożliwia obsługę kamery, przebieg procesu rejestracji, analizę i obróbkę danych termograficznych. Opcja skanera liniowego kamery, umożliwiła wielokrotną rejestrację wartości temperatury punktów jednej linii termogramu. Czas skanowania jednej linii wynosił 7,2ms, co w konsekwencji dawało 10 pomiarów w ciągu 1s.



Rys. 2.21. Kamera termograficzna serii V-20ER05-25 wraz z przystawką MACRO

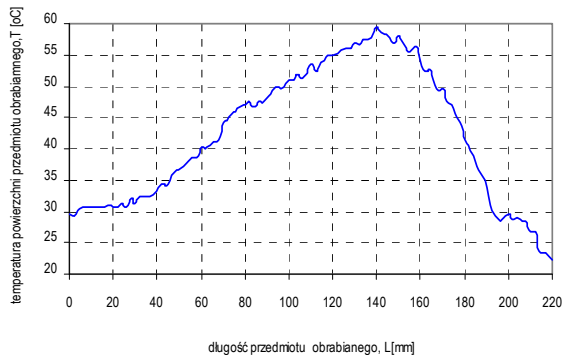
Kąt widzenia kamery w pionie i poziomie wynosił 30° , natomiast rozdzielczość przestrzenna była równa 5mrad. Sumaryczna niepewność pomiaru kamerą (podana przez producenta) wynosiła $0,5^\circ\text{C}$. Odległość, z jakiej dokonywano pomiaru wynosiła 300mm.

a)



Data: 2002-09-25 Godz: 14:16:26

b)



Rys. 2.22. Temperatura powierzchni przedmiotu obrabianego: a) termogram, b) rozkład wartości temperatury w 56 sekundzie obróbki; dla: $a_p=1,5\text{mm}$, $f=0,31\text{mm/obr}$, $v_c=165\text{ m/min}$

Pozycjonowania kamery względem badanej powierzchni dokonywano z wykorzystaniem laserowego celownika, umożliwiającego precyzyjne określenie centrum badanego pola na przedmiocie.

2.3.4. Ocena dokładności geometrycznej części po obróbce

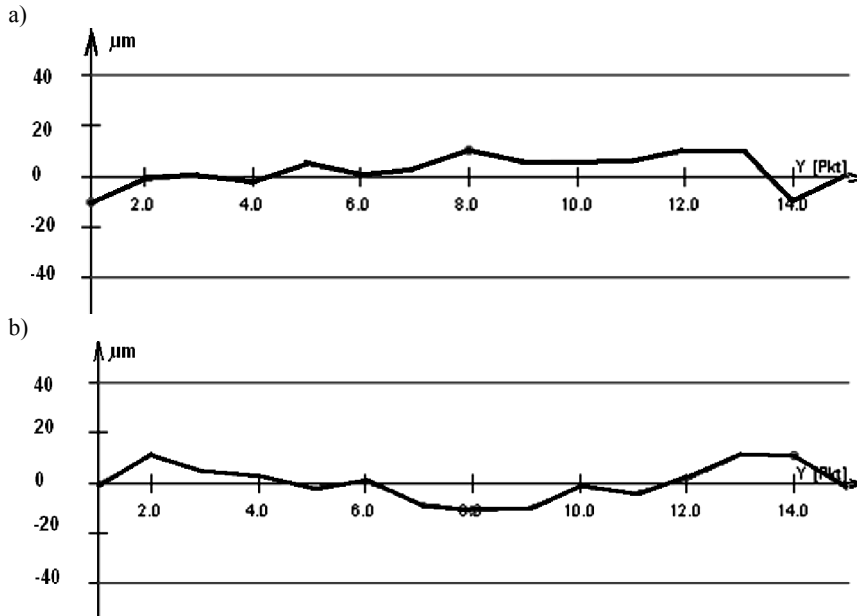
Oceny dokładności geometrycznej badanych próbek dokonywano z wykorzystaniem współrzędnościowej maszyny pomiarowej Vista–Zeiss (rys. 2.4) i specjalistycznego oprogramowania Calypso. Ocenie poddawano odchyłki kształtu i wymiaru próbek obrabianych zarówno podczas wstępnych badań rozpoznawczych jak również badań zasadniczych. W szczególności wyznaczano: wartość odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , odchyłki walcowości ΔWal oraz odchyłki okrągłości ΔOkr . Prace pomiarowe prowadzono przy niepewności pomiaru w poszczególnych osiach (wg VDA), opisanych zależnościami:

$$U_1 = (2,5 + L/250), \mu\text{m} \quad (2.29)$$

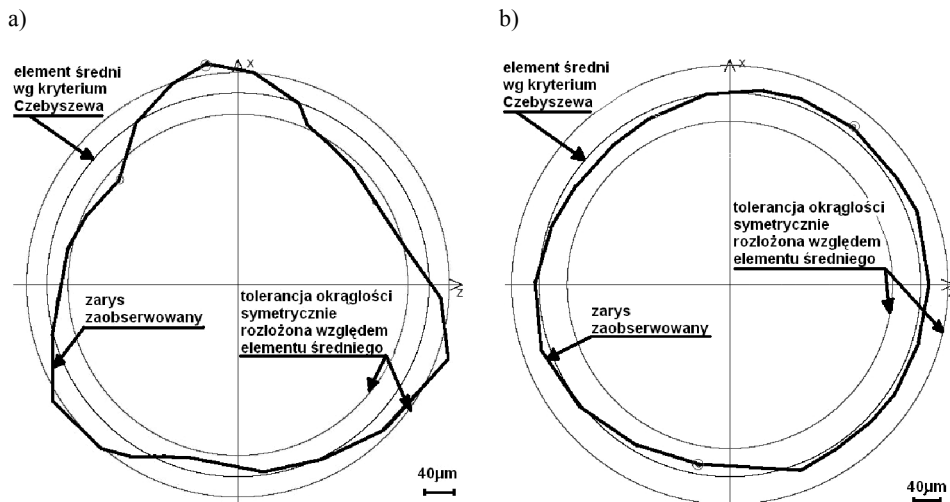
$$U_3 = (2,9 + L/250), \mu\text{m} \quad (2.30)$$

gdzie: L – długość mierzona w milimetrach, U_1 – niepewność dotycząca osi x , y , U_3 – niepewność całkowita.

Opracowano plan pomiarowy, który umożliwił zarówno ocenę dokładności wymiarowej jak i kształtowej. W planie pomiaru do określenia wymiaru zastosowano 80 punktów zetknięcia. Punkty te wykorzystano również do oceny błędów walcowości. Do obliczenia wymiaru i jego odchyłek stosowano standardowo element skojarzony – wyznaczony metodą najmniejszych kwadratów (element średni Gausa), który jest mało wrażliwy na punkty nietypowe. Oceny odchyłek kształtu dokonywano stosując standardowo elementy skojarzone wyznaczone wg kryterium Czebyszewa [21, 47, 45, 119], przy czym odchyłki kształtu obliczano jako najmniejszy wymiar obszaru o postaci pola tolerancji. Odchyłki walcowości są złożeniem odchyłek prostoliniowości tworzących, równoległości przeciwległych tworzących i odchyłek okrągłości w przekrojach poprzecznych [21]. W planie pomiarowym mierzono dwie przeciwległe tworzące w 15 punktach (dla każdej), równomiernie rozłożonych na długości tulei. Wybrane wyniki pomiarów prostoliniowości przeciwległych tworzących zaprezentowano na rys. 2.23. Odchyłki okrągłości wyznaczano dla dwóch okręgów położonych w odległości 15 mm od końców próbki oraz w połowie długości tulei. Wartość tolerancji kształtu przyjęto jako $0,5T_w$, zgodnie z zasadą: jeżeli tolerancja kształtu nie została określona na rysunku to jej wartość równa jest połowie tolerancji wymiaru dla odchyłek kształtu zdefiniowanych różnicą promieni [22]. Wybrane wyniki pomiaru odchyłki kołowości dla tulei akceptowalnej i nieakceptowanej (pod względem dokładności wykonania) zaprezentowano w formie graficznej na rys. 2.24. Każdy okrąg wyznaczano na podstawie 30 punktów pomiarowych, równomiernie rozłożonych na obwodzie.



Rys. 2.23. Prostoliniowość tworzących tulei akceptowalnej nr 19



Rys. 2.24. Graficzna prezentacja odchyłki okrągłości badanej tulei
a) tuleja nr 88 – wyrób nieakceptowalny, b) tuleja nr 19 – wyrób akceptowalny

Podczas pomiaru serii próbnej stwierdzono, że na odchyłkę walcowości dominujący wpływ mają błędy okrągłości. Dlatego w strategii pomiaru punkty (80) służące do wyznaczenia wymiaru i walcowości zostały rozłożone w ośmiu prze-

krojach normalnych po dziesięć punktów regularnie rozmieszczonych na okręgu. W celu wyeliminowania wpływu chropowatości i falistości powierzchni na ocenę odchyłek kształtu do pomiarów zastosowano końcówkę pomiarową o średnicy 3mm.

2.4. Analiza statystyczna wyników badań doświadczalnych

Jak zaznaczono w podrozdziale 2.3 zbudowano sześć interaktywnych modeli prognostycznych procesu skrawania. Dla pierwszej grupy modeli – zbudowanych w aspekcie projektowania technologii obróbki, jako parametry wejściowe przyjęto technologiczne warunki skrawania (a_p , f , v_c), zaś jako wielkości prognozowane: odchyłkę wymiaru ΔW_{ym} , odchyłkę walcowości ΔWal oraz odchyłkę okrągłości ΔOkr . Drugą grupę modeli stanowią modele użyteczne z punktu widzenia sterowania przebiegiem procesu skrawania. Zbudowano je w oparciu o informacje, jakie niosą ze sobą składowe wypadkowej siły skrawania F_c , F_f , F_p , sumaryczne względne przemieszczenia przedmiotu obrabianego dy , dz oraz jego temperatura powierzchni T . Jako parametry wyjściowe tych modeli, podobnie jak w przypadku powyżej omawianych struktur, przyjęto prognozowane wartości odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , odchyłki walcowości ΔWal oraz odchyłki okrągłości ΔOkr .

Przeprowadzono badanie zależności związków pomiędzy parametrami wejściowymi przyjętych modeli a parametrami wyjściowymi. W oparciu o test współczynnika korelacji Pearsona [82, 120] dokonano analizy związków pomiędzy zmiennymi zależnymi a niezależnymi, adekwatnie do przyjętych parametrów w poszczególnych modelach. W oparciu o twierdzenie centralne przyjęto, że rozkład poszczególnych cech jest normalny. Weryfikacji poddano hipotezę zerową H_0 , brzmiącą w ujęciu ogólnym następująco:

H_0 : zmienne wyjściowe modelu oraz zmienne wejściowe są niezależne.

Przedstawiona powyżej hipoteza niezależności, przy założeniu normalności rozkładu poszczególnych cech jest równoważna hipotezie o zerowości współczynnika korelacji Pearsona r i przyjmuje postać:

$$H_0: r = 0$$

W odniesieniu do przyjętych w pracy modeli z trzema wyjściami, hipoteza zerowa ma następujące brzmienia:

– dla modelu I („3WE” – a_p , v_c , f : „3WY” – ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr):

H_0 : zmienne wyjściowe: odchyłki kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔW_{ym} oraz zmienne wejściowe: technologiczne parametry skrawania a_p , v_c , f są niezależne.

– dla modelu II („4WE” – F_c, F_p, F_f, T : „3WY” – $\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$):

H₀: zmienne wyjściowe: odchyłki kształtu $\Delta Wal, \Delta Okr$ i wymiaru ΔWym oraz zmienne wejściowe: składowe siły skrawania F_c, F_p, F_f i temperatura powierzchni obrabianego elementu T są niezależne.

– dla modelu III („2WE” – dy, dz : „3WY” – $\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$):

H₀: zmienne wyjściowe: odchyłki kształtu $\Delta Wal, \Delta Okr$ i wymiaru ΔWym oraz zmienne wejściowe: sumaryczne ugięcia przedmiotu obrabianego podczas skrawania dy, dz , są niezależne.

Prowadząc analogiczne rozumowanie dla modeli z jednym wyjściem, hipoteza zerowa ma następujące brzmienia:

– dla modelu IV („3WE” – a_p, v_c, f : „1WY” – $\Delta Wym, (\Delta Wal), (\Delta Okr)$):

H₀: zmienna wyjściowa odchyłka kształtu ΔWal (lub ΔOkr , lub wymiaru ΔWym) oraz zmienne wejściowe: technologiczne parametry skrawania a_p, v_c, f są niezależne.

– dla modelu V („4WE” – F_c, F_p, F_f, T : „1WY” – $\Delta Wym, (\Delta Wal), (\Delta Okr)$):

H₀: zmienna wyjściowa: odchyłka kształtu ΔWal (lub ΔOkr , lub wymiaru ΔWym) oraz zmienne wejściowe: składowe siły skrawania F_c, F_p, F_f i temperatura powierzchni obrabianego elementu T są niezależne.

– dla modelu VI („2WE” – dy, dz : „1WY” – $\Delta Wym, (\Delta Wal), (\Delta Okr)$):

H₀: zmienna wyjściowa: odchyłka kształtu ΔWal (lub ΔOkr , lub wymiaru ΔWym) oraz zmienne wejściowe: sumaryczne ugięcia przedmiotu obrabianego podczas skrawania dy, dz , są niezależne.

W wyniku obliczeń wspomaganym pakietem programu *Statystyka*, określono macierze korelacji na podstawie których można wnioskować, że bezwzględna wartość współczynnika korelacji Pearsona dla wszystkich kombinacji cech wejściowych oraz wyjściowych zawiera się w przedziale 0,429–0,956 (tab. 2.4–2.6).

Jak wynika z tab. 2. 4 współczynniki korelacji przyjmują dodatnie wartości dla głębokości skrawania a_p oraz posuwu f , zaś wartość ujemną dla prędkości skrawania v_c . Świadczy to o tym, że wraz ze wzrostem dwóch parametrów wejściowych a_p oraz f rosną wartości odchyłek, stanowiących parametry wyjściowe ($\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$). Ujemna wartość współczynnika korelacji prędkości skrawania v_c z odchyłkami kształtu i wymiaru obrabianej części oznacza odwrotnie proporcjonalną zależność tego parametru z powstającymi odchyłkami ($\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$). W efekcie, wraz ze wzrostem prędkości skrawania wartość powstających odchyłek maleje.

Tab. 2.4. Prawdopodobieństwo p i współczynniki korelacji Pearsona r pomiędzy parametrami wejściowymi (a_p , v_c , f) a wyjściowymi (ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr) modelu („3WE” – a_p , v_c , f : „3WY” – ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr)

	ΔW_{ym}	ΔWal	ΔOkr
a_p	$r=0,8368$	$r=0,8627$	$r=0,8837$
	$p=0,0001$	$p=0,0001$	$p=0,0001$
F	$r=0,5414$	$r=0,5819$	$r=0,5325$
	$p=0,0003$	$p=0,0001$	$p=0,0001$
v_c	$r=-0,4369$	$r=-0,4346$	$r=-0,4297$
	$p=0,0004$	$p=0,0002$	$p=0,0002$
p – prawdopodobieństwo nie odrzucenia weryfikowanej hipotezy gdy jest ona prawdziwa			

Tab. 2.5. Prawdopodobieństwo p i współczynniki korelacji Pearsona r pomiędzy parametrami wejściowymi (F_c , F_p , F_f , T) a wyjściowymi (ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr) modelu („4WE” – F_c , F_p , F_f , T : „3WY” – ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr)

	ΔW_{ym}	ΔWal	ΔOkr
T	$r=0,6500$	$r=0,6802$	$r=0,7140$
	$p=0,0001$	$p=0,0001$	$p=0,0001$
F_f	$r=0,8722$	$r=0,9099$	$r=0,9016$
	$p=0,00008$	$p=0,0000$	$p=0,0000$
F_p	$r=0,6916$	$r=0,7323$	$r=0,7581$
	$p=0,0001$	$p=0,0000$	$p=0,0000$
F_c	$r=0,8030$	$r=0,8296$	$r=0,8416$
	$p=0,0000$	$p=0,0000$	$p=0,0000$
p – prawdopodobieństwo nie odrzucenia weryfikowanej hipotezy, gdy jest ona prawdziwa			

Tab. 2.6. Prawdopodobieństwo p i współczynniki korelacji Pearsona r pomiędzy parametrami wejściowymi (dy , dz) a wyjściowymi (ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr) modelu („2WE” – dy , dz : „3WY” – ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr).

	ΔW_{ym}	ΔWal	ΔOkr
dy	$r=0,9560$	$r=0,9353$	$r=0,9314$
	$p=0,0000$	$p=0,0000$	$p=0,0000$
dz	$r=0,9158$	$r=0,9496$	$r=0,9313$
	$p=0,0000$	$p=0,0000$	$p=0,0000$
p – prawdopodobieństwo nie odrzucenia weryfikowanej hipotezy gdy jest ona prawdziwa			

Wyniki obliczeń przeprowadzone dla modelu II świadczą jednoznacznie o silnie dodatniej zależności parametrów wejściowych z parametrami wyjściowymi. Oznacza to, że wzrostowi składowych siły skrawania w procesie obróbki

(F_c, F_p, F_f) oraz temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego T towarzyszy wzrost wartości odchyłek kształtu ($\Delta Wal, \Delta Okr$) i wymiaru (ΔWym).

Macierz korelacji wyznaczona dla modelu, którego parametrami wejściowymi są względne, sumaryczne przemieszczenia przedmiotu obrabianego dowodzi, że współczynnik korelacji przyjmuje bardzo wysokie wartości (0,91–0,95). Oznacza to, że istnieje silny związek pomiędzy parametrami wejściowymi (dy, dz), a wyjściowymi ($\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$) przyjętego modelu procesu skrawania. Przeprowadzone rozważania dla modeli z jednym wyjściem prowadzą do identycznych wniosków.

Z uwagi, że dla wszystkich modeli (I–VI) wartość prawdopodobieństwa p nie odrzucenia weryfikowanej hipotezy, gdy jest ona prawdziwa jest małe (w wyniku zaokrągleń w tab. 2.4–2.6 widnieje wartość bliska 0, co oznacza, że jest ono mniejsze niż 0,0005), zatem hipotezy o niezależności zmiennych odrzucono.

Wnioskowano więc, że istnieje zależność pomiędzy analizowanymi parametrami wyjściowymi i wejściowymi przyjętych modeli.

Uwzględniając powyższe, zbudowano modele regresji jednej oraz wielu zmiennych. Przyjęto modele prognostyczne w postaci funkcji regresji, wyznaczone jako jawna funkcja matematyczna opisująca odpowiednio związki pomiędzy parametrami wyjściowymi i wejściowymi przyjętych modeli. Funkcja ta pozwala wyznaczyć na podstawie badanej miary, wartość oczekiwaną odchyłek kształtu $\Delta Wal, \Delta Okr$ i wymiaru ΔWym oraz przedział ufności w jakim mogą się one znaleźć. Jako kryterium wyboru najlepszej funkcji dopasowania do danych eksperymentalnych dla poszczególnych modeli, przyjęto wartość współczynnika r^2 [82, 120]. W wyniku analizy statystycznej otrzymano równania regresji opisujące przebiegi zmian analizowanych odchyłek w funkcji parametrów wejściowych modelu. Spośród wielu przebadanych funkcji, modele regresji jednej zmiennej (w zależności o rodzaju modelowanych związków) najlepiej opisują funkcje: logarytmiczna, wykładnicza oraz liniowa (najwyższa wartość współczynnika r^2). Wartość parametru r^2 zawierała się w przedziale 0,42–0,88, zaś zdolność prognostyczna zbudowanych modeli wyrażona wartością błędu RMS [120] zawierała się w przedziale 0,024–0,017mm. Wyniki dopasowania wyżej wionionymi funkcjami przedstawiono w postaci graficznej w dalszej części rozdziału.

Przykładowo, dla modelu („4WE” – F_c, F_p, F_f, T : „3WY” – $\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$) równania regresji w funkcji składowej obwodowej F_c , promieniowej F_p i posuwowej F_f oraz temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego T przyjmują następujące postacie (2.31–2.42):

$$\Delta Wym = -0,203 + 0,136 \log_{10} F_c \quad (2.31)$$

$$\Delta Wal = -0,079 + 0,059 \log_{10} F_c \quad (2.32)$$

$$\Delta Okr = -0,057 + 0,046 \log_{10} F_c \quad (2.33)$$

$$\Delta W_{ym} = 0,076 + 0,0003 F_p \quad (2.34)$$

$$\Delta W_{al} = 0,042 + 0,0001 F_p \quad (2.35)$$

$$\Delta O_{kr} = 0,038 + 0,0001 F_p \quad (2.36)$$

$$\Delta W_{ym} = -0,201 + 0,154 \log_{10} F_f \quad (2.37)$$

$$\Delta W_{al} = -0,080 + 0,067 \log_{10} F_f \quad (2.38)$$

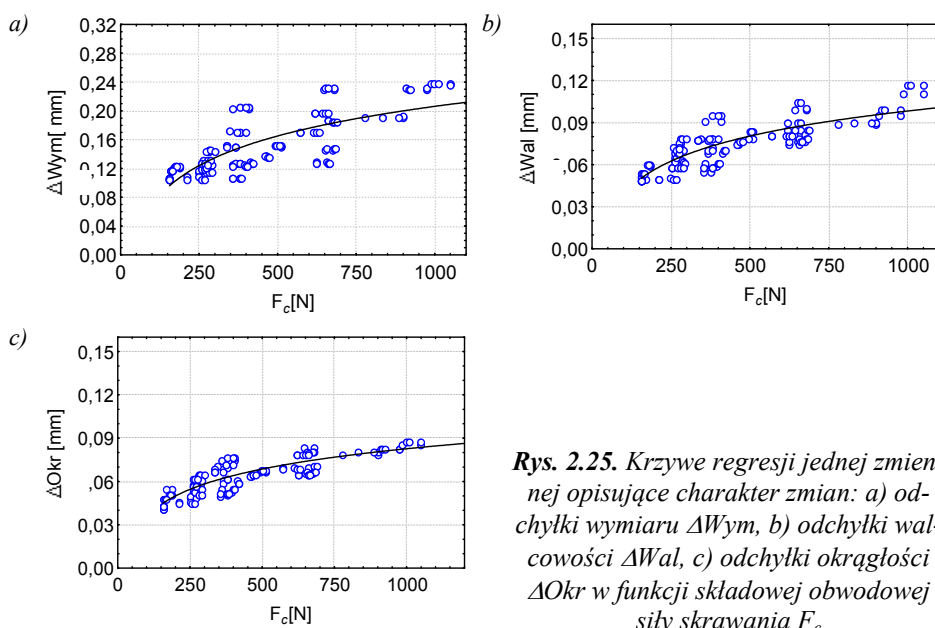
$$\Delta O_{kr} = -0,055 + 0,052 \log_{10} F_f \quad (2.39)$$

$$\Delta W_{ym} = 0,0625 \cdot \exp(0,0152 T) \quad (2.40)$$

$$\Delta W_{al} = 0,0335 \cdot \exp(0,0138 T) \quad (2.41)$$

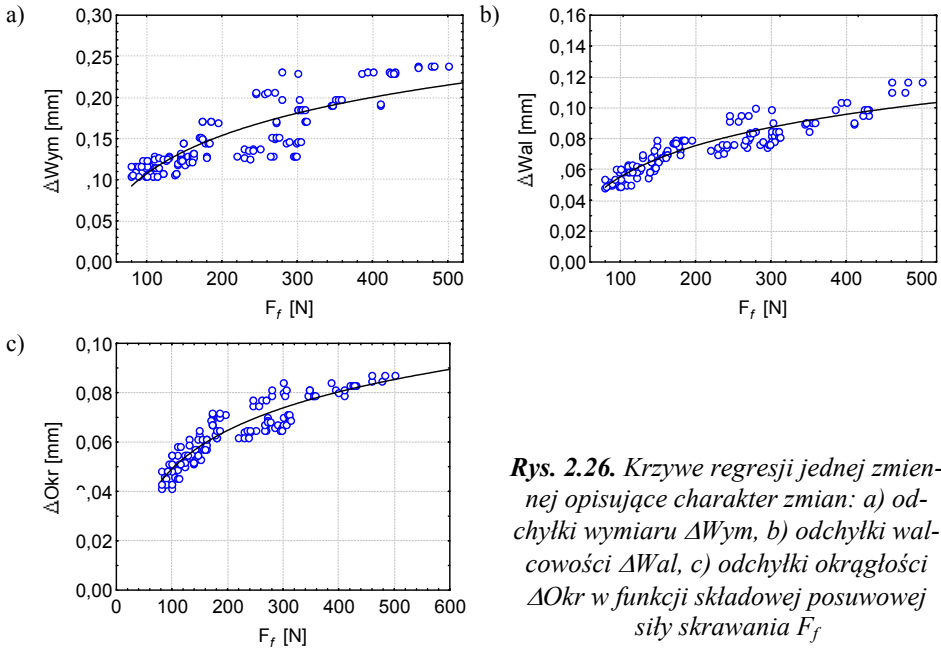
$$\Delta O_{kr} = 0,0305 \cdot \exp(0,0129 T) \quad (2.42)$$

Wyniki dopasowania za pomocą podanych powyżej funkcji przedstawiono na rys. 2.25–2.28.

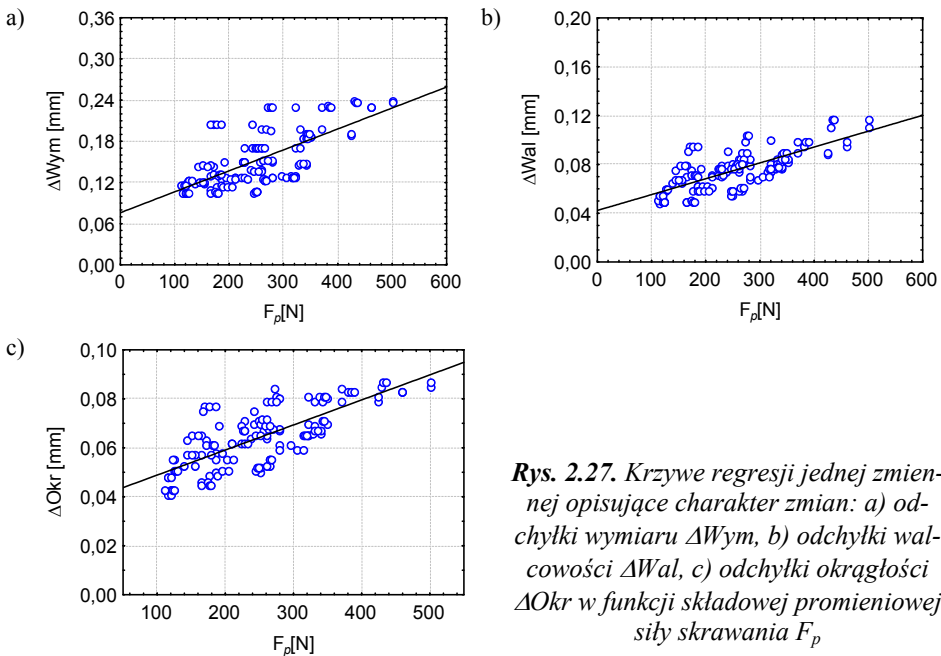


Rys. 2.25. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji składowej obwodowej siły skrawania F_c

Na rys. 2.25 przedstawiono krzywe regresji opisujące charakter zmian: odchyłki wymiaru ΔW_{ym} (równanie 2.31), odchyłki walcowości ΔW_{al} (równanie 2.32) oraz odchyłki okrągłości ΔO_{kr} (równanie 2.33) w funkcji składowej obwodowej F_c . Z zaprezentowanych charakterystyk wynika narastający charakter zmian analizowanych wartości odchyłek, w całym przedziale zmienności składowej obwodowej siły skrawania. Podobne przebiegi, zaobserwowano dla składowej posuwowej siły skrawania, co przedstawiono na rys. 2.26.

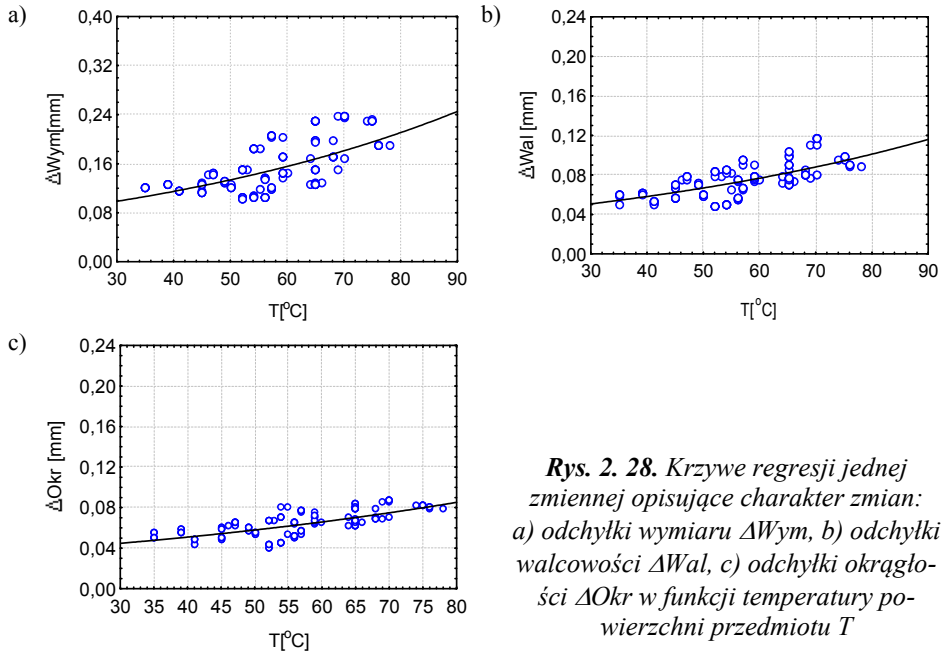


Rys. 2.26. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji składowej posuwowej siły skrawania F_f



Rys. 2.27. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji składowej promieniowej siły skrawania F_p

Wyniki przeprowadzonych badań doświadczalnych oraz analiz statystycznych dowodzą, że charakter zmian odchyłki wymiaru oraz odchyłek kształtu w funkcji składowej promieniowej F_p siły skrawania można przedstawić jak na rys. 2.27, zaś w funkcji temperatury powierzchni obrabianego elementu jak na rys. 2.28.



Rys. 2. 28. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji temperatury powierzchni przedmiotu T

Inny, użyteczny z punktu widzenia technologii obróbki, model regresji jednej zmiennej opisano równaniami (2.43–2.51). Otrzymane dla modelu („3WE”– a_p , v_c , f : „3WY”– ΔW_{ym} , ΔW_{al} , ΔO_{kr}) równania regresji przedstawiono w funkcji technologicznych parametrów skrawania a_p , v_c , f . Przedstawiają one matematyczny opis charakteru zmian odchyłek walcowości ΔW_{al} , odchyłki okrągłości ΔO_{kr} oraz odchyłki wymiaru ΔW_{ym} .

$$\Delta W_{ym} = 0,0874 \cdot \exp(0,5221 a_p) \tag{2.43}$$

$$\Delta W_{al} = 0,046 \cdot \exp(0,4619 a_p) \tag{2.44}$$

$$\Delta O_{kr} = 0,0414 \cdot \exp(0,4201 a_p) \tag{2.45}$$

$$\Delta W_{ym} = 0,1291 \cdot \exp(0,6519 f) \tag{2.46}$$

$$\Delta W_{al} = 0,0634 \cdot \exp(0,6906 f) \tag{2.47}$$

$$\Delta O_{kr} = 0,0544 \cdot \exp(0,719 f) \tag{2.48}$$

$$\Delta Wym=0,2051-0,0002 v_c \quad (2.49)$$

$$\Delta Wal=0,0947-8,2066E-5 v_c \quad (2.50)$$

$$\Delta Okr=0,0772-5,352E-5 v_c \quad (2.51)$$

Statystyczna analiza wyników badań doświadczalnych wskazuje, że względne, sumaryczne ugięcia przedmiotu obrabianego zarejestrowane podczas obróbki (dy , dz), szczególnie silnie są skorelowane z wartościami analizowanych błędów kształtu i wymiaru (ΔWym , ΔWal , ΔOkr). Otrzymane równania regresji dla modelu („2WE” – dy , dz : „3WY” – ΔWym , ΔWal , ΔOkr), przyjmują następującą postać:

$$\Delta Wym=0,4162+0,2787\log_{10}dy \quad (2.52)$$

$$\Delta Wal=0,1764+0,1074\log_{10}dy \quad (2.53)$$

$$\Delta Okr=0,1424+0,0826\log_{10}dy \quad (2.54)$$

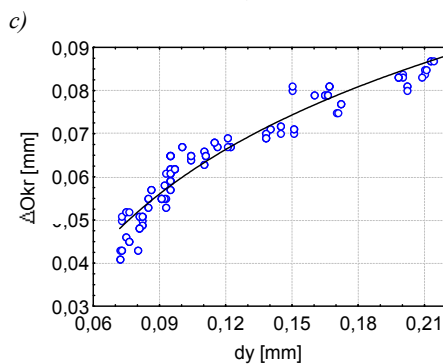
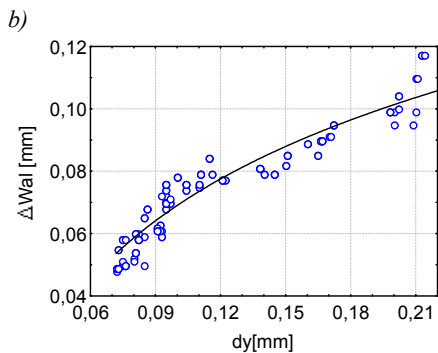
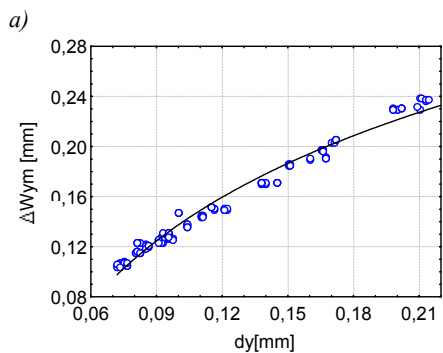
$$\Delta Wym=0,4686+0,2687\log_{10}dz \quad (2.55)$$

$$\Delta Wal=0,2104+0,1153\log_{10}dz \quad (2.56)$$

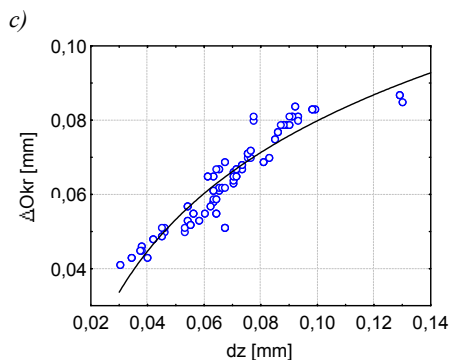
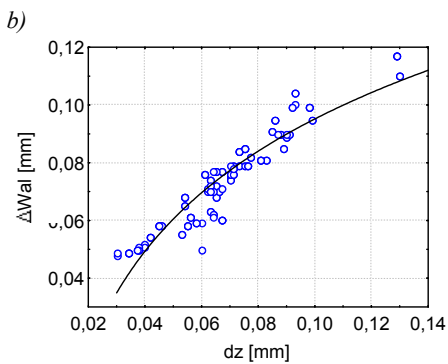
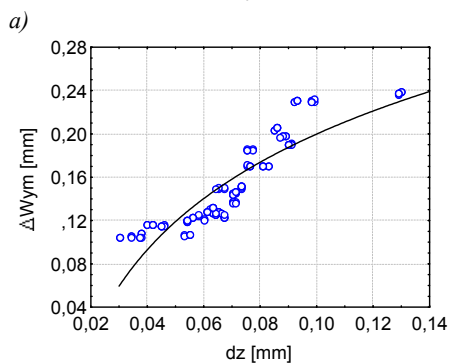
$$\Delta Okr=0,1682+0,0884\log_{10}dz \quad (2.57)$$

Na rys. 2.29 przedstawiono opisane funkcjami regresji (2.52–2.54) przebiegi zmian odchyłek kształtu (ΔWal , ΔOkr) i wymiaru ΔWym gotowych wyrobów w zależności od względnego przemieszczenia w kierunku składowej promieniowej siły skrawania dy , zaś na rys. 2.30 w funkcji dz (równania 2.55–2.57).

Wyniki badań i przeprowadzonych analiz wskazują, że oparte na funkcji regresji jednej zmiennej matematyczne modele wnioskowania prognostycznego o wartościach odchyłek powstających podczas obróbki (równania 2.31–2.57) są akceptowalne, aczkolwiek nie zadowalające. Okazuje się, że w oparciu o jedną tylko miarę prognostyczną trudno jest wiarygodnie prognozować błędy wymiarowo – kształtowe obrabianych części. Poza tym, modele takie wymagają żmudnych i pracochłonnych analiz podczas ich wyznaczania i są mało praktyczne z punktu widzenia ich użyteczności. Zatem można przypuszczać, że lepsze rezultaty przyniesie zastosowanie modeli regresji wielu zmiennych lub sztucznych sieci neuronowych, które mogą uwzględniać wiele miar prognostycznych.



Rys. 2.29. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji ugięcia przedmiotu dy



Rys. 2.30. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji ugięcia przedmiotu dz

Jak wynika z przeprowadzonych analiz statystycznych modele regresji jednej zmiennej są akceptowalne lecz stosunkowo mało dokładne ($r^2=0,42-0,88$). Postawiono zatem zbudować modele regresji wielu zmiennych oraz ocenić ich przydatność do opisu charakteru zmian prognozowanych wielkości ΔWym , ΔWal , ΔOkr w funkcji opisanych w początkowej części niniejszego rozdziału miar prognostycznych. Podobnie jak dla modeli regresji jednej zmiennej, jako kryterium wyboru najlepszej funkcji opisującej związku pomiędzy parametrami wejściowymi a wyjściowymi modelu przyjęto wartość parametru r^2 . Największą wartość parametru r^2 uzyskano dla funkcji regresji w postaci wielomianu drugiego stopnia. Dla modelu I („3WE” – a_p , v_c , f : „3WY” – ΔWym , ΔWal , ΔOkr) funkcje te przyjmują następującą postać:

$$\Delta Wym = 0,1417 - 0,087a_p - 0,0935f + 0,0652a_p^2 + 0,188a_p f + 0,043f^2 \quad (2.58)$$

$$\Delta Wal = 0,0351 + 0,0355a_p + 0,0013f - 0,0049a_p^2 + 0,0401a_p f + 0,0272f^2 \quad (2.59)$$

$$\Delta Okr = 0,029 + 0,0256a_p + 0,0452f - 0,0011a_p^2 + 0,0149a_p f - 0,0307f^2 \quad (2.60)$$

$$\Delta Wym = 0,1924 - 0,0004f + 0,1649v_c + 3,9736E-7f^2 - 0,0003fv_c + 0,043v_c^2 \quad (2.61)$$

$$\Delta Wal = 0,1087 - 0,0003f + 0,063v_c + 4,8813E-7f^2 - 8,8743E-5fv_c + 0,0272v_c^2 \quad (2.62)$$

$$\Delta Okr = 0,0837 - 0,0002f + 0,0557v_c + 2,7301E-7f^2 + 1,8031E-5fv_c - 0,0307v_c^2 \quad (2.63)$$

$$\Delta Wym = 0,1504 - 0,0002v_c + 0,0016a_p + 3,9736E-7v_c^2 - 0,0002v_c a_p + 0,0652a_p^2 \quad (2.64)$$

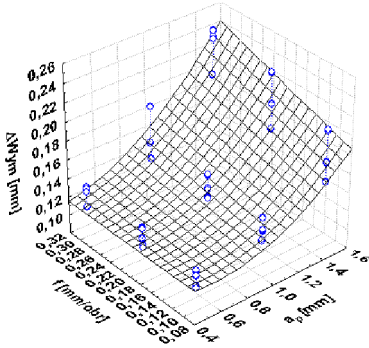
$$\Delta Wal = 0,0719 - 0,0003v_c + 0,0566a_p + 4,8813E-7v_c^2 - 5,3212E-5v_c a_p - 0,0049a_p^2 \quad (2.65)$$

$$\Delta Okr = 0,0679 - 0,0002v_c + 0,0269a_p + 2,7301E-7v_c^2 + 7,3633E-6v_c a_p - 0,0011a_p^2 \quad (2.66)$$

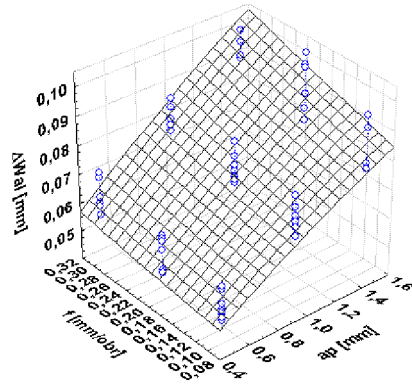
Wybrane wyniki analizy regresji wielu zmiennych dla modelu I w formie graficznej, zaprezentowano na rys. 2.31.

Na rys. 2.31 zaprezentowano wykresy powierzchniowe wyznaczone na podstawie równań regresji 2.58–2.60. Przedstawiają one charakter zmian odchyłki wymiaru ΔWym (rys. 2.31a), odchyłki walcowości ΔWal (rys. 2.31b) oraz odchyłki okrągłości ΔOkr (rys. 2.31c). Uzyskane wyniki odpowiedzi modelu przedstawiono na tle danych eksperymentalnych (oznaczonych na rysunku „o”) w funkcji głębokości skrawania a_p oraz posuwu f .

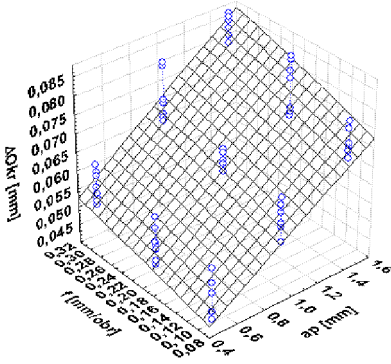
a)



b)



c)



Rys. 2.31. Model regresji wielu zmiennych opisujący charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji głębokości skrawania a_p oraz posuwu f

Na rys. 2.31 zaprezentowano wykresy powierzchniowe wyznaczone na podstawie równań regresji 2.58–2.60. Przedstawiają one charakter zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} (rys. 2.31a), odchyłki walcowości ΔWal (rys. 2.31b) oraz odchyłki okrągłości ΔOkr (rys. 2.31c). Uzyskane wyniki odpowiedzi modelu pokazano na tle danych eksperymentalnych (oznaczonych na rysunku „o”) w funkcji głębokości skrawania a_p oraz posuwu f .

Dla modelu II („4WE” – F_c, F_p, F_f, T ; „3WY” – $\Delta W_{ym}, \Delta Wal, \Delta Okr$) funkcje regresji wielu zmiennych można zapisać następująco:

$$\Delta W_{ym} = 0,1179 + 0,0006F_p - 0,0005F_f + 1,1544E-6F_p^2 - 2,8729E-6F_pF_f + 2,1674E-6F_f^2 \quad (2.67)$$

$$\Delta Wal = 0,0491 + 0,0003F_p - 0,0002F_f + 1,8007E-7F_p^2 - 8,6725E-7F_pF_f + 6,853E-7F_f^2 \quad (2.68)$$

$$\Delta Okr = 0,0354 + 0,0002F_p - 6,1146E-5F_f - 1,1904E-8F_p^2 - 4,4239E-7F_pF_f + 3,2057E-7F_f^2 \quad (2.69)$$

$$\Delta W_{ym} = 0,1704 + 0,0006F_p - 0,0015F_c + 6,1147E-7F_p^2 - 3,8235E-6F_pF_c + 5,9629E-6F_c^2 \quad (2.70)$$

$$\Delta Wal = 0,0707 + 0,0003F_p - 0,0005F_c + 1,309E-7F_p^2 - 1,1105E-6F_pF_c + 1,865E-6F_c^2 \quad (2.71)$$

$$\Delta Okr = 0,0523 + 0,0002F_p - 0,0003F_c + 9,2504E-8F_p^2 - 8,1543E-7F_pF_c + 1,2736E-6F_c^2 \quad (2.72)$$

$$\Delta W_{ym} = 0,0944 + 0,0002F_c - 2,3837E-5F_f + 3,1965E-7F_c^2 + 5,3273E-8F_cF_f - 4,2077E-8F_f^2 \quad (2.73)$$

$$\Delta Wal = 0,0415 + 0,0002F_c - 1,9867E-5F_f - 1,4921E-7F_c^2 + 9,3019E-8F_cF_f - 2,6028E-8F_f^2 \quad (2.74)$$

$$\Delta Okr = 0,0327 + 0,0002F_c + 5,5335E-6F_f - 2,0594E-7F_c^2 + 7,9339E-8F_cF_f - 2,866E-8F_f^2 \quad (2.75)$$

$$\Delta W_{ym} = 0,172 - 0,0038T + 0,0005F_f + 4,2167E-5T^2 - 5,3732E-6TF_f + 3,3614E-7F_f^2 \quad (2.76)$$

$$\Delta Wal = 0,073 - 0,0019T + 0,0004F_f + 2,641E-5T^2 - 5,5979E-6TF_f + 1,4976E-7F_f^2 \quad (2.77)$$

$$\Delta Okr = 0,0969 - 0,0032T + 0,0004F_f + 3,8665E-5T^2 - 5,474E-6TF_f + 1,9414E-8F_f^2 \quad (2.78)$$

$$\Delta W_{ym} = 0,1287 - 0,0006T - 0,0002F_p + 7,1038E-6T^2 + 4,5475E-6TF_p + 2,3477E-7F_p^2 \quad (2.79)$$

$$\Delta Wal = 0,0296 + 0,0006T + 1,7908E-5F_p - 1,2002E-6T^2 + 2,3436E-7TF_p + 1,0327E-7F_p^2 \quad (2.80)$$

$$\Delta Okr = 0,0509 - 0,0009T + 0,0001F_p + 1,2974E-5T^2 - 5,0686E-7TF_p - 7,105E-8F_p^2 \quad (2.81)$$

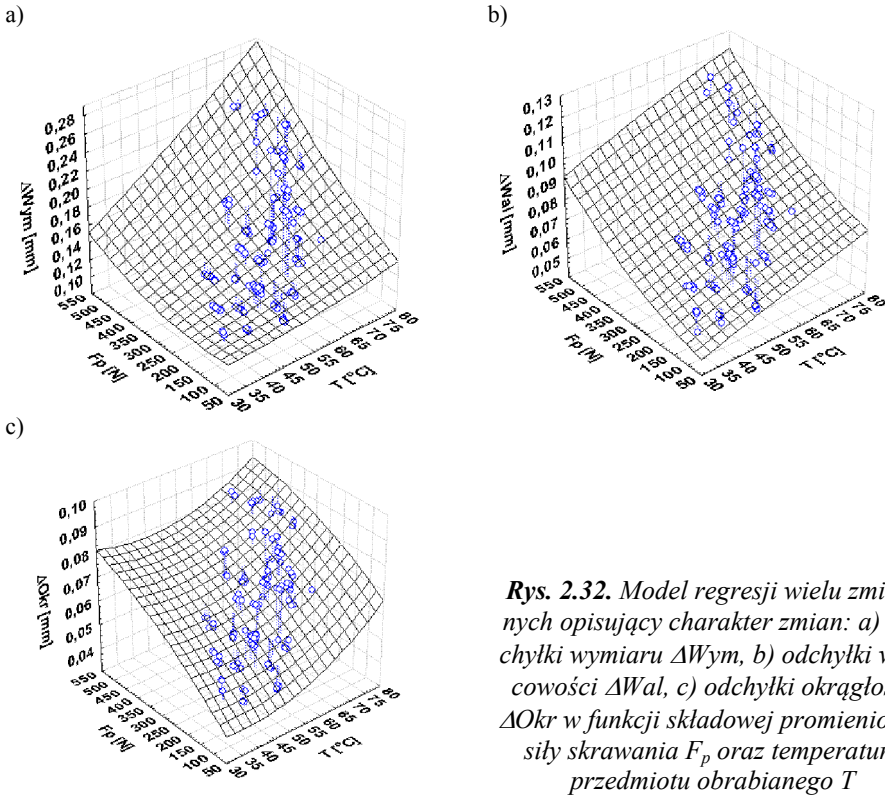
$$\Delta W_{ym} = 0,1146 - 0,001T + 0,0001F_c + 1,3106E-5T^2 - 1,2315E-7TF_c + 2,2919E-8F_c^2 \quad (2.82)$$

$$\Delta Wal = 0,0492 - 0,0007T + 0,0001F_c + 1,4247E-5T^2 - 1,7275E-6TF_c + 2,4633E-8F_c^2 \quad (2.83)$$

$$\Delta Okr = 0,0871 - 0,0027T + 0,0002F_c + 3,3159E-5T^2 - 2,0217E-6TF_c - 3,4851E-9F_c^2 \quad (2.84)$$

Wybrane wyniki analizy regresji wielu zmiennych dla modelu II, zaprezentowano w formie wykresów powierzchniowych na rys. 2.32. Rys. 2.32a przedstawia charakter zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} w funkcji składowej promieniowej siły skrawania F_p oraz temperatury przedmiotu obrabianego T . Na rys. 2.32b zaprezentowano przebieg zmian odchyłki walcowości ΔWal ,

zaś na rys. 2.32c odchyłki okrągłości ΔOkr . Dyskretne wartości eksperymentalne, przedstawiono na rysunkach w postaci punktów oznaczonych „o”. Zaprezentowane charakterystyki wyznaczone na podstawie równań regresji opisanych zależnościami 2.79–2.81.



Rys. 2.32. Model regresji wielu zmiennych opisujący charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔWym , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji składowej promieniowej siły skrawania F_p oraz temperatury przedmiotu obrabianego T

Dla modelu III („2WE” – dy, dz : „3WY” – $\Delta Wym, \Delta Wal, \Delta Okr$) funkcje regresji wielu zmiennych przyjęto w następującej postaci:

$$\Delta Wym = 0,0229 - 0,0382dx + 1,2056dy + 14,989dx^2 - 6,035dxdy + 3,4312dy^2 \quad (2.85)$$

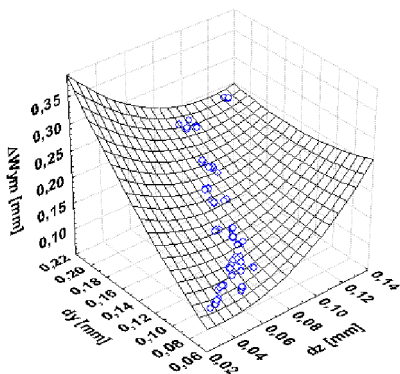
$$\Delta Wal = 0,0081 + 0,4313dx + 0,4352dy + 2,0886dx^2 - 2,3446dxdy - 0,3093dy^2 \quad (2.86)$$

$$\Delta Okr = -0,0042 + 0,4881dx + 0,5339dy + 1,9077dx^2 - 3,9576dxdy - 0,2139dy^2 \quad (2.87)$$

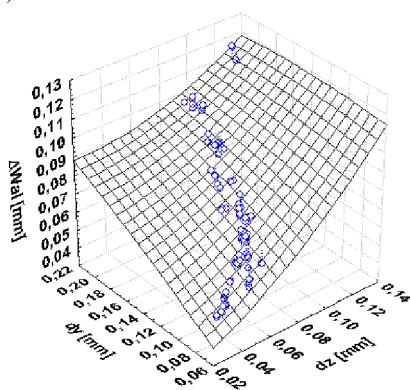
Wyznaczone w oparciu o powyższe równania (2.85–2.87) powierzchnie odpowiedzi na tle danych eksperymentalnych (zaznaczonych „o”) zaprezentowano na rys. 2.33. Rys. 2.33a obrazuje charakter zmian odchyłki wymiaru ΔWym , zaś rys. 2.33b oraz 2.32.c odpowiednio odchyłki walcowości ΔWal i odchyłki okrąg-

głości ΔOkr . Zaprezentowane wyniki uzyskano na podstawie modelu regresyjnego, którego miarami prognostycznymi są sumaryczne przemieszczenia przedmiotu obrabianego zarejestrowane podczas obróbki dy oraz dz .

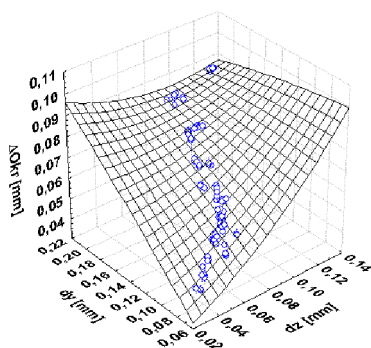
a)



b)



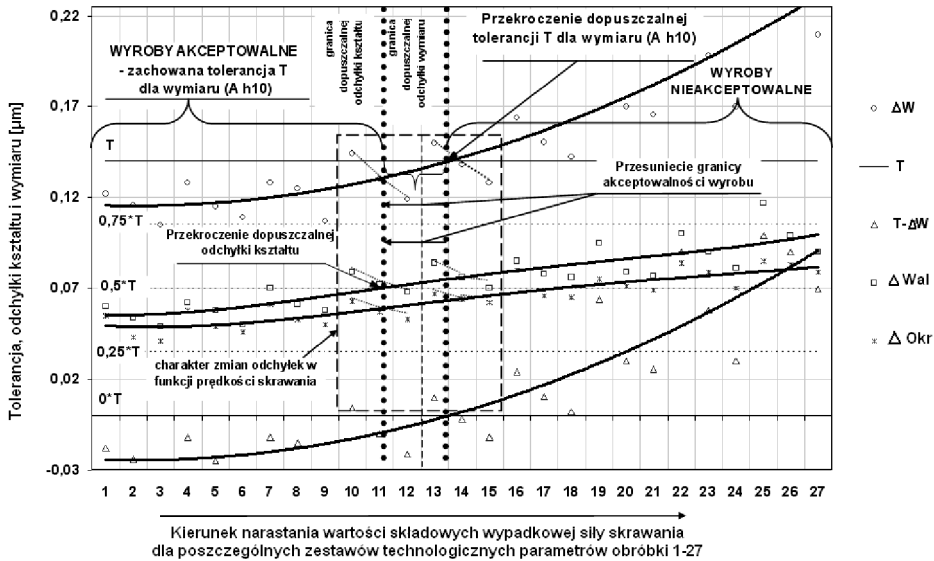
c)



Rys. 2.33. Model regresji wielu zmiennych opisujący charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔWym , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr w funkcji sumarycznych przemieszczeń $PO dy, dz$

Z przeprowadzonych analiz wynika, że wartość parametru r^2 dla modeli regresji wielu zmiennych zawiera się w przedziale 0,62–0,93. Porównując uzyskane rezultaty dla modeli regresji jednej zmiennej oraz wielu zmiennych można stwierdzić, że dla modeli regresji wielu zmiennych, w każdym przypadku zaobserwowano wyższą wartość współczynnika r^2 . Przeprowadzone analizy wskazują również, że zdolność prognostyczna zbudowanych modeli regresji wielu zmiennych, wyrażona wartością błędu RMS, wynosi 0,019–0,012mm. Świadczy to o tym, że modele zbudowane w oparciu o informacje wielu zmiennych wejściowych lepiej odwzorowują zachodzące w procesie skrawania związki. Ze wszystkich analizowanych miar prognostycznych w poszczególnych modelach, najistotniejsze znaczenie (dla $\alpha=0,05$) miały: głębokość skrawania a_p , składowa promieniowa wypadkowej siły skrawania F_p oraz sumaryczne ugięcie przedmiotu obrabianego dy . Brak danych eksperymentalnych dla skrajnych wartości parametrów, wynika z konieczności zapewnienia stabilności prowadzenia

procesu skrawania oraz optymalnych warunków, z punktu widzenia zużywania się ostrza narzędzia skrawającego [87]. Powoduje to, że wnioskowanie prognostyczne na podstawie wielowymiarowych modeli regresji należy prowadzić w zakresie technologicznie akceptowalnych warunków obróbki.



Rys. 2.34. Struktura akceptowalności wyrobów w aspekcie dokładności wymiarowo-kształtowej: ΔW – odchyłka wymiaru, T – tolerancja wymiaru, ΔWal – odchyłka walcowości, ΔOkr – odchyłka okrągłości

W oparciu o wyniki badań doświadczalnych stwierdzono, że podczas projektowania technologii konieczne jest uwzględnienie wpływu jej parametrów na wartość odchyłek kształtu. Okazuje się, że mimo, iż niejednokrotnie otrzymany przedmiot jest akceptowalny pod względem wymiarowym, to przekroczenie dopuszczalnych odchyłek kształtu (uwzględniając założenie, że odchyłki kształtu nie powinny przekraczać 0,5 tolerancji przewidzianej dla danego wymiaru) dyskwalifikuje go i powoduje uznanie części za brak (rys. 2.34). W związku z tym maleje liczba wyrobów akceptowalnych. Jak wynika z rys. 2.34, po uwzględnieniu powyższego warunku, przesuwa się wyraźnie granica parametrów obróbki pozwalających na otrzymanie wyrobów akceptowalnych. Znajomość wartości przesunięcia tej granicy jest niezwykle istotna, gdyż pozwala na poprawne projektowanie technologii obróbki i jej optymalizację w aspekcie osiągniętej dokładności wymiarowo-kształtowej.

2.5. Podsumowanie i wnioski

Przeprowadzone prace eksperymentalne i wyniki opracowań statystycznych dają podstawę do sformułowania następujących wniosków:

- stwierdzono, że podczas projektowania technologii obróbki konieczne jest uwzględnienie wpływu jej parametrów na wartość powstających odchyłek kształtu i wymiaru.
- na wartość odchyłek kształtu i wymiaru części kształtowanych w procesie skrawania toczeniem, mają wpływ technologiczne parametry skrawania w następującej kolejności: głębokość skrawania a_p , prędkość skrawania v_c , posuw f .
- głębokość skrawania a_p (zmienna w szerszym zakresie niż posuw f) determinuje przekrój warstwy skrawanej A co powoduje wzrost oporu skrawania. Wzrost oporu skrawania przekłada się na wzrost sił skrawania, a w konsekwencji stopień odkształceń sprężystych obrabianej części i powstawanie błędów obróbki.
- podwyższanie prędkości skrawania v_c implikuje wzrost wartości generowanego ciepła, a w efekcie wzrost odkształceń cieplnych obrabianej części oraz narzędzia. Z drugiej strony, zwiększanie prędkości skrawania (w określonym przedziale) stabilizuje przebieg procesu obróbki. Z tego względu, jednoznaczna estymacja wpływu prędkości skrawania jest bardzo złożona i wymaga analizy dynamiki procesu skrawania.
- stopień korelacji zastosowanych miar prognostycznych z wartościami prognozowanych odchyłek kształtu i wymiaru obrabianych części, zawiera się w przedziale 0,429–0,956.
- dodatnia korelacja poszczególnych miar prognostycznych z odpowiednimi parametrami charakteryzującymi stan geometryczny wyrobu dowodzi, że istnieje możliwość zbudowania modelu procesu skrawania stosunkowo wiernie odzwierciedlającego analizowane w pracy związki.
- oparte na funkcji regresji jednej zmiennej modele wnioskowania prognostycznego o wartościach odchyłek powstających podczas obróbki, są akceptowalne lecz stosunkowo mało dokładne (parametr $r^2=0,42-0,88$, RMS=0,024–0,017mm). Bardziej dokładne okazały się modele regresji wielu zmiennych (parametr $r^2=0,62-0,93$, RMS=0,019–0,012mm). Obydwa typy modeli stanowią źródło cennych informacji dla technologa, nie mają jednak zdolności uogólniania wiedzy i wymagają wyznaczania każdorazowo parametrów modelu.
- przeprowadzona analiza wskazuje, że przedmiot obrabiany akceptowalny pod względem wymiarowym może być dyskwalifikowany wskutek przekroczenie dopuszczalnych odchyłek kształtu. W aspekcie jego współpracy z innymi częściami maszyn może nie spełniać stawianych mu oczekiwań.

3. Modele numeryczne

Jak wynika z prezentowanych w literaturze prac badawczych [2–5, 15, 24–37, 40–43, 48–64, 67–68, 71–76, 78, 84–86, 88–101, 102, 104–118], najczęściej stosowanym narzędziem do analizy danych eksperymentalnych są metody oparte na szeroko pojętym aparacie matematycznym [41–42]. Ponadto wykorzystywane są numeryczne metody symulacyjne, takie jak: metoda elementów skończonych [5, 15, 71, 84–85, 102, 117], metoda elementów brzegowych, metoda różnic skończonych [64], a ostatnio coraz częściej metody wykorzystujące sztuczną inteligencję [4, 24–26, 29, 34–37, 50–51, 58, 60–61, 75].

Spośród szeregu branych pod uwagę metod, uwzględniając specyfikę prowadzonych badań doświadczalnych oraz charakter analizowanych związków, do modelowania wybrano sztuczne sieci neuronowe. Jak wynika z przytaczanego w rozdziale 1 raportu „Modelling of Machining Operations” [69] oraz przeprowadzonego przeglądu literatury, obecny stan modelowania procesów obróbki skrawaniem i zjawisk fizycznych towarzyszących procesowi skrawania nie dostarcza godnych zaufania – satysfakcjonujących rezultatów. Uwzględniając złożoność procesu skrawania często sugerowana jest potrzeba stosowania inteligentnych narzędzi numerycznych, takich jak: sztuczne sieci neuronowe, logika rozmyta oraz metody hybrydowe np. rozmyte sieci neuronowe (neuro-fuzzy networks), [2, 16, 51, 69].

Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych w poszczególnych gałęziach branży obróbki mechanicznej jest nierównomierne. Ograniczając analizy do dziedziny związanej z zagadnieniami obróbki skrawaniem, najczęściej wykorzystywane są one do modelowania pojedynczych zjawisk fizycznych procesu skrawania. Służą do budowy modeli predykcji składowych wypadkowej siły skrawania [25, 50, 58], prognozowania wartości temperatury skrawania oraz identyfikacji cieplnych odkształceń obrabiarki i przedmiotu obrabianego [29, 52, 75] lub estymacji wskaźników geometrycznych zużycia ostrza narzędzia [43, 106]. Wykorzystywane są również w systemach monitorowania i diagnozowania stanu maszyn technologicznych oraz przedmiotów obrabianych [75, 106], sterowania pracą silników, monitorowania aparatury przemysłowej, regulowania na bieżąco parametrów zachodzących procesów oraz prognozowania losowych szeregów czasowych [45].

Mając na uwadze szereg zalet sztucznych sieci neuronowych oraz stan zaawansowania modelowania przy ich użyciu wydaje się, że są one nadal ciągle mało docenianą techniką. Mimo, że modele oparte o statystyczną analizę regresyjną są uciążliwe w praktycznym stosowaniu oraz mało wiarygodne (szczególnie dla parametrów, których wpływ nie był szczegółowo przebadany), to nadal są one często stosowane w praktyce.

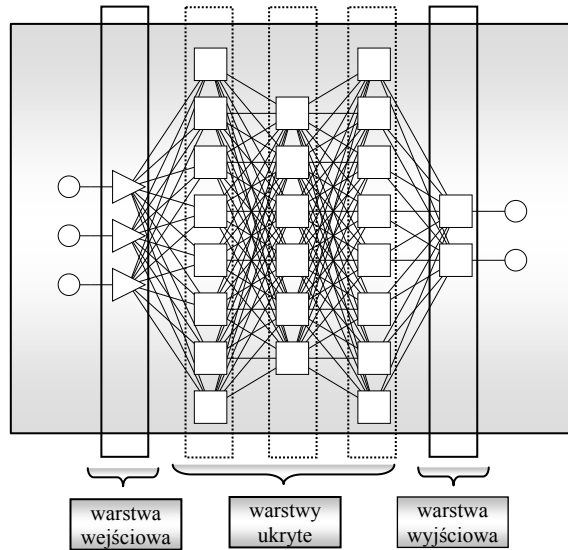
W stosunku do matematycznych modeli regresyjnych, sztuczne sieci neuronowe stanowią zaawansowaną technikę modelowania, zdolną do odwzorowy-

wania bardzo złożonych funkcji. Przy rozwiązywaniu trudnych i kłopotliwych zagadnień odwołanie się do modeli tworzonych z wykorzystaniem sieci neuronowych (głównie modeli, które bez trudu mogą odwzorować zależności nieliniowe) może być najszybszym i najwygodniejszym rozwiązaniem problemu. Sieci neuronowe umożliwiają kontrolę nad złożonym problemem wielowymiarowości, który przy stosowaniu innych metod znacząco utrudnia próby modelowania funkcji nieliniowych z dużą liczbą zmiennych niezależnych. W praktyce, sztuczne sieci neuronowe same konstruują potrzebne użytkownikowi modele, ponieważ automatycznie uczą się na podanych przez niego przykładach. Zakres problemów rozwiązywanych przez sieci neuronowe jest wyznaczony przez sposób działania sieci oraz zastosowaną metodę uczenia [81, 103].

Jedynym utrudnieniem modelowania z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych jest potrzeba pozyskania wiarygodnych danych do budowy modeli. Chociaż z drugiej strony, modele zbudowane w oparciu o zbiory danych uzyskanych w warunkach rzeczywistych, w najlepszy z możliwych sposobów oddają prawdziwe relacje modelowanych związków. Mimo to, przegląd literatury dostarcza niewiele dowodów na stosowanie sztucznych sieci neuronowych w zakresie modelowania błędów obróbki [24, 26, 34, 37, 51, 106]. Jakkolwiek znaleziono nieliczne opracowania poświęcone modelowaniu pojedynczych parametrów geometrycznych PO (np. odchyłki zarysu przekroju wzdłużnego przedmiotu [106]), to nie doszukano się szczegółowych prac szeroko prezentujących wyniki modelowania odchyłek kształtu i wymiaru w procesie toczenia, z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych. Uwzględniając przedstawione powyżej zalety sztucznych sieci neuronowych oraz mając na względzie użyteczność w praktyce przemysłowej opracowanych modeli, zdecydowano się na zastosowanie tego narzędzia numerycznego. Skuteczność i efektywność sztucznych sieci neuronowych jako środka wspomagającego opracowanie danych eksperymentalnych, potwierdziły wyniki analiz rozpoznawczych.

3.1. Poszukiwanie optymalnej struktury sieci

Proces uczenia sieci jest warunkiem koniecznym do uzyskania poprawnie działającego modelu neuronowego. Nie jest jednak warunkiem wystarczającym, gdyż w celu uzyskania pozytywnych rezultatów należy poddać procesowi uczenia sieć posiadającą właściwą strukturę, czyli taką, która posiada stosowną liczbę neuronów odpowiedniego typu. Określenie prawidłowej liczby warstw i neuronów w kolejnych warstwach, czyli tzw. architektury sieci, jest bardzo ważnym etapem procesu konstrukcji sieci (rys. 3.1).



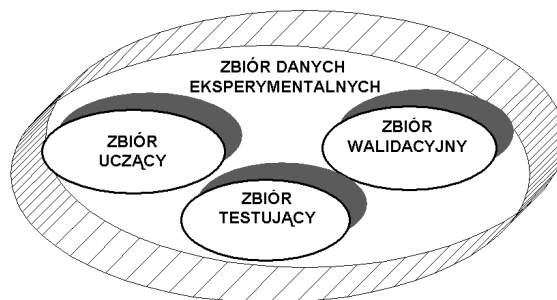
Rys. 3.1. Architektura sztucznej sieci neuronowej

Etap ten uzależniony jest od charakteru związków, jakie chcemy modelować i stopnia złożoności rozpatrywanego problemu. Podczas projektowania struktury sieci, najmniej problemów stwarza warstwa wejściowa i warstwa wyjściowa sieci (rys. 3.1). Ich struktura wynika bezpośrednio z definicji realizowanego przez sieć zadania. Liczba neuronów wejściowych sieci jest równa liczbie zmiennych wejściowych, zaś liczba neuronów wyjściowych jest równa liczbie zmiennych wyjściowych. Najwięcej problemów przysparza określenie właściwej liczby neuronów ukrytych. Podstawową zaletą sieci posiadającej małą liczbę neuronów ukrytych jest niewielka liczba parametrów obliczanych w trakcie uczenia, co znacznie ułatwia i przyspiesza proces uczenia. Niestety, jeśli neuronów ukrytych będzie zbyt mało, to sieć nie będzie w stanie opisać złożonych zależności. Wówczas, pomimo długotrwałego uczenia, błąd sieci wyznaczony dla zbioru uczącego pozostanie na wysokim poziomie. Duża liczba neuronów ukrytych znacznie wzbogaca możliwości sieci. Jednak zwiększanie ich liczby powoduje wzrost liczby parametrów sieci szacowanych w czasie uczenia, co często w istotny sposób wpływa na czas treningu i potęguje trudności związane z jego wykonaniem. Przede wszystkim rośnie możliwość zatrzymania uczenia w minimum lokalnym funkcji błędu [13, 44, 80–81, 103].

Jednakże najpoważniejszą konsekwencją stosowania zbyt rozbudowanych struktur sieciowych jest możliwość utraty przez sieć zdolności do generalizacji, która przejawia się w posiadanej przez sieć umiejętności wyznaczania prawidłowych odpowiedzi dla takich danych wejściowych, które nie były prezentowane w trakcie uczenia. Jest to najistotniejsza cecha sieci neuronowej, ponieważ

sieć ma na w celu wyznaczenie nieznanych wartości wyjściowych odpowiadających pewnym wartościom wejściowym [81, 103].

Proces projektowanie sieci składa się z kilku etapów. W pierwszym etapie dokonywany jest podział całkowitej populacji danych na trzy zbiory (rys. 3.2). Pierwszy z nich jest zbiorem uczącym (wykorzystywanym w trakcie uczenia sieci), drugi wykorzystywany jest do procesu walidacji sieci (zbiór walidacyjny), zaś trzeci do niezależnego testowania (zbiór testujący). Dane zbioru testującego nie biorą udziału w procesie uczenia. Walidacja sieci pozwala sprawdzić, czy oszacowana na podstawie zbioru uczącego sieć posiada zdolność do generalizacji zdobytej wiedzy. Klasyfikację zbiorów przedstawia rys. 3.2.



Rys. 3.2. Klasyfikacja zbiorów danych eksperymentalnych

W kolejnym etapie dokonywany jest wybór początkowej struktury sieci. Zwykle jest to sieć z jedną warstwą ukrytą, w której początkowa liczba neuronów ukrytych jest równa połowie sumy liczby neuronów wejściowych i liczby neuronów wyjściowych [81, 103]. Następnie w sposób iteracyjny przeprowadzany jest szereg eksperymentów z różnymi konfiguracjami sieci. Na podstawie wyników przeprowadzonych eksperymentów (w sensie błędu wyznaczonego dla ciągu walidacyjnego) zachowywana jest konfiguracja najlepszej ze znalezionych sieci. Jeśli wyniki świadczą o niedouczeniu sieci, tzn. sieć nie osiąga zadanego poziomu błędu, podejmowane są próby zwiększania liczby neuronów w warstwie ukrytej. Jeśli to postępowanie nie przynosi oczekiwanych rezultatów, to kolejnym krokiem jest dodanie całej warstwy ukrytej. W przypadku, gdy pojawi się zjawisko przeuczenia sieci, tzn. błąd walidacyjny zacznie znacząco rosnąć przed osiągnięciem zadowalającego poziomu wytrenowania sieci, to podejmowane są próby usunięcia pewnej liczby neuronów ukrytych (lub całych warstw ukrytych) [13, 44, 80–81, 103].

Z uwagi na możliwość uwzględnienia praktycznie dowolnej liczby miar prognostycznych przyjęto założenie, że można się spodziewać, iż zastosowanie odpowiednio skonfigurowanej sieci neuronowej przyniesie lepsze rezultaty w procesie prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru niż modele regresji jednej zmiennej. Kreując najwłaściwsze modele sieci eksperymentowano na różnorodnych układach warstw i liczbach neuronów, stosując różne metody uczenia.

Zgodnie z omówionym powyżej algorytmem projektowania sieci, całkowitą populację 135 przypadków danych eksperymentalnych podzielono na trzy zbiory. Zbiór uczący składał się z 68 przypadków. Zbiór walidacyjny zawierał 34 przypadki zaś zbiór testujący 33 przypadki.

Dla każdego z przyjętych w rozdziale 2.3 modeli przetestowano po 426 sieci. Okazało się, że najlepsze właściwości wykazywały sieci dwuwarstwowe z jedną n -neuronową warstwą ukrytą (MLP – multilayer perceptron). Dobre wyniki uzyskano również dla sieci o radialnych funkcjach bazowych RBF (Radial Basic Function). Zatem do modelowania wybrano wyżej przytoczone typy sieci.

Z przeprowadzonych testów poszukiwania najlepszej sieci neuronowej dla każdego z modeli wynika, że liczba neuronów n w warstwie ukrytej jest różna. W oparciu o wspomniane powyżej poszukiwania, najlepszym algorytmem uczenia sieci MLP okazał się algorytm wstecznej propagacji błędów (BP – Back Propagation) oraz metoda Levenberga-Marquardta. Uwzględniając powyższe, proces uczenia sieci MLP prowadzono algorytmem wstecznej propagacji błędów BP oraz metodą Levenberga-Marquardta. Z uwagi na to, że proces uczenia sieci metodą Levenberga-Marquardta jest możliwy dla struktury modelu tylko z jednym wyjściem, uczenie sieci z wieloma wyjściami prowadzono jedynie przy wykorzystaniu algorytmu BP.

W pracy, dla sieci MLP przyjęto logistyczną funkcję aktywacji neuronów (3.1), liniową funkcję wyjścia oraz funkcję błędu typu suma-kwadratów. Wybór funkcji aktywacji oraz funkcji błędu jest ważnym etapem konstruowania sieci i jest uzależniony od roli jaką neuron pełni w sieci. Najczęściej ze względu na łatwą różniczkowalność, wykorzystywana jest tzw. funkcja logistyczna w postaci:

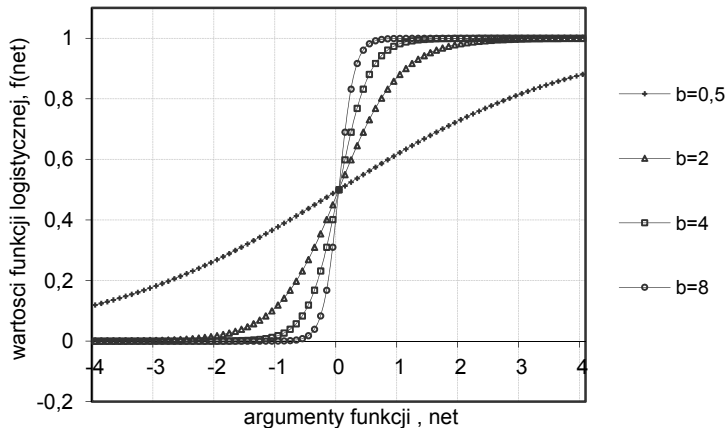
$$f(net) \equiv \frac{1}{1 + \exp^{-b \cdot net}} \quad (3.1)$$

Funkcja opisana wzorem (3.1) jest funkcją S-kształtną, przyjmującą wartości z przedziału (0, 1). Wzrastająca wartość parametru b powoduje, że charakterystyki stają się bardziej strome, a przy dużych wartościach b (np. $b=8$) niewielkie odchylenie wartości net od poziomu zerowego powoduje, że funkcja $f(net)$ znajduje się w stanie nasycenia. Przebieg zmian wartości funkcji opisanej wzorem (3.1), w zależności od parametru b , przedstawiono na rys. 3.3.

W oparciu o przyjętą funkcję błędu, wyznaczano sumę kwadratów różnic pomiędzy wartościami zadanymi i wartościami otrzymanymi na wyjściu każdego neuronu wyjściowego. Wybór funkcji błędu sieci typu suma-kwadratów, stanowi najważniejszą decyzję w większości analizowanych problemów regresyjnych [81, 103].

Sieć o radialnych funkcjach bazowych RBF uczono w trzech etapach. W pierwszym etapie wyznaczono centra warstwy radialnej (metodą k -średnich KM), następnie metodą k -najbliższych sąsiadów KN określono odchylenia radialne. W trzecim etapie optymalizowano parametry warstwy wyjściowej tech-

niką pseudoinwersji PI. Dla neuronów ukrytych sieci RBF, zastosowano wykładniczą funkcję aktywacji, zaś neurony wyjściowe wyposażono w liniowe funkcje aktywacji. Proces uczenia sieci prowadzono w trybie off-line.



Rys. 3.3. Przebieg logistycznej funkcji aktywacji w zależności od parametru b

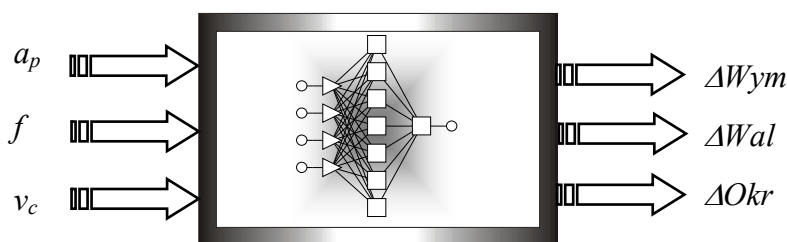
Warstwę wyjściową wszystkich modeli stanowią neurony wyjściowe, prezentujące wyniki symulacji numerycznej, obciążone błędem odwzorowania. W trakcie uczenia, walidacji i testowania sieci wykorzystywano funkcję błędu typu suma-kwadratów. Przyjęte w procesie modelowania struktury sieci (architektura, funkcje aktywacji neuronów ukrytych, algorytmy uczenia) charakteryzują się najniższą wartością błędu RMS. W wyniku złożonych procedur uczenia, walidacji i testowania sieci, uzyskano modele na bazie których można ocenić – dla zadanych wielkości wejściowych – stan geometrii wyrobu finalnego. Wyniki analiz związane z wyborem konkretnej sieci, wrażliwością zmiennych wejściowych oraz wyznaczaniem statystyk regresyjnych zmiennych wyjściowych sieci zestawiono w tabelach oraz na wykresach.

3.2. Modele prognostyczne przewidywania odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego

W oparciu o przeprowadzone w rozdziale 2 analizy, zbudowano sześć zasadniczych modeli prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego w procesie skrawania toczaniem. Mając na względzie użyteczność opracowywanych modeli podzielono je na dwie podstawowe grupy.

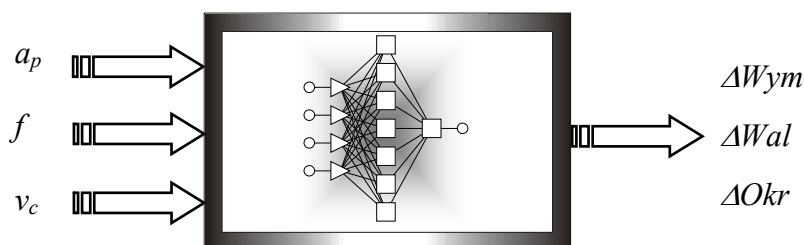
Pierwszą grupę modeli stanowią modele użyteczne z punktu widzenia projektowania technologii obróbki. Technolog projektując proces technologiczny obróbki ma zazwyczaj do dyspozycji sterowalne parametry skrawania a_p , f , v_c . W tym aspekcie, uzyskanie wymaganych przez konstruktora cech geometrycz-

nych wyrobu możliwe jest jedynie poprzez odpowiedni dobór tych parametrów oraz kolejności zabiegów obróbkowych i liczby przejść. Uwzględniając powyższe, skupiono uwagę na technologicznych parametrach skrawania jako miarach prognostycznych. Odzwierciedlenie modelowanych związków przedstawiono w postaci graficznej na rys. 3.4.



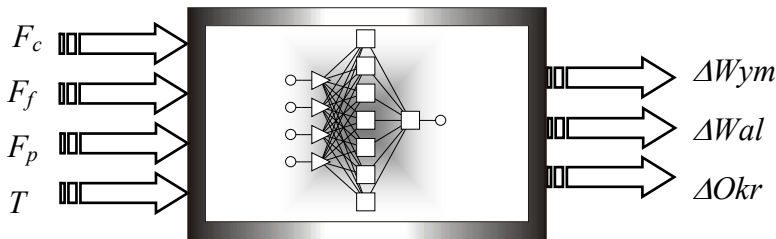
Rys. 3.4. Trzywarstwowy model odwzorowania odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym na podstawie technologicznych parametrów skrawania (a_p, f, v_c)

Po dekompozycji modelu z rys. 3.4 uzyskano modele z jednym wyjściem (rys. 3.5), opisujące związki pomiędzy technologicznymi parametrami skrawania, a odchyłkami: wymiaru ΔWym , walcowości ΔWal oraz okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego.



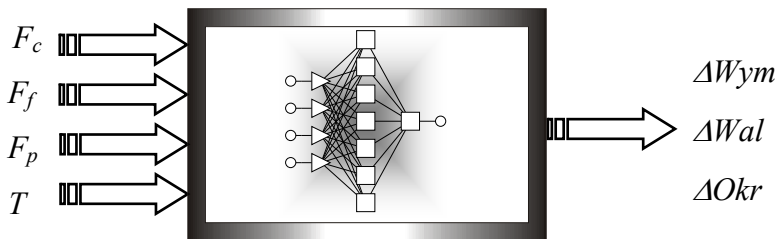
Rys. 3.5. Jednowarstwowy model odwzorowania odchyłki wymiaru ΔWym , odchyłki walcowości ΔWal lub odchyłki okrągłości ΔOkr , na podstawie technologicznych parametrów skrawania (a_p, f, v_c)

Drugą grupę modeli opracowano mając na uwadze użyteczność modelu w systemie sterowania trajektorią ostrza narzędzia skrawającego tak, aby zminimalizować błędy wymiarowo-kształtowe obrabianych części. Zgodnie z przyjętymi w rozdziale 4 ustaleniami, parametrami wejściowymi tych modeli są łatwo mierzalne podczas obróbki składowe wypadkowej siły skrawania (F_c, F_f, F_p), temperatura powierzchni przedmiotu obrabianego T lub sumaryczne, względne przemieszczenia dy, dz . Na rys. 3.6 zaprezentowano model odzwierciedlający związki pomiędzy miarami prognostycznymi (F_c, F_f, F_p, T), a odchyłkami kształtu $\Delta Wal, \Delta Okr$ i wymiaru ΔWym .



Rys. 3.6. Trzywyjściowy model odwzorowania odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym , na podstawie składowych siły skrawania (F_c , F_f , F_p) i temperatury powierzchni przedmiotu T

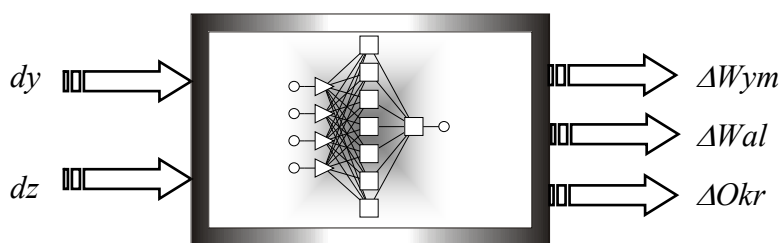
W rezultacie przeprowadzonej dekompozycji przyjętego modelu, otrzymano trzy niezależne modele z jednym wyjściem opisujące powyżej omawiane związki. Rys. 3.7 przedstawia strukturę opisującą związek parametrów wejściowych (F_c , F_f , F_p , T), kolejno z: odchyłką wymiaru ΔWym , odchyłką walcowości ΔWal oraz odchyłką okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego.



Rys. 3.7. Jednowyjściowy model odwzorowania odchyłki wymiaru ΔWym , odchyłki walcowości ΔWal lub odchyłki okrągłości ΔOkr , na podstawie składowych siły skrawania (F_c , F_f , F_p) i temperatury powierzchni przedmiotu T

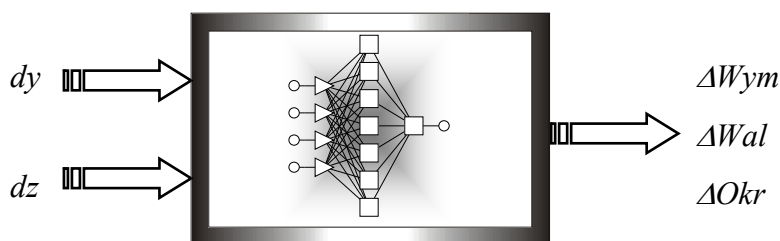
Prowadząc analogiczne rozumowanie, w oparciu o dostępne informacje jakie niosą ze sobą sumaryczne przemieszczenia względne przedmiotu obrabianego dy , dz , zbudowano modele opisujące relacje pomiędzy rozważanymi odchyłkami kształtu i wymiaru, a wspomnianymi przemieszczeniami względnymi przedmiotu obrabianego podczas skrawania dy , dz .

W postaci graficznej model ten został przedstawiony na rys. 3.8.



Rys. 3.8. Trzywyjściowy model odwzorowania odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym , na podstawie sumarycznych przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego dy , dz

Po dokonaniu dekompozycji powyższego modelu (rys. 3.8), otrzymano modele z jednym wyjściem (rys. 3.9), odzwierciedlające relację: sumaryczne przemieszczenia względne przedmiotu obrabianego dy , dz – odchyłki kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym .



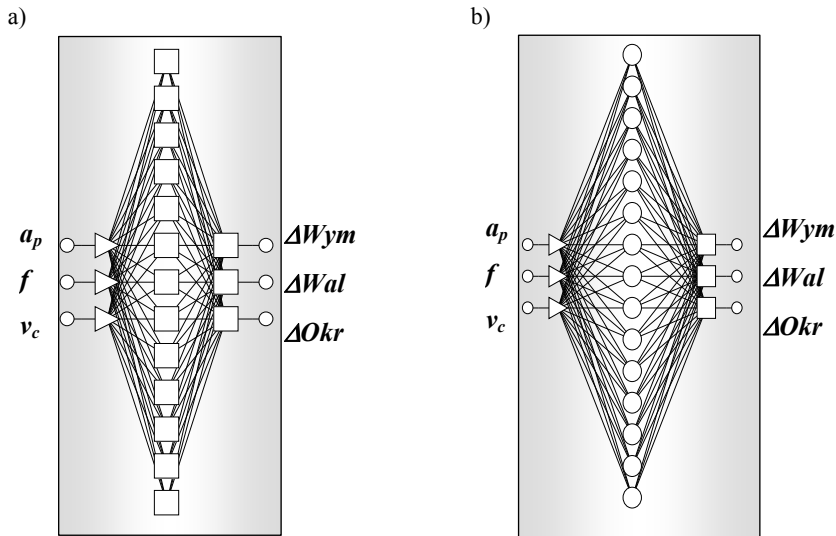
Rys. 3.9. Jednowyjściowy model odwzorowania odchyłki wymiaru ΔWym , odchyłki walcowości ΔWal lub odchyłki okrągłości ΔOkr , na podstawie sumarycznych przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego dy , dz

Przyjmując zaprezentowany powyżej podział, w dalszej części pracy zostaną kolejno zaprezentowane modele sieci neuronowych, opisujące rozważane w tym rozdziale związki jakościowe, odpowiednio z pierwszej, a następnie drugiej grupy.

3.2.1. Modele prognostyczne w aspekcie projektowania technologii obróbki

Jak wynika z ustaleń dokonanych w rozdziale 3.1 do prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru gotowego wyrobu wykorzystano sztuczne sieci neuronowe. Uwzględniając specyfikę modelowanych związków, zastosowano sieci wielowarstwowe typu MLP uczone algorytmem wstecznej propagacji błędów BP i metodą Levenberga Marquardta, a ponadto sieci o radialnych funkcjach bazowych RBF. Stosowanie do klasyfikacji opracowywanych modeli przedstawionej w rozdziale 3.2, dokonano wspomaganých programowo poszukiwań najlepszych struktur sieci, odzwierciedlających omawiane związki. Otrzymano je

w wyniku wielokrotnych eksperymentów z wykorzystaniem programu *Statistica Neural Network*.

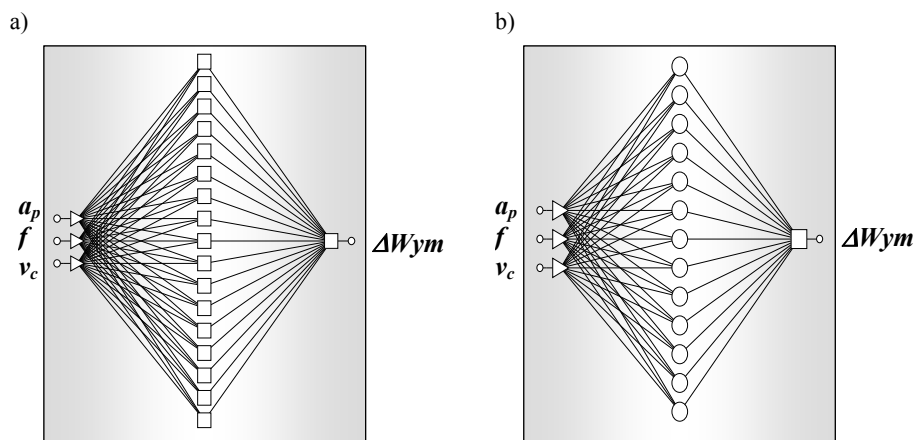


Rys. 3.10. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-13-3:3), b) sieć RBF (3:3-15-3:3)

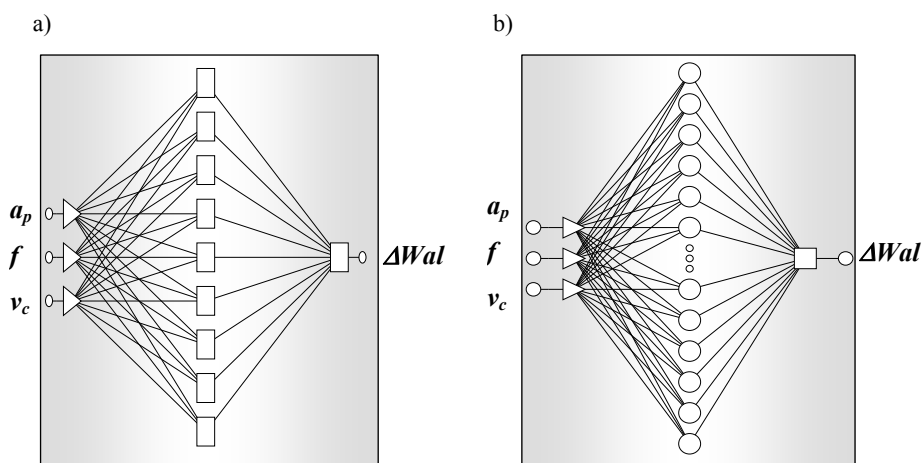
Efektom tych poszukiwań był wybór najlepszej struktury sieci, zdolnej z minimalnym błędem odwzorować zachodzące związki pomiędzy parametrami wejściowymi i wyjściowym modelu. Dla pierwszej grupy modeli, użytecznych z punktu widzenia projektowania technologii obróbki, uzyskano struktury przedstawione na rys. 3.10.

Rys. 3.10 przedstawia model neuronowy, którego parametrami wejściowymi są sterowalne technologiczne parametry skrawania a_p , f , v_c , zaś na wyjściu: odchyłka wymiaru ΔWym oraz odchyłki kształtu ΔWal , ΔOkr . Okazało się, że najlepsze właściwości wykazały sieci dwuwarstwowe. Zaprezentowana na rys. 3.10a sieć MLP uczona algorytmem BP, posiada 13-neuronową warstwę ukrytą, zaś sieć RBR zbudowano stosując w warstwie ukrytej 15 neuronów radialnych (rys. 3.10b).

Na rys. 3.11–3.13 przedstawiono struktury modeli umożliwiające predykcję poszczególnych odchyłek niezależnie, tzn. każdy z rozważanych parametrów charakteryzujących stan geometryczny przedmiotu po obróbce (ΔWal , ΔOkr , ΔWym) jest prognozowany indywidualnie, na podstawie zadanych parametrów wejściowych modelu (a_p , f , v_c).



Rys. 3.11. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-17-1:1), b) sieć RBF (3:3-13-1:1)

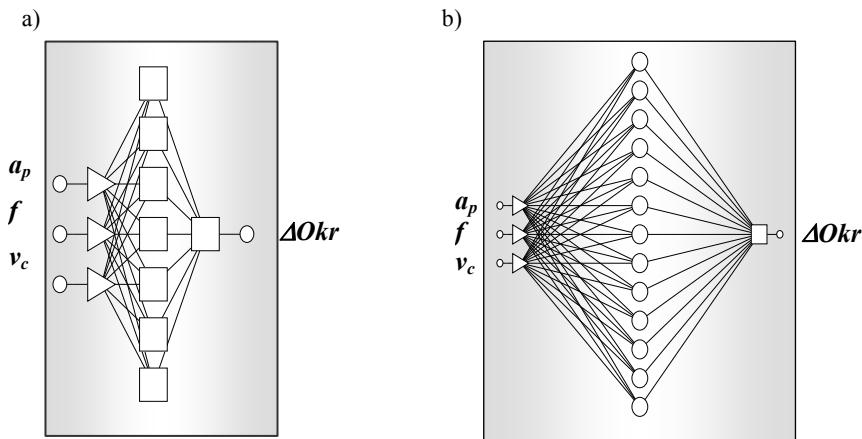


Rys. 3.12. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki walcowości ΔW_{al} przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-9-1:1), b) sieć RBF (3:3-22-1:1)

Na rys 3.11a przedstawiono strukturę dwuwarstwowej sieci MLP z jedną 17-neuronową warstwą ukrytą, zaś na rys. 3.11b model sieci RBF z trzynastoma neuronami radialnymi w warstwie ukrytej. W oparciu o prezentowane modele dokonywana jest predykcja odchyłki wymiaru ΔW_{ym} na podstawie zadanych miar prognostycznych modelu a_p , f , v_c .

Przedstawiony na rys. 3.12 model sieci MLP z jedną 9-neuronową warstwą ukrytą oraz model sieci RBF z 22-neuronową warstwą ukrytą, pozwala na pre-

dykcję odchyłki walcowości ΔWal w oparciu o sterowalne technologiczne parametry skrawania. Podobne modele wnioskowania prognostycznego przedstawiono na rys. 3.13. Umożliwiają one na podstawie zadanych parametrów wejściowych a_p, f, v_c , przewidywać wartość odchyłki okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego.



Rys. 3.13. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3-3-7-1-1), b) sieć RBF (2-2-13-3-3)

Dla każdej z prezentowanych sieci, przeprowadzono analizę wrażliwości zmiennych wejściowych oraz wygenerowano statystyki regresyjne dla każdej zmiennej wyjściowej. Wyniki analizy wrażliwości sieci MLP z rys. 3.10a, na zmienne wejściowe a_p, f, v_c , przedstawiono w tabeli 3.1, zaś dla sieci RBF (rys. 3.10b) w tabeli 3.2.

Tab. 3.1. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3-3-13-3-3) uczonej algorytmem BP

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01688	0,00687	0,00729
Iloraz	5,44415	2,21646	2,35311
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01957	0,00661	0,00803
Iloraz	5,71317	1,93110	2,34515

Analizę wrażliwości zmiennych wejściowych poszczególnych sieci przeprowadzono odpowiednio dla zbioru uczącego i walidacyjnego. Analiza ta dostarcza wiedzy o tym, jakie jakościowo informacje niosą ze sobą zmienne wejściowe (a_p, f, v_c), jaka jest ich przydatność i wpływ na proces uczenia oraz sprawność działania sieci. Szacuje ponadto stratę jaką ponosi badacz odrzucając konkretną zmienną. W tab. 3.1–3.2 wrażliwość sieci MLP i RBF na każdą zmienną wejściową (a_p, f, v_c) podano jako: rangę, błąd i iloraz. Należy zaznaczyć, że wszystkie te parametry pozostają ekwiwalentne względem siebie.

Tab. 3.2. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-15-3:3)

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01421	0,005485	0,005958
Iloraz	7,05036	2,721076	2,955714
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,0159138	0,005603	0,007091
Iloraz	5,802795	2,043086	2,585496

Wartość rangi porządkuje zmienne wejściowe sieci wg ważności. Im wyższa wartość rangi danej zmiennej wejściowej, tym szacowana wartość błędu nauczania sieci, wskazującego na jakość sieci przy braku danej zmiennej jest mniejsza. Ranga 3 wskazuje, że zmienna ta jest mniej potrzebna do utrzymania żądanej sprawności sieci. W konsekwencji może oznaczać to, że dana zmienna wnosi niewiele informacji do zbudowanego modelu i może zostać odrzucona. Z prezentowanej analizy wrażliwości wynika, że wpływ na wartości poszczególnych odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym mają technologiczne parametry obróbki w następującej kolejności: głębokość skrawania a_p – ranga 1, prędkość skrawania v_c – ranga 2, posuw f – ranga 3.

Szacowaną wartość błędu nauczania sieci przy braku danej zmiennej zamieszczono pod wartością rangi (tab. 3.1 oraz tab. 3.2). Ważne zmienne mają dużą wartość mówiącą, że sieć wiele traci bez danej zmiennej. Jak wynika z tab. 3.1 oraz tab. 3.2 zarówno dla sieci MLP jak również RBF, wyższe wartości błędów zaobserwowano dla głębokości i prędkości skrawania. Świadczy to o przewadze ważności zmiennych a_p i v_c nad zmienną f . Jednakże z uwagi na dużą wartość ilorazu zamieszczonego w tab. 3.1 i tab. 3.2 pod wartością błędu, nie ma podstaw do odrzucenia żadnej z przyjętych zmiennych.

Iloraz, będący wyznacznikiem użyteczności zmiennych wejściowych określany jest jako iloraz błędu wskazującego na jakość sieci przy braku danej zmiennej i błędu uczenia sieci uruchomionej ze wszystkimi zmiennymi, odpowiednio w poszczególnych zbiorach uczącym i walidacyjnym. Wartość ilorazu

poniżej przyjętego w pracy prognozy na poziomie 1,05 mówi o nieprzydatności danej zmiennej, co oznacza, że informacje, jakie ona niesie są nieużyteczne. Taka zmienna może być nieuwzględniana podczas budowy modelu.

Przeprowadzona analiza wrażliwości sieci pozwala odróżnić ważne zmienne od takich, które nie wnoszą cennych informacji do wyniku działania sieci, a pośrednio do modelu wnioskowania prognostycznego. Pozwala ona na optymalizację złożoności modelu, co jest niezwykle istotne w przypadku analizy dużej liczby zmiennych wejściowych, ale nie daje bezwzględnej oceny użyteczności zmiennych.

Uwzględniając fakt, że mogą występować związki pomiędzy zmiennymi wejściowymi, wskaźnik ten może dawać mylny obraz rzeczywistych związków. Może zachodzić również sytuacja, że zależne od siebie zmienne użyteczne będą występować tylko razem. Po usunięciu jednej z nich, wrażliwość pozostałych zmiennych będzie zerowa.

W kolejnym kroku, stosownie do prezentowanych na rys. 3.10–3.13 modeli wyznaczono statystyki regresyjne dla każdej zmiennej wyjściowej. Wyniki obliczeń parametrów regresji dla odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym wyrobu, w zależności od rodzaju użytej sieci, zaprezentowano w tab. 3.3 i tab. 3.4. W szczególności wyznaczono, niezależnie dla zbioru uczącego, walidacyjnego i testującego różnych sieci neuronowych, wartości szeregu parametrów charakteryzujących poszczególne zmienne wyjściowe. Na podstawie danych wartości zmiennych wyjściowych zgromadzonych odpowiednio w poszczególnych zbiorach, określono średnie wartości odchyłki walcowości ΔWal , okrągłości ΔOkr i wymiaru ΔWym .

Ponadto wyznaczono wartości odchylenia standardowego obliczonego dla zadanych wartości poszczególnych błędów geometrycznych przedmiotu obrabianego oraz średni błąd – jako moduł różnicy pomiędzy wartością zadaną i uzyskaną na wyjściu dla konkretnych zmiennych wyjściowych. Oczekiwany średni błąd odwzorowania przy zastosowaniu statystyk regresyjnych jest równy odchyleniu standardowemu obliczonemu dla odpowiednich odchyłek; wymiaru ΔWym i kształtu (ΔWal , ΔOkr), w zbiorze uczącym, walidacyjnym i testującym (tab. 3.3, tab. 3.4).

Określono również różnicę pomiędzy wartością zadaną i wartością uzyskaną na wyjściu dla każdej zmiennej wyjściowej (średni błąd bezwzględny) oraz odchylenia standardowe błędów. Ponadto wyznaczono ilorazy odchyłeń standardowych błędów i danych, które są głównymi wskaźnikami jakości zbudowanych przez sieć modeli. Wartości ilorazu odchyłeń standardowych mówią o stopniu dokładności predykcji. Małe wartości (dużo poniżej 1, np. 0,3; 0,2; 0,1 i mniej) świadczą o dobrej realizacji regresji przez sieć, tzn. dobrym oszacowaniu wyjścia modelu uzyskiwanym za pomocą sieci. Wysokie wartości ilorazu odchyłeń standardowych błędów i danych dyskwalifikują stworzony przez sieć model. Uwzględniając powyższe jako kryterium oceny sieci okazuje się, że zarówno

sieci MLP jak i RBF wykazują bardzo dobre właściwości regresji (niskie wartości ilorazu odchyłek standardowych błędów i danych). Jeśli zastosowana sieć neuronowa będzie zdolna zbudować model, którego iloraz osiągnie wartość 0,0, to wówczas taki model nie będzie w ogóle popełniał błędów – będzie to model idealny. Przytoczony przypadek jest czysto hipotetycznym, chociaż nie niemożliwym. Jeśli modelowany proces byłby deterministyczny to może się zdarzyć, że sieci uda się znaleźć idealne dopasowanie (prawdziwy model – idealny). W wyniku obliczeń statystyk regresyjnych wyznaczono wartości standardowego współczynnika korelacji r Pearsona pomiędzy obliczonymi i rzeczywistymi wartościami wyjściowymi. Idealna prognoza charakteryzowałaby się współczynnikiem korelacji $r = 1$. Jednak wartość współczynnika korelacji na poziomie równym 1 niekoniecznie oznacza idealną prognozę, a jedynie prognozę, która jest dokładnie liniowo skorelowana z aktualnymi wartościami wyjściowymi.

Tab. 3.3. Statystyki regresyjne odchyłek kształtu i wymiaru (ΔWal , ΔOkr , ΔWym) dla sieci MLP (3:3-13-3:3) uczonej BP

Odchyłka wymiaru ΔWym			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14969	0,15752	0,15160
Odchylenie standardowe	0,04028	0,04248	0,03735
Średni błąd	-0,00430	-0,00552	-0,00640
Odchylenie błędu	0,00292	0,00532	0,00551
Średni błąd bezwzględny	0,00436	0,00553	0,00650
Iloraz odchylenia	0,07253	0,12542	0,14770
Korelacja	0,99744	0,99216	0,98921
Odchyłka walcowości ΔWal			
Zbiór	0,07394	0,07556	0,07533
Średnia	0,01578	0,01802	0,01494
Odchylenie standardowe	-4,826 e-5	0,00011	0,00012
Średni błąd	0,00200	0,00213	0,00271
Odchylenie błędu	0,00160	0,00168	0,00190
Średni błąd bezwzględny	0,12726	0,11871	0,18178
Iloraz odchylenia	0,99189	0,99293	0,98344
Odchyłka okrągłości ΔOkr			
Zbiór	0,06362	0,06488	0,06452
Średnia	0,01209	0,01376	0,01109
Odchylenie standardowe	-0,00211	-0,00188	-0,00199
Średni błąd	0,00188	0,00193	0,00206
Odchylenie błędu	0,00240	0,00232	0,00238
Średni błąd bezwzględny	0,15574	0,14067	0,18585
Iloraz odchylenia	0,98827	0,99155	0,98288

Tab. 3.4. Statystyki regresyjne odchyłek kształtu i wymiaru (ΔWal , ΔOkr , ΔWym) dla sieci RBF (3:3-15-3:3).

Odchyłka wymiaru ΔWym			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15733	0,14473	0,14903
Odchylenie standardowe	0,04253	0,03451	0,03944
Średni błąd	-2,737·e-16	0,00132	9,964·e-6
Odchylenie błędu	0,00446	0,00476	0,00525
Średni błąd bezwzględny	0,00336	0,00376	0,00372
Iloraz odchylenia	0,10487	0,13802	0,13325
Korelacja	0,99448	0,99075	0,99143
Odchyłka walcowości ΔWal			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Odchylenie standardowe	-0,00018	-4,001·e-5	-2,6·e-5
Średni błąd	0,00182	0,00171	0,00258
Odchylenie błędu	0,00146	0,00127	0,00173
Średni błąd bezwzględny	0,11578	0,09509	0,17291
Iloraz odchylenia	0,99328	0,99548	0,98494
Odchyłka okrągłości ΔOkr			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06362	0,06488	0,06452
Odchylenie standardowe	0,01209	0,01376	0,01109
Odchylenie standardowe	-0,00047	-0,00014	-0,00048
Średni błąd	0,00211	0,00166	0,00211
Odchylenie błędu	0,00147	0,00127	0,00172
Średni błąd bezwzględny	0,17470	0,12079	0,19077
Iloraz odchylenia	0,98466	0,99275	0,98254

Nie mniej jednak, w praktyce, współczynnik korelacji jest dobrym wskaźnikiem jakości sieci. Dla analizowanego w tym rozdziale przypadku, przewidywane przez sieci MLP i RBF wartości wyjściowe ΔWym , ΔWal , oraz ΔOkr korelują na bardzo wysokim poziomie z wartościami rzeczywistymi. Wartość współczynnika korelacji zawiera się w przedziale 0,98–0,99 dla wszystkich zbiorów analizowanych sztucznych sieci neuronowych.

Analizując wyniki statystyk regresyjnych można ocenić zdolność odwzorowywania danych przez sieć oraz to, czy zastosowanie sieci do rozwiązania zadania regresyjnego zakończyło się powodzeniem. Statystyki regresyjne dostarczają cennych informacji na temat stopnia dokładności predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przez sieć. Wyniki analizy wrażliwości na zmienne wejściowe sieci MLP z jednym wyjściem (ΔWym), uczonej algorytmem wstecznej propagacji

błędu zaprezentowano w tabeli 3.5, zaś uczonej metodą Levenberga-Marquardta w tabeli 3.6. Stosowne statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedstawiono w tabeli 3.7 oraz tabeli 3.8. Z kolei w tabeli 3.9 zawarto odpowiednio analizę wrażliwości na zmienne wejściowe sieci RBF, zaś tabeli 3.10 statystyki regresyjne.

Tab. 3.5. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,03504	0,01199	0,01700
Iloraz	48,32071	16,53433	23,43698
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,04128	0,01461	0,01708
Iloraz	38,68361	13,6939	16,00723

Tab. 3.6. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,03530	0,01197	0,01687
Iloraz	21,93585	7,43909	10,47950
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,04135	0,01450	0,01712
Iloraz	21,84225	7,65784	9,04050

Tab. 3.7. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14916	0,16100	0,14912
Odchylenie standardowe	0,03781	0,04524	0,03848
Średni błąd	1,062·e-6	9,722·e-5	0,00029
Odchylenie błędu	0,00073	0,00107	0,00101
Średni błąd bezwzględny	0,00057	0,00084	0,00090
Iloraz odchylenia	0,01932	0,02384	0,02624
Korelacja	0,99981	0,99972	0,99968

Tab. 3.8. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14916	0,16100	0,14912
Odchylenie standardowe	0,03781	0,04524	0,03848
Średni błąd	-3,604·e-6	0,00018	0,00091
Odchylenie błędu	0,00162	0,00191	0,00293
Średni błąd bezwzględny	0,00109	0,00132	0,00190
Iloraz odchylenia	0,04288	0,04228	0,07638
Korelacja	0,99908	0,99915	0,99734

Tab. 3.9. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-13-1:1)

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,03617	0,01198	0,01705
Iloraz	8,73893	2,89463	4,12004
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,04206	0,01432	0,01746
Iloraz	7,83412	2,66689	3,25091

Tab. 3.10. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci RBF (3:3-13-1:1)

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14916	0,16100	0,14912
Odchylenie standardowe	0,03781	0,04524	0,03848
Średni błąd	6,898·e-17	-0,00118	-0,00036
Odchylenie błędu	0,00417	0,00531	0,00574
Średni błąd bezwzględny	0,00294	0,00424	0,00421
Iloraz odchylenia	0,11028	0,11748	0,14939
Korelacja	0,99390	0,99308	0,99069

Dla modeli, których wyjście stanowi odchyłka walcowości ΔWal wyniki analizy wrażliwości zmiennych wejściowych a_p , f , v_c zaprezentowano odpowiednio w tab. 3.11 – dla sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu oraz tab. 3.12 – dla sieci uczonej metodą Levenberga-Marquardta. Statystyki regresyjne zmiennej wyjściowej ΔWal zawarto odpowiednio dla poszczególnych metod uczenia w tab. 3.13 oraz tab. 3.14.

Dla modelu przewidywania odchyłki walcowości ΔWal zbudowanego w oparciu o sieć RBF (rys. 3.12b) odpowiednie parametry analizy wrażliwości zmiennych wejściowych oraz statystyk regresyjnych zawarto w tabeli 3.15 oraz tabeli 3.16.

Tab. 3.11. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędów

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01385	0,00486	0,00673
Iloraz	5,63420	1,97959	2,73932
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01457	0,00676	0,00823
Iloraz	4,15065	1,92756	2,34468

Tab. 3.12. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01388	0,00475	0,00644
Iloraz	11,53141	3,94497	5,35507
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01596	0,00682	0,00786
Iloraz	5,87459	2,51249	2,89423

Tab. 3.13. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędów

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07332	0,07921	0,07285
Odchylenie standardowe	0,01524	0,01794	0,01533
Średni błąd	-9,578·e-5	-0,00090	-0,00037
Odchylenie błędów	0,00247	0,00344	0,00271
Średni błąd bezwzględny	0,00196	0,00250	0,00236
Iloraz odchylenia	0,16237	0,19197	0,17708
Korelacja	0,98673	0,98569	0,98425

Tab. 3.14. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07332	0,07921	0,07285
Odchylenie standardowe	0,01524	0,01794	0,01533
Średni błąd	2,207·e-6	0,00010	-0,00050
Odchylenie błędu	0,00121	0,00275	0,00212
Średni błąd bezwzględny	0,00084	0,00194	0,00160
Iloraz odchylenia	0,07959	0,15360	0,13856
Korelacja	0,99682	0,98858	0,99054

Tab. 3.15. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-22-1:1)

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01403	0,00499	0,00761
Iloraz	6,39634	2,277648	3,47204
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01542	0,00664	0,00921
Iloraz	5,06325	2,18380	3,02724

Tab. 3.16. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci RBF (3:3-22-1:1)

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07332	0,07921	0,07285
Odchylenie standardowe	0,01524	0,01794	0,01533
Średni błąd	0,00081	0,00095	0,00044
Odchylenie błędu	0,00205	0,00293	0,00239
Średni błąd bezwzględny	0,00187	0,00254	0,00210
Iloraz odchylenia	0,13470	0,16355	0,15608
Korelacja	0,99151	0,98685	0,98799

Postępując w analogiczny sposób jak powyżej, wyznaczono odpowiednie dla modelu prognostycznego odchyłki okrągłości ΔOkr z rys. 3.13a wyniki analizy wrażliwości zmiennych wejściowych a_p , f , v_c . Parametry te zaprezentowano w tab. 3.17 – dla sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu oraz tab. 3.18 – dla sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta. Statystyki regresyjne zmiennej wyjściowej ΔOkr odpowiednio dla poszczególnych metod uczenia, zawarto w tab. 3.19 oraz tab. 3.20.

Tab. 3.17. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01077	0,00404	0,00436
Iloraz	5,66212	2,12828	2,29759
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	2	3
Błąd	0,01029	0,00449	0,00351
Iloraz	6,72329	2,93417	2,29791

Tab. 3.18. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01060	0,00423	0,00455
Iloraz	8,62634	3,44559	3,70677
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	2	3
Błąd	0,01047	0,00444	0,00355
Iloraz	5,74956	2,43943	1,94983

Tab. 3.19. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06341	0,06691	0,06285
Odchylenie standardowe	0,01171	0,01264	0,01275
Średni błąd	-4,854·e-5	0,00015	1,874·e-5
Odchylenie błędu	0,00191	0,00154	0,00210
Średni błąd bezwzględny	0,00146	0,00120	0,00131
Iloraz odchylenia	0,16360	0,12230	0,16513
Korelacja	0,98659	0,99255	0,98772

Tab. 3.20. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06341	0,06691	0,06285
Odchylenie standardowe	0,01171	0,01264	0,01275
Średni błąd	2,653·e-18	0,00055	0,00032
Odchylenie błędu	0,00123	0,00176	0,00195
Średni błąd bezwzględny	0,00073	0,00125	0,00155
Iloraz odchylenia	0,10570	0,13927	0,15307
Korelacja	0,99439	0,99035	0,98946

Uwzględniając przyjęty model jak na rys. 3.13b, stosowne wartości parametrów analizy wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF zaprezentowano w tab. 3.21, zaś statystyki regresyjne zmiennej wyjściowej ΔOkr w tab. 3.22. Z zawartych w tabelach danych wynika jednoznacznie, że najcenniejsze informacje na temat prognozowanej odchyłki okrągłości wnosi do modelu głębokość skrawania a_p . Również w tym przypadku, ta miara prognostyczna uzyskała najwyższą wartość ilorazu (powyżej 5), zarówno dla zbioru uczącego jak również walidacyjnego.

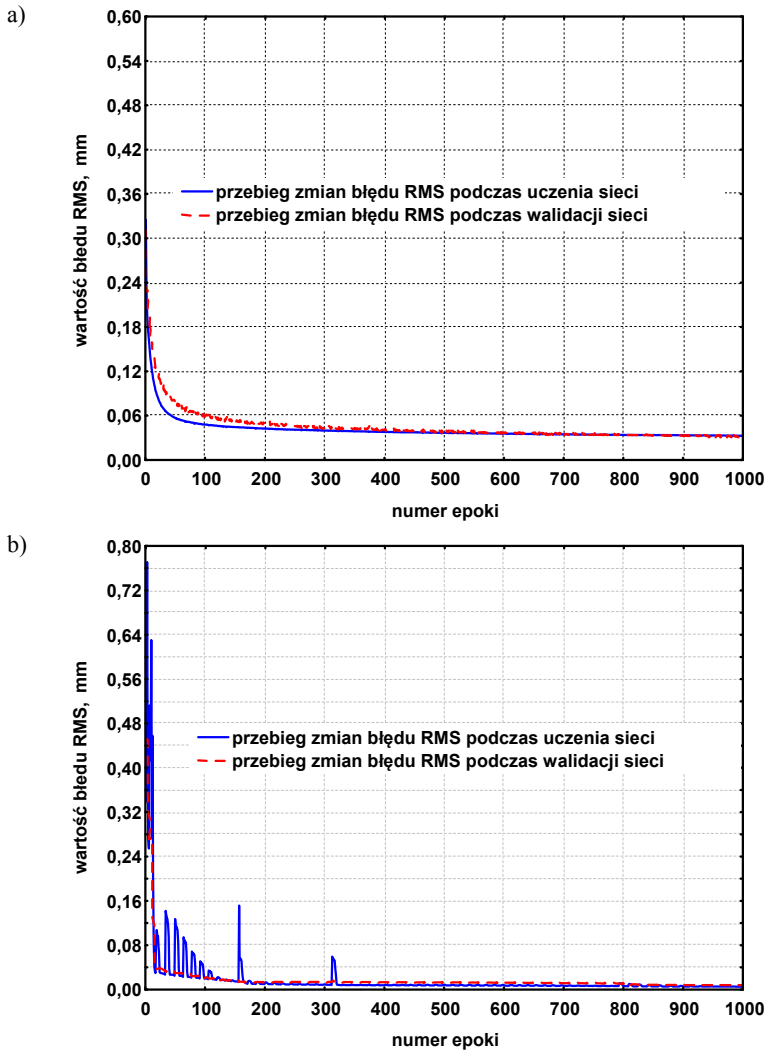
Tab. 3.21. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-13-1:1)

Zmienna	a_p [mm]	f [mm/obr]	v_c [m/min]
dla zbioru uczącego			
Ranga	1	3	2
Błąd	0,01069	0,00408	0,00452
Iloraz	5,57080	2,12910	2,36019
dla zbioru walidacyjnego			
Ranga	1	2	3
Błąd	0,01041	0,00448	0,00360
Iloraz	5,07944	2,18618	1,76079

Tab. 3.22. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (3:3-13-1:1)

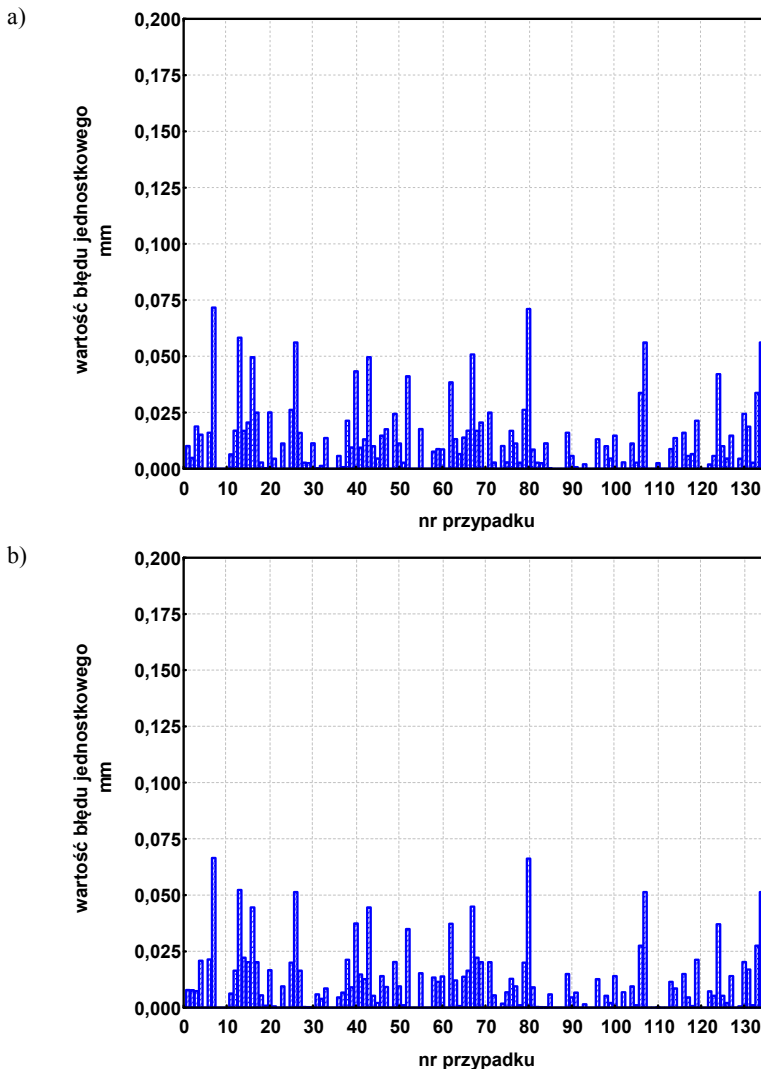
Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06341	0,06691	0,06285
Odchylenie standardowe	0,01171	0,01264	0,01275
Średni błąd	9,184·e-18	-6,716·e-5	-9,079·e-5
Odchylenie błędu	0,00193	0,00207	0,00253
Średni błąd bezwzględny	0,00160	0,00167	0,00178
Iloraz odchylenia	0,16513	0,16445	0,19895
Korelacja	0,98627	0,98643	0,98237

Podczas uczenia sztucznych sieci neuronowych o strukturach zdefiniowanych jak na rys. 3.10–3.13, wyznaczano przebieg zmian błędu RMS (pierwiastka błędu średniokwadratowego). Przykładowy przebieg zmian wartości błędu RMS podczas procesu uczenia sieci neuronowej algorytmem wstecznej propagacji błędu oraz walidacji, zaprezentowano na rys. 3.14a. Na rys. 3.14b przedstawiono charakterystyczny przebieg zmian wartości błędu RMS dla sieci uczonej metodą Levenberga-Marquardta.



Rys. 3.14. Błąd RMS uczenia i walidacji w kolejnych epokach, dla sieci MLP (3:3-17-1:1): a) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu, b) uczonej metoda Levenberga-Marquardta

W oparciu o prezentowane na rys. 3.14 przebiegi zmian RMS można założyć, że proces uczenia sieci prowadzony zarówno algorytmem wstecznej propagacji błędu jak również metodą Levenberga-Marquardta, przebiega poprawnie. Wartość błędu RMS podczas uczenia sieci neuronowej w przedziale 1000 epok dla obydwu zbiorów maleje. Wyraźnie zaznacza się zbieżność wartości błędów dla zbioru walidacji i zbioru uczenia, co świadczy o prawidłowym przebiegu procesu uczenia sieci.



Rys. 3.15. Błędy jednostkowe dla poszczególnych przypadków sieci MLP (3-3-17-1-1):
a) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu, b) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Na rys. 3.15 przedstawiono w postaci wykresów słupkowych przebiegi zmian błędów jednostkowych, dla kolejnych przypadków zbioru danych eksperymentalnych. Brak gwałtownych oscylacji w wartościach poszczególnych przypadków podczas uczenia świadczy o stabilnym przebiegu tego procesu. Zaprezentowane wykresy dostarczają cennych informacji na temat zachowań poszczególnych przypadków lub grup przypadków, trudnych do przetworzenia przez sieć. Wiedza, której dostarczają, może być wykorzystywana podczas sterowania przebiegiem procesu uczenia poprzez modyfikację parametrów wykorzystywanego algorytmu lub usunięcie przypadków utrudniających proces uczenia.

Tab. 3.23. Zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji a_p, f, v_c

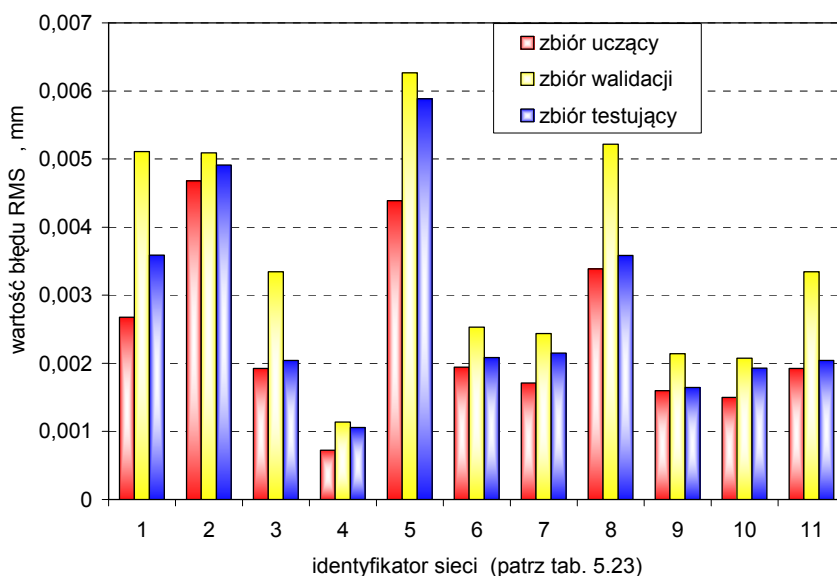
l.p.	Typ sieci	Liczba wejść / neuronów ukrytych / wyjść			Wielkość prognozowana	Błąd RMS zbioru uczącego	Błąd RMS zbioru walidacji	Błąd RMS zbioru testującego	Algorytm uczenia
1	MLP	3	13	3	ΔWym ΔWal ΔOkr	0,00267	0,00511	0,00359	BP
2	RBF	3	15	3	ΔWym ΔWal ΔOkr	0,00467	0,00509	0,00491	KM,KN,PI
3	MLP	3	17	1	ΔWym	0,00192	0,00334	0,00204	BP
4	MLP	3	17	1	ΔWym	0,00072	0,00113	0,00106	LM
5	RBF	3	13	1	ΔWym	0,00438	0,00626	0,00588	KM,KN,PI
6	MLP	3	9	1	ΔWal	0,00194	0,00253	0,00208	BP
7	MLP	3	9	1	ΔWal	0,00171	0,00243	0,00215	LM
8	RBF	3	22	1	ΔWal	0,00338	0,00521	0,00358	KM,KN,PI
9	MLP	3	7	1	ΔOkr	0,00160	0,00214	0,00164	BP
10	MLP	3	7	1	ΔOkr	0,00150	0,00207	0,00193	LM
11	RBF	3	13	1	ΔOkr	0,00192	0,00334	0,00204	KM,KN,PI

RMS – pierwiastek błędu średniokwadratowego [mm], BP – algorytm wstecznej propagacji błędu, LM – metodą Levenberga-Marquardta, KM – metoda k-średnich, KN – metoda k-najbliższych sąsiadów, PI – metoda pseudoinwersji.

W oparciu o przeprowadzone analizy, w tab. 3.23 zestawiono zbiór najlepszych sieci prognozowania odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym w oparciu o informacje jakie niosą ze sobą technologiczne parametry skrawania. Wynika z niej jednoznacznie, że spośród stosowanych algorytmów uczenia sieci neuronowych, najlepsze rezultaty uzyskano dla sieci MLP uczonej metodą Levenberga-Marquardta. Okazuje się, że zarówno dla zbioru uczącego jak również walidacji i niezależnego testowania, wartość błędu RMS osiąga najniższe

wartości. Wyniki prezentowane w tabeli 3.23 świadczą o nieco gorszych właściwościach prognostycznych sieci RBF, szczególnie dla sieci z trzema wyjściami oraz jednowyjściowego modelu prognozowania odchyłki wymiaru ΔW_{ym} . Okazuje się jednak, że poziom wartości błędu RMS dla wszystkich zbiorów sieci RBF jest niski i nie dyskwalifikuje tych sieci jako użytecznych modeli wnioskowania prognostycznego. Świadczy to o tym, że dla użytkownika akceptującego wartość błędu predykcji, sieci te są w stanie spełniać swoje zadanie z zadowalającą precyzją.

Na rys. 3.16 zaprezentowano wyniki porównawcze zastosowanych sztucznych sieci neuronowych w aspekcie osiąganego błędu RMS w ostatnim etapie iteracji podczas uczenia. Wartość błędu RMS przedstawiono odpowiednio dla zbioru: uczącego, walidacyjnego i testującego.



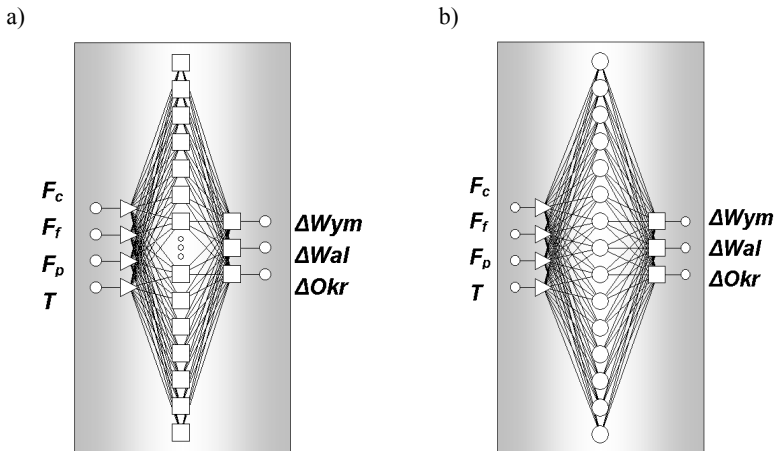
Rys. 3.16. Zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS w poszczególnych zbiorach, sieci użytych jako modele prognostyczne odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie technologicznych parametrów skrawania a_p, f, v_c

Prezentowana charakterystyka wskazuje, że wykorzystane do budowy modeli sieci neuronowe posiadają bardzo niskie wartości błędu RMS dla zbioru uczącego i nieco wyższe wartości dla zbioru walidacji. Niewielkie różnice pomiędzy błędem walidacji i testowania sieci świadczą o dobrym wyborze struktury sieci w realizacji zadania prognostycznego. Ostateczna weryfikacja sieci w oparciu o zbiór testowy wskazuje na bardzo dobre wyniki modelowanych związków z użyciem powyższych struktur sieci (niższa wartość błędu RMS).

3.2.2. Modele prognostyczne w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia

Prognozowanie odchylek kształtu i wymiaru wyrobów wytwarzanych w procesie skrawania toczeniem jest niezwykle ważnym zadaniem nie tylko w aspekcie projektowania technologii obróbki, ale również w kontekście sterowania trajektorią narzędzia. Pozwala to minimalizować wartość powstających błędów obróbkowych. Uwzględniając powyższe, postanowiono zbudować użyteczne modele prognostyczne, pozwalające przewidywać stan geometrii przedmiotu po obróbce, w oparciu o informacje jakie niosą ze sobą składowe wypadkowej siły skrawania (F_c , F_f , F_p) oraz względne, sumaryczne przemieszczenia kształtowanego elementu podczas obróbki dy , dz .

W oparciu o wyniki badań rozpoznawczych i wstępnego modelowania okazało się, że wprowadzenie dodatkowego parametru – opisującego stan termiczny przedmiotu obrabianego, powoduje poprawę dokładności predykcji. Zgodnie zatem z przyjętymi w rozdziale 2 ustaleniami oraz wynikami doświadczeń, w budowanych modelach uwzględniono wartość temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego T .

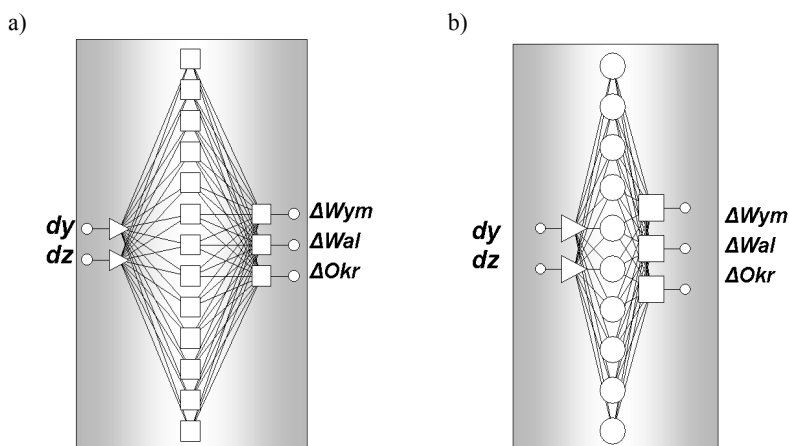


Rys. 3.17. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchylek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
a) sieć MLP (4:4-20-3:3), b) sieć RBF (4:4-15-3:3).

Na rys. 3.17 oraz rys. 3.18 zaprezentowano struktury sztucznych sieci neuronowych, uzyskane w wyniku wielokrotnych poszukiwań wspomaganych programem *Statystyka Neural Networks*. Otrzymane struktury charakteryzują się najniższą wartością błędu RMS. Podobnie jak dla modeli użytecznych z punktu widzenia projektowania technologii obróbki, najlepsze rezultaty uzyskano dla sieci MLP oraz RBF. Zaprezentowane modele pozwalają prognozować jednocześnie wartości trzech parametrów charakteryzujących geometrię

przedmiotu obrabianego. Umożliwiają predykcję odchyłki walcowości ΔWal , okrągłości ΔOkr oraz odchyłki wymiaru ΔWym . Bardzo dobre wyniki uczenia uzyskano podczas emulacji sieci MLP algorytmem wstecznej propagacji błędu oraz metodą Levenberga-Marquardta. Sieci posiadające trzy wyjścia uczono jedynie algorytmem wstecznej propagacji błędu, podając na wejście omówione powyżej miary prognostyczne.

Dla każdego z modeli dokonano analizy wrażliwości zmiennych wejściowych. W tab. 3.24 oraz 3.25 zaprezentowano wyniki obliczeń parametrów analizy wrażliwości sieci MLP oraz RBF na zadane parametry wyjściowe modeli.



Rys. 3.18. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
a) sieć MLP (2:2-13-3:3), b) sieć RBF (2:2-10-3:3).

Wynika z nich jednoznacznie, że zarówno dla składowych wypadkowej siły skrawania (F_c , F_f , F_p) jak również temperatury powierzchni T oraz względnych sumarycznych przemieszczeń przedmiotu obrabianego w trakcie skrawania dy , dz , iloraz będący wyznacznikiem użyteczności zmiennych, przyjmuje wartości powyżej 1. Oznacza to, że przyjęte zmienne wejściowe niosą cenne informacje na temat modelowanych związków. Wartość rangi porządkuje zmienne wejściowe modelu z rys. 3.17 w poszczególnych podzbiorach danych: uczącym i walidacyjnym, w ściśle określonej kolejności. Z tab. 3.24 wynika, że najistotniejsze informacje jakościowe dla modelu sieciowego MLP (4:4-20-3:3) (tab. 3.24) niesie składowa promieniowa F_p , następnie temperatura powierzchni przedmiotu obrabianego T , składowa obwodowa F_c oraz składowa posuwowa F_f siły skrawania.

Tab. 3.24. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-20-3:3) uczonej algorytmem BP

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	2	1	4	3
Błąd	0,03865	0,04079	0,03768	0,03822
Iloraz	1,97326	2,02705	1,94875	1,96229
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	3	1	4	2
Błąd	0,03932	0,04187	0,03761	0,03934
Iloraz	1,96182	2,02424	1,91983	1,96235

Tab. 3.25. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-15-3:3)

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	3	1	4	2
Błąd	0,01222	0,02944	0,00967	0,01484
Iloraz	2,24568	5,41170	1,77876	2,72756
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	3	1	4	2
Błąd	0,01290	0,03176	0,01111	0,01642
Iloraz	2,52293	6,21290	2,17223	3,20810

Dla sieci RBF ranga porządkuje zmienne w następującej kolejności: składowa promieniowa F_p , składowa obwodowa F_c , temperatura powierzchni przedmiotu obrabianego T oraz składowa posuwowa F_f siły skrawania (tab. 3.25). Okazuje się, że w obydwu analizowanych przypadkach składowa posuwowa ma najmniejsze znaczenie. Z uwagi jednak na znaczną wartość ilorazu, została uwzględniona w modelu. W wyniku uczenia sieci uzyskano użyteczne modele prognostyczne, umożliwiające na podstawie przyjętych miar prognozować wartości odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym .

Zamieszczone w tabeli 3.26 oraz 3.27 statystyki regresyjne świadczą o tym, że lepszą korelację wykazuje model zbudowany w oparciu o sieć RBF. Wartość współczynnika korelacji dla tej sieci zawiera się w przedziale 0,84–0,95, gdy dla tych samych zmiennych wejściowych i wyjściowych modelu uzyskanego na bazie sieci MLP, w poszczególnych podzbiorach korelacja wyniosła 0,40–0,90. Jest to konsekwencją lepszej korelacji miar prognostycznych (F_c , F_f , F_p , T) z odchyłkami kształtu i wymiaru analizowanych części (wartość ilorazu prezentowanego w tab. 3.25 jest wyższa niż tab. 3.24).

Wyniki analizy wrażliwości zmiennych wejściowych dy , dz modeli z trzema wyjściami (ΔWal , ΔOkr , ΔWym) zaprezentowano w tab. 3.28 oraz tab. 3.29. Stosownie do przyjętych struktur sieci, statystyki regresyjne zawarto w tab. 3.30 oraz tab. 3.31. Z analizy wrażliwości wynika, że najwyższą rangę – 1 uzyskało względne przemieszczenie przedmiotu obrabianego dy , mierzone w kierunku działania składowej promieniowej siły skrawania F_p . Wysoka wartość ilorazu zarówno w zbiorze uczącym jak i walidacyjnym wskazuje, że niesie ono cenne informacje z punktu widzenia zdolności prognozowania wartości odchyłek kształtu i wymiaru gotowego wyrobu. Można przypuszczać, że determinuje ono jakość obrabianych przedmiotów. Przypuszczenie to potwierdzają statystyki regresyjne i wartość współczynnika korelacji wartości prognozowanych przez zbudowany model z wynikami eksperymentu.

Tab. 3.26. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔWym oraz odchyłek: walcowości ΔWal i okrągłości ΔOkr w poszczególnych zbiorach sieci MLP (4:4-20-3:3)

Odchyłka wymiaru ΔWym			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15082	0,14601	0,16115
Odchylenie standardowe	0,03959	0,03391	0,04585
Średni błąd	1,407·e-15	0,00679	0,02066
Odchylenie błędu	0,01818	0,01658	0,03863
Średni błąd bezwzględny	0,01410	0,01415	0,02886
Iloraz odchylenia	0,45926	0,48910	0,84236
Korelacja	0,88830	0,88212	0,81646
Odchyłka walcowości ΔWal			
Średnia	0,07337	0,07279	0,07936
Odchylenie standardowe	0,01523	0,01342	0,01951
Średni błąd	3,648·e-16	0,00117	0,00238
Odchylenie błędu	0,00515	0,00411	0,00816
Średni błąd bezwzględny	0,00399	0,00360	0,00592
Iloraz odchylenia	0,33877	0,30642	0,41824
Korelacja	0,94086	0,95532	0,91055
Odchyłka okrągłości ΔOkr			
Średnia	0,06351	0,06294	0,06676
Odchylenie standardowe	0,01232	0,01138	0,01283
Średni błąd	1,982·e-16	0,00093	0,00363
Odchylenie błędu	0,00402	0,00396	0,00729
Średni błąd bezwzględny	0,00336	0,00340	0,00564
Iloraz odchylenia	0,32686	0,34851	0,56828
Korelacja	0,94507	0,94049	0,89806

Tab. 3.27. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (4:4-15-3:3)

Odchyłka wymiaru ΔWym			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15082	0,14601	0,16115
Odchylenie standardowe	0,03959	0,03391	0,04585
Średni błąd	$1,407 \cdot e^{-15}$	0,00679	0,02066
Odchylenie błędu	0,01818	0,01658	0,03863
Średni błąd bezwzględny	0,01411	0,01415	0,02886
Iloraz odchylenia	0,45926	0,48910	0,84236
Korelacja	0,88830	0,88212	0,81646
Odchyłka walcowości ΔWal			
Średnia	0,07337	0,07279	0,07936
Odchylenie standardowe	0,01523	0,01342	0,01951
Średni błąd	$3,648 \cdot e^{-16}$	0,00117	0,00238
Odchylenie błędu	0,00515	0,00411	0,00816
Średni błąd bezwzględny	0,00399	0,00360	0,00592
Iloraz odchylenia	0,33877	0,30642	0,41824
Korelacja	0,94086	0,95532	0,91055
Odchyłka okrągłości ΔOkr			
Średnia	0,06352	0,06294	0,06676
Odchylenie standardowe	0,01232	0,01138	0,01283
Średni błąd	$1,982 \cdot e^{-16}$	0,00093	0,00363
Odchylenie błędu	0,00402	0,00396	0,00729
Średni błąd bezwzględny	0,00336	0,00340	0,00564
Iloraz odchylenia	0,32686	0,34851	0,56828
Korelacja	0,94507	0,94049	0,89806

Tab. 3.28. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-13:3:3)

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01396	0,00614
Iloraz	3,36660	1,48133
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01483	0,00680
Iloraz	3,60852	1,65635

Tab. 3.29. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (2:2-10:3:3)

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01527	0,00592
Iloraz	5,63420	1,97959
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01848	0,00644
Iloraz	7,73932	2,07959

Tab. 3.30. Statystyki regresyjne wartości odchyłki ΔW_{ym} oraz odchyłek ΔWal , ΔOkr dla sieci MLP (2:2-13-3:3)

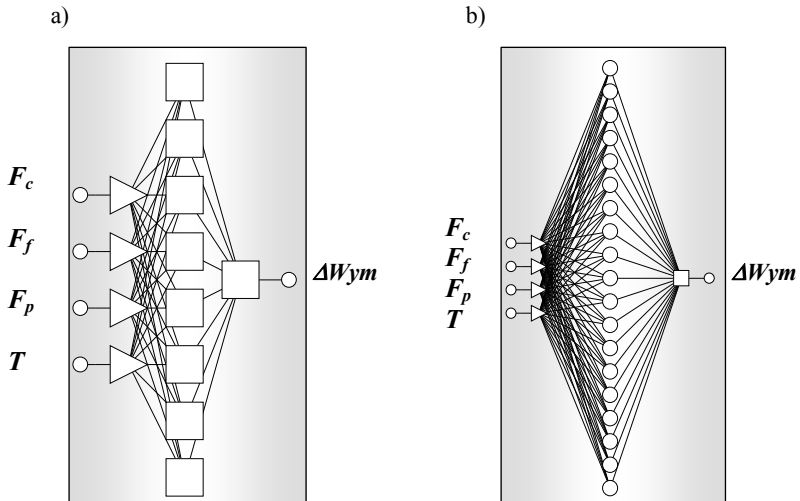
Odchyłka wymiaru ΔW_{ym}			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14969	0,15752	0,15160
Odchylenie standardowe	0,04028	0,04248	0,03735
Średni błąd	0,00508	0,00516	0,00569
Odchylenie błędu	0,00317	0,00373	0,00385
Średni błąd bezwzględny	0,00535	0,00570	0,00619
Iloraz odchylenia	0,07892	0,08798	0,10318
Korelacja	0,99688	0,99634	0,99616
Odchyłka walcowości ΔWal			
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	-0,00704	-0,00639	-0,00723
Odchylenie błędu	0,00397	0,00345	0,00472
Średni błąd bezwzględny	0,00706	0,00642	0,00777
Iloraz odchylenia	0,25177	0,19158	0,31588
Korelacja	0,96821	0,98189	0,94879
Odchyłka okrągłości ΔOkr			
Średnia	0,06362	0,06488	0,06452
Odchylenie standardowe	0,01209	0,01376	0,01109
Średni błąd	-0,00467	-0,00422	-0,00438
Odchylenie błędu	0,00244	0,00241	0,00272
Średni błąd bezwzględny	0,00471	0,00429	0,00448
Iloraz odchylenia	0,20249	0,17439	0,24598
Korelacja	0,97947	0,98468	0,96943

Tab. 3.31. Statystyki regresyjne wartości odchyłki ΔW_{ym} oraz odchyłek ΔW_{al} , ΔO_{kr} dla sieci RBF (2:2-10-3:3)

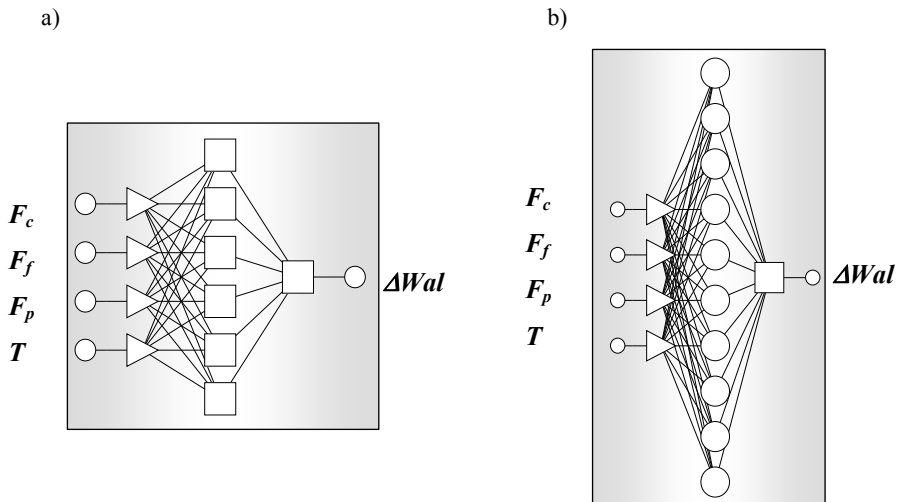
Odchyłka wymiaru ΔW_{ym}			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15580	0,14891	0,14787
Odchylenie standardowe	0,04101	0,03836	0,03998
Średni błąd	-0,00192	-0,00089	-0,00115
Odchylenie błędu	0,00397	0,00277	0,00400
Średni błąd bezwzględny	0,00320	0,00230	0,00299
Iloraz odchylenia	0,09697	0,07236	0,10019
Korelacja	0,99528	0,99751	0,99497
Odchyłka walcowości ΔW_{al}			
Średnia	0,07625	0,07391	0,07228
Średnia	0,01572	0,01575	0,01724
Odchylenie standardowe	0,00957	0,00980	0,01089
Średni błąd	0,00521	0,00535	0,00615
Odchylenie błędu	0,00965	0,00997	0,01106
Średni błąd bezwzględny	0,33179	0,34002	0,35672
Iloraz odchylenia	0,94335	0,94316	0,93878
Odchyłka okrągłości ΔO_{kr}			
Średnia	0,06541	0,06402	0,06176
Średnia	0,01234	0,01108	0,01256
Odchylenie standardowe	0,00422	0,00397	0,00570
Średni błąd	0,00360	0,00324	0,00412
Odchylenie błędu	0,00466	0,00432	0,00606
Średni błąd bezwzględny	0,29223	0,29283	0,31553
Iloraz odchylenia	0,95635	0,95688	0,95027

W wyniku dekompozycji obiektu badań prezentowanej w rozdziale 3.2 (rys. 3.6) uzyskano modele sieciowe przedstawione na rys. 3.19–3.21. Zaprezentowane sieci są jednowyjściowymi strukturami zdolnymi prognozować odchyłki kształtu (ΔW_{al} , ΔO_{kr}) i wymiaru (ΔW_{ym}) tulei cienkościennej.

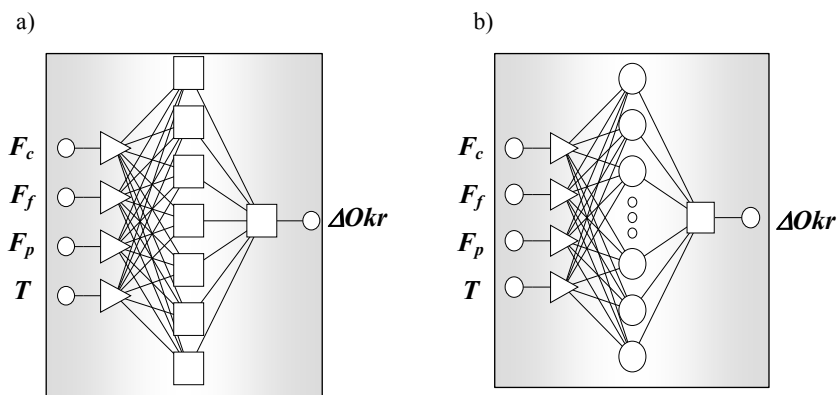
W tab. 3.32–3.37 zaprezentowano analizę wrażliwości zmiennych wejściowych modelu jednowyjściowego oraz statystyki regresyjne prognozowanej odchyłki wymiaru ΔW_{ym} .



Rys. 3.19. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
 a) sieć MLP (4:4-8-1:1), b) sieć RBF (4:4-19-1:1)



Rys. 3.20. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
 a) sieć MLP (4:4-6-1:1), b) sieć RBF (4:4-10-1:1)



Rys. 3.21. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki walcowości ΔW_{al} przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
 a) sieć MLP (2:2-7-1:1), b) sieć RBF (2:2-14-1:1).

Tab. 3.32. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-8-1:1) uczonej algorytmem BP

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,01981	0,04651	0,01994	0,02378
Iloraz	1,00381	2,35791	1,010787	1,20524
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,01947	0,03785	0,01968	0,02186
Iloraz	1,00672	1,95722	1,01772	1,13053

Tab. 3.33. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-8-1:1) metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,01874	0,04572	0,01989	0,02412
Iloraz	1,00409	2,35823	1,01097	1,20563
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,01952	0,03793	0,01959	0,02174
Iloraz	1,00669	1,95691	1,01714	1,13104

Tab. 3.34. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (4:4-8-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15011	0,14858	0,16018
Odchylenie standardowe	0,04081	0,03324	0,04451
Średni błąd	4,999·e-5	-0,00041	-0,00295
Odchylenie błędu	0,01987	0,01963	0,01671
Średni błąd bezwzględny	0,01404	0,01453	0,01265
Iloraz odchylenia	0,48702	0,59026	0,37556
Korelacja	0,87364	0,80723	0,92961

Tab. 3.35. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (4:4-8-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15011	0,14858	0,16018
Odchylenie standardowe	0,04081	0,03324	0,04451
Średni błąd	-0,00146	-0,00105	-0,00423
Odchylenie błędu	0,02004	0,02003	0,01762
Średni błąd bezwzględny	0,01499	0,01492	0,01388
Iloraz odchylenia	0,49113	0,60256	0,39580
Korelacja	0,87363	0,80111	0,92518

Tab. 3.36. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-19-1:1)

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	3	1	4	2
Błąd	0,03842	0,05689	0,03205	0,04115
Iloraz	2,31580	3,42866	1,93196	2,47998
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	3	1	2	4
Błąd	0,02653	0,04737	0,0278	0,02335
Iloraz	1,38824	2,47941	1,45471	1,22201

Tab. 3.37. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci RBF (4:4-19-1:1)

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,15000	0,14858	0,16018
Odchylenie standardowe	0,04081	0,03324	0,04451
Średni błąd	$3,647 \cdot e-16$	0,00440	0,00104
Odchylenie błędu	0,01672	0,01887	0,01917
Średni błąd bezwzględny	0,01214	0,01474	0,01307
Iloraz odchylenia	0,40962	0,56760	0,43062
Korelacja	0,91225	0,82336	0,90267

W tab. 3.38–3.43 przedstawiono odpowiednio analizę wrażliwości zmiennych wejściowych modeli oraz statystyki regresyjne prognozowanej odchyłki walcowości ΔWal , w zależności od rodzaju przyjętej sieci oraz algorytmu uczenia. Zawarte w tabelach parametry analizy wskazują na umiarkowaną zależność składowej posuwowej F_f oraz temperatury powierzchni obrabianego elementu T z prognozowanymi wartościami odchyłki walcowości ΔWal . Dla tych zmiennych iloraz przyjmuje niskie wartości – niewiele powyżej założonego progu 1,05. Wskazuje na to również wartość rangi przypisanej do analizowanych zmiennych.

Tab. 3.38. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	3	1	4	2
Błąd	0,00639	0,02091	0,00581	0,00893
Iloraz	1,08377	3,54179	1,08531	1,51350
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,00642	0,02271	0,00738	0,00803
Iloraz	0,96603	3,41813	1,11064	1,20911

Tab. 3.39. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-6-1:1) metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	4	2	3	1
Błąd	0,00621	0,03298	0,01097	0,03775
Iloraz	1,62174	8,61364	2,86448	9,85952
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	4	2	3	1
Błąd	0,00782	0,03638	0,01244	0,03883
Iloraz	1,12563	5,23080	1,78853	5,58313

Tab. 3.40. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	-0,00195	-0,00229	-0,00146
Odchylenie błędu	0,00580	0,00727	0,00720
Średni błąd bezwzględny	0,00478	0,00575	0,00560
Iloraz odchylenia	0,36781	0,40363	0,48208
Korelacja	0,92991	0,92156	0,87784

Tab. 3.41. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	1,652·e-5	0,00016	0,00073
Odchylenie błędu	0,00385	0,00705	0,00673
Średni błąd bezwzględny	0,00307	0,00506	0,00482
Iloraz odchylenia	0,24439	0,39172	0,45053
Korelacja	0,96968	0,92050	0,89778

Tab. 3.42. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-10-1:1)

Zmienna	$T[^\circ\text{C}]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,00602	0,01620	0,00721	0,00936
Iloraz	1,09707	2,68199	1,19142	1,55006
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	4	1	3	2
Błąd	0,00648	0,01682	0,00724	0,01019
Iloraz	1,08231	2,80837	1,20924	1,7009

Tab. 3.43. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci RBF (4:4-10-1:1)

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	4,245 e-17	-0,00022	0,00019
Odchylenie błędu	0,00608	0,00607	0,00606
Średni błąd bezwzględny	0,00501	0,00474	0,00456
Iloraz odchylenia	0,38572	0,33710	0,40591
Korelacja	0,92261	0,94884	0,91407

W odniesieniu do prognozowanej odchyłki okrągłości ΔOkr , prezentowane w tab. 3.44, tab. 3.45 wartości wielkości statystycznych świadczą również o niezbyt dużej zależności ΔOkr od takich miar prognostycznych jak: składowa obwodowa F_c i posuwowa siły skrawania F_f . Przedstawione wyniki potwierdzają ponownie stwierdzenie, że składowa promieniowa F_p niesie ze sobą najbardziej istotne informacje. Zaobserwowano, że iloraz zamieszczony w tab. 3.44, tab. 3.45 i tab. 3. 48 przyjmuje dla tej zmiennej najwyższe wartości.

Tab. 3.44. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	$T[^\circ C]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	2	1	3	4
Błąd	0,00503	0,01302	0,00501	0,00469
Iloraz	1,17709	3,04004	1,17165	1,09748
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	2	1	4	3
Błąd	0,005303	0,0137	0,00484	0,00506
Iloraz	1,158831	2,992687	1,05796	1,10626

Tab. 3.45. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-7-1:1) metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	$T[^\circ C]$	F_p [N]	F_f [N]	F_c [N]
dla zbioru uczącego				
Ranga	3	1	2	4
Błąd	0,00501	0,01553	0,00534	0,00455
Iloraz	1,23477	3,82921	1,31660	1,12347
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	2	1	3	4
Błąd	0,00528	0,01621	0,00502	0,00457
Iloraz	1,15916	3,55461	1,09828	1,00463

Jak wynika z przeprowadzonej analizy regresji wielkości prognozowanych (tab. 3.46, 3.47, 3.49), wartość współczynnika korelacji kształtuje się na poziomie 0,88 – 0,95.

Tab. 3.46. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (4:4-7-1:1) uczonej algorytmem BP

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06343	0,06497	0,06482
Odchylenie standardowe	0,01242	0,01368	0,01133
Średni błąd	8,873·e-5	-0,00048	0,00047
Odchylenie błędu	0,00431	0,00461	0,00550
Średni błąd bezwzględny	0,00344	0,00374	0,00439
Iloraz odchylenia	0,34709	0,33773	0,48592
Korelacja	0,93818	0,94190	0,88505

Tab. 3.47. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (4:4-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06343	0,06497	0,06482
Odchylenie standardowe	0,01242	0,01368	0,01133
Średni błąd	4,954·e-5	-0,00058	0,00051
Odchylenie błędu	0,00408	0,00458	0,00540
Średni błąd bezwzględny	0,00318	0,00371	0,00419
Iloraz odchylenia	0,32894	0,33541	0,47694
Korelacja	0,94435	0,94364	0,88600

Tab. 3.48. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-14-1:1)

Zmienna	$T [^{\circ}C]$	$F_p [N]$	$F_f [N]$	$F_c [N]$
dla zbioru uczącego				
Ranga	2	1	4	3
Błąd	0,00669	0,01295	0,00514	0,00566
Iloraz	1,72259	3,33409	1,32598	1,45894
dla zbioru walidacyjnego				
Ranga	3	1	4	2
Błąd	0,00494	0,01347	0,00484	0,00604
Iloraz	1,21470	3,31140	1,19026	1,48624

Tab. 3.49. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (4:4-14-1:1)

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06343	0,06497	0,06482
Odchylenie standardowe	0,01242	0,01368	0,01133
Średni błąd	-2,305·e-16	-0,00055	0,00025
Odchylenie błędu	0,00391	0,00409	0,00480
Średni błąd bezwzględny	0,00304	0,00338	0,00382
Iloraz odchylenia	0,31491	0,29920	0,42451
Korelacja	0,94911	0,95585	0,90953

Zbiór najlepszych sieci, umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji F_c , F_p , F_f , T zamieszczono w tab. 3.50, zaś zestawienie porównawcze modeli prognostycznych o najniższej wartości pierwiastka błędu średniokwadratowego RMS na rys. 3.22.

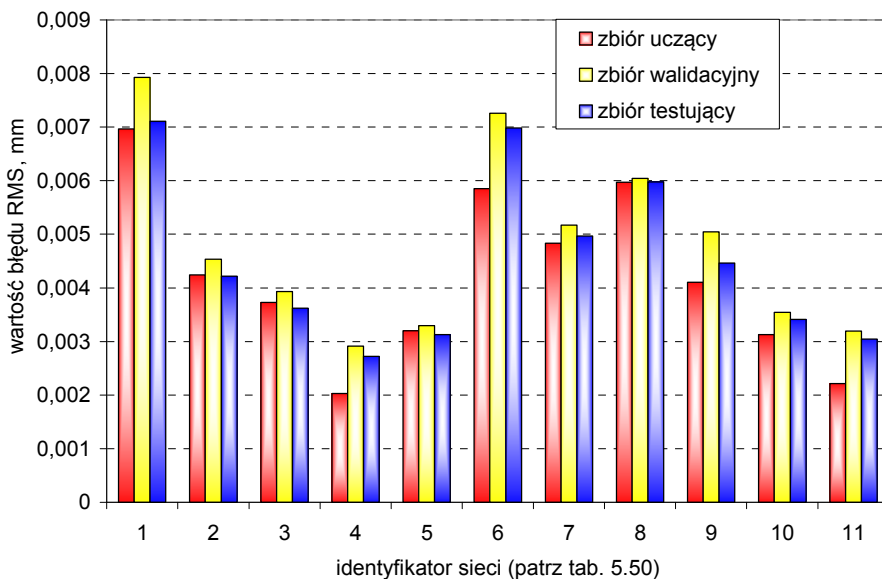
Tab. 3.50. Zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji F_c , F_p , F_f , T

l.p.	Typ sieci	Liczba wejść / neuronów ukrytych / wyjść			Wielkość prognozowana	Błąd RMS zbioru uczącego	Błąd RMS zbioru walidacji	Błąd RMS zbioru testującego	Algorytm Uczenia
1	MLP	4	20	3	ΔWym ΔWal ΔOkr	0,00696	0,00792	0,00711	BP
2	RBF	4	15	3	ΔWym ΔWal ΔOkr	0,00424	0,00453	0,00422	KM,KN,PI
3	MLP	4	8	1	ΔWym	0,00373	0,00393	0,00362	BP
4	MLP	4	8	1	ΔWym	0,00203	0,00291	0,00272	LM
5	RBF	4	19	1	ΔWym	0,00320	0,00329	0,00313	KM,KN,PI
6	MLP	4	6	1	ΔWal	0,00585	0,00726	0,00698	BP
7	MLP	4	6	1	ΔWal	0,00483	0,00517	0,00496	LM
8	RBF	4	10	1	ΔWal	0,00597	0,00604	0,0059	KM,KN,PI
9	MLP	4	7	1	ΔOkr	0,00410	0,00504	0,00446	BP
10	MLP	4	7	1	ΔOkr	0,00313	0,00354	0,00341	LM
11	RBF	4	14	1	ΔOkr	0,00221	0,00319	0,00304	KM,KN,PI

RMS – pierwiastek błędu średniokwadratowego [mm], BP – algorytm wstecznej propagacji błędu, LM – metodą Levenberga-Marquardta, KM – metoda k-średnich, KN – metoda k-najbliższych sąsiadów, PI – metoda pseudoinwersji.

Z zamieszczonych w tab. 3.50 danych wynika, że stosownie do przyjętych struktur modeli neuronowych (rys. 3.17, rys. 3.19–3.21) zdolności do uogólnia-

nia przez nie wiedzy jest bardzo wysoka (świadczy o tym niska wartość błędu RMS). W efekcie, przejawia się ona posiadaniem przez sieć umiejętności wyznaczania prawidłowych odpowiedzi dla tych danych wejściowych, które nie były prezentowane w trakcie uczenia (małe RMS dla zbioru testującego).



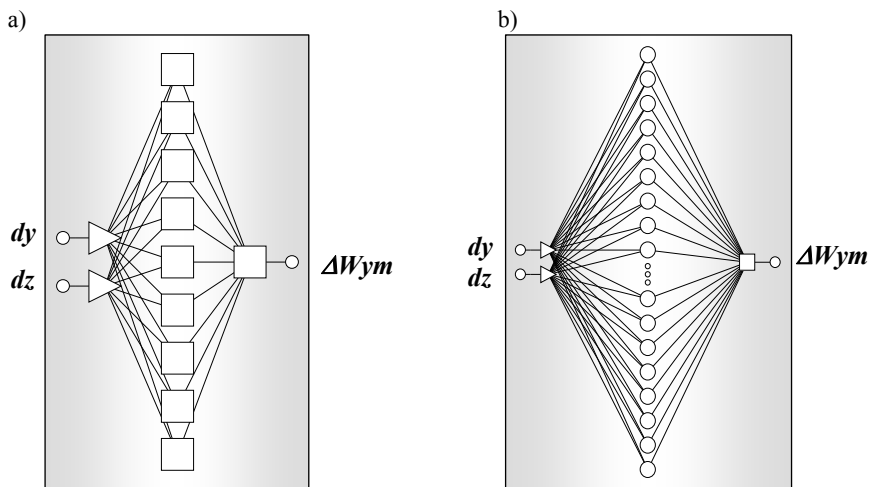
Rys. 3.22. Zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS w poszczególnych zbiorach, sieci użytych jako modele prognostyczne odchyłek kształtu i wymiaru, na podstawie składowych wypadkowej siły, skrawania F_c , F_p , F_f i temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego T

Dekompozycja trzywyjściowego modelu wnioskowania prognostycznego w oparciu o informacje zawarte w sumarycznych względnych przemieszczeniach przedmiotu obrabianego dy , dz podczas obróbki, pozwoliła na uzyskanie trzech modeli jednowyjściowych.

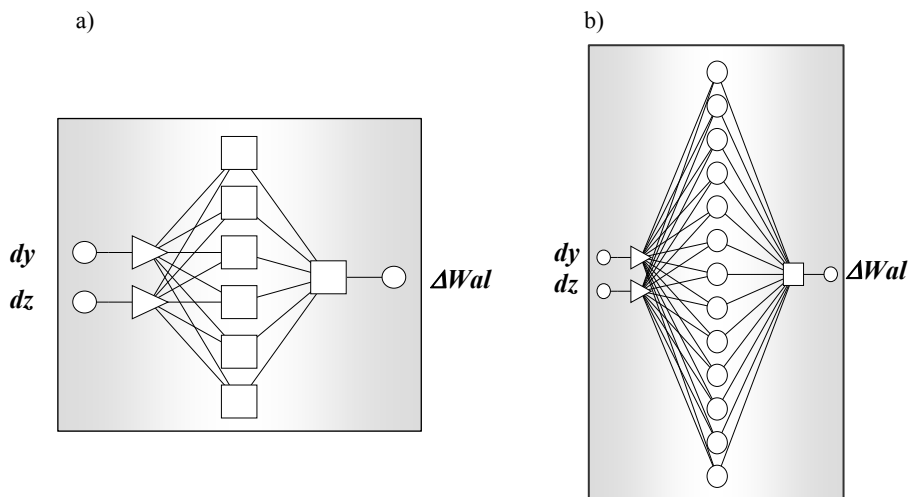
W wyniku wielokrotnych poszukiwań wspomaganymi programowo, wygenerowano struktury sieci neuronowych, możliwie jak najlepiej odwzorowujące modelowane związki. Na rys. 3.23–3.25 zaprezentowano modele w postaci sztucznych sieci neuronowych umożliwiających kolejno predykcję: odchyłki wymiaru ΔW_{ym} (rys. 3.23), odchyłki walцовości ΔW_{al} (rys. 3.24) oraz odchyłki okrągłości ΔO_{kr} (rys. 3.25).

Miarami prognostycznymi prezentowanych modeli są sumaryczne, względne przemieszczenia przedmiotu obrabianego, zarejestrowane w trakcie procesu skrawania dy , dz . Podobnie jak dla trzywyjściowych modeli wnioskowania, dla każdej struktury sieci oraz stosowanego algorytmu uczenia, przeprowadzono

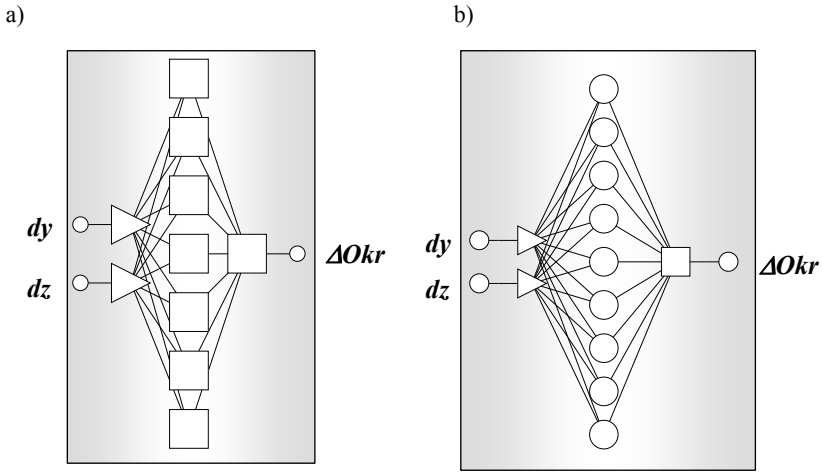
analizę wrażliwości zmiennych wejściowych dy , dz oraz dokonano analizy regresji stosownych zmiennych wyjściowych (ΔWal , ΔOkr , ΔWym).



Rys. 3.23. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
 a) sieć MLP (2:2-9-1:1), b) sieć RBF (2:2-22-1:1)



Rys. 3.24. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
 a) sieć MLP (2:2-6-1:1), b) sieć RBF (2:2-13-1:1)



Rys. 3.25. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście):
 a) sieć MLP (2:2-7-1:1), b) sieć RBF (2:2-9-1:1)

Tab. 3.51. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,03503	0,00642
Iloraz	12,04767	2,21003
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,03662	0,00713
Iloraz	11,84294	2,30736

Tab. 3.52. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,03503	0,00642
Iloraz	12,04767	2,21003
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,03662	0,00713
Iloraz	11,84294	2,30736

Tab. 3.53. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF 2:2-22-1:1

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,03585	0,01034
Iloraz	18,47852	5,32744
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,03798	0,01058
Iloraz	15,10873	4,20787

Wyniki przeprowadzonych obliczeń zestawiono kolejno dla: modelu prognozowania wartości odchyłki wymiaru w tab. 3.51–3.56, odchyłki walcowości w tab. 3.57–3.62, odchyłki okrągłości w tab. 3.63–3.68.

Tab. 3.54. Statystyki regresyjne błędu wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14969	0,15752	0,15160
Odchylenie standardowe	0,04028	0,04248	0,03735
Średni błąd	0,00193	0,00193	0,00248
Odchylenie błędu	0,00310	0,00355	0,00375
Średni błąd bezwzględny	0,00282	0,00304	0,00346
Iloraz odchylenia	0,07706	0,08369	0,10064
Korelacja	0,99702	0,99658	0,99631

Tab. 3.55. Statystyki regresyjne błędu wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,14969	0,15752	0,15160
Odchylenie standardowe	0,04028	0,04248	0,03735
Średni błąd	1,852·e-6	-0,00010	0,00087
Odchylenie błędu	0,00293	0,00313	0,00390
Średni błąd bezwzględny	0,00225	0,00226	0,00261
Iloraz odchylenia	0,07273	0,07385	0,10465
Korelacja	0,99735	0,99728	0,99641

Tab. 3.56. Statystyki regresyjne wartości odchylek ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr dla sieci RBF 2:2-22-1:1

Błąd wymiaru ΔW_{ym}			
Średnia	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Odchylenie standardowe	0,14969	0,15752	0,15160
Średni błąd	0,04028	0,04248	0,03735
Odchylenie błędu	-2,163·e-17	-0,00049	0,00050
Średni błąd bezwzględny	0,00195	0,00250	0,00294
Iloraz odchylenia	0,00143	0,00197	0,00218
Korelacja	0,04853	0,05888	0,07891
Średnia	0,99882	0,99828	0,99745

Tab. 3.57. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00937	0,00755
Iloraz	2,18578	1,76253
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01066	0,00789
Iloraz	2,99754	2,22104

Tab. 3.58. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,0118	0,00557
Iloraz	3,62705	1,71540
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01263	0,00681
Iloraz	4,16301	2,24578

Wyniki analizy wrażliwości zmiennych wejściowych dy , dz wskazują na bardzo istotną zależność promieniowego względnego przemieszczenia przedmiotu obrabianego dy z wartością odchyłki wymiaru ΔW_{ym} badanych tulei. Okazuje się, że podobnie jak dla modelu z trzema wyjściami zmienna dy determinuje nie tylko odchyłki wymiaru ΔW_{ym} ale także odchyłki kształtu (ΔWal , ΔOkr). Parametry analizy wrażliwości dowodzą (tab. 3.51 –3.53), że dla każdego modelu

jednowyjściowego ta miara prognostyczna otrzymuje rangę 1, a iloraz osiąga bardzo wysokie wartości. Okazuje się, że w każdym z analizowanych przypadków zmienna dz uzyskała rangę 2 i niższy iloraz (nawet znacznie w niektórych przypadkach). Świadczy to o tym, że niesie ona ze sobą mniej istotne informacje na temat prognozowanych wielkości.

Tab. 3.59. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (2:2-13-1:1)

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,01326	0,01255
Iloraz	4,53675	4,29471
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,0164	0,01227
Iloraz	6,01030	4,49607

Tab. 3.60. Statystyki regresyjne odchyłki walцовości ΔWal dla sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędów

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	-0,00167	-0,00096	-0,00184
Odchylenie błędów	0,00397	0,00347	0,00478
Średni błąd bezwzględny	0,00346	0,00288	0,00434
Iloraz odchylenia	0,25175	0,19275	0,32031
Korelacja	0,96779	0,98124	0,94769

Tab. 3.61. Statystyki regresyjne odchyłki walцовości ΔWal dla sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	5,43·e-6	-3,777·e-5	0,00013
Odchylenie błędów	0,00327	0,00308	0,00372
Średni błąd bezwzględny	0,00252	0,00232	0,00272
Iloraz odchylenia	0,20759	0,17093	0,24943
Korelacja	0,97821	0,98539	0,96953

Tab. 3.62. Statystyki regresyjne odchyłki ΔWal dla sieci RBF 2:2-13-1:1

Odchyłka walcowości ΔWal			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,07394	0,07556	0,07533
Odchylenie standardowe	0,01578	0,01802	0,01494
Średni błąd	-1,008·e-16	0,00031	7,926·e-5
Odchylenie błędu	0,00294	0,00275	0,00348
Średni błąd bezwzględny	0,00216	0,00197	0,00245
Iloraz odchylenia	0,18653	0,15270	0,23321
Korelacja	0,98244	0,98827	0,97315

Analiza prezentowanych wyników wrażliwości zmiennych wejściowych sieci, na podstawie których dokonuje się estymacji progностycznej odchyłki walcowości ΔWal oraz okrągłości ΔOkr , prowadzi do identycznych wniosków. Wynika z niej również, że najistotniejsze znaczenie z punktu widzenia modelu progностycznego ma zmienna dy , chociaż jej wartość jakościowa niewiele przewyższa zmienną dz .

Tab. 5.63. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-7-1:1) uczoney algorytmem wstecznej propagacji błędu

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00789	0,00503
Iloraz	3,14724	2,00768
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00836	0,00570
Iloraz	3,52811	2,40365

Tab. 5.64. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-7-1:1) uczoney metoda Levenberga-Marquardta

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00810	0,00517
Iloraz	3,36889	2,15012
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00849	0,00585
Iloraz	3,46696	2,38860

Tab. 5.65. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (2:2-9-1:1)

Zmienna	dy [mm]	dz [mm]
dla zbioru uczącego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00797	0,00643
Iloraz	3,36146	2,71226
dla zbioru walidacyjnego		
Ranga	1	2
Błąd	0,00871	0,00721
Iloraz	3,37038	2,78768

Tab. 5.66. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (2:2-7-1:1) uczoney algorytmem wstecznej propagacji błędu

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06362	0,06488	0,06452
Odchylenie standardowe	0,01209	0,01376	0,01109
Średni błąd	-0,00065	-0,00015	-0,00037
Odchylenie błędu	0,00244	0,00240	0,00276
Średni błąd bezwzględny	0,00184	0,00199	0,00214
Iloraz odchylenia	0,20192	0,17460	0,24914
Korelacja	0,97940	0,98476	0,96920

Tab. 5.67. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (2:2-7-1:1) uczoney metodą Levenberga-Marquardta

Nazwa zbioru	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06362	0,06488	0,06452
Odchylenie standardowe	0,01209	0,01376	0,01109
Średni błąd	-6,134-e-8	0,00056	0,00029
Odchylenie błędu	0,00242	0,00241	0,00279
Średni błąd bezwzględny	0,00175	0,00186	0,002066
Iloraz odchylenia	0,20058	0,17580	0,25207
Korelacja	0,97967	0,98460	0,96832

Z przedstawionych w tab. 3.54–3.56, 3.60–3.62, 3.66–3.68 statystyk regresyjnych, wynika, że dla każdej sieci modelującej jedną zmienną (ΔWal lub ΔOkr lub ΔWym) oraz dla każdej metody uczenia, prognozowane przez sieć zmienne wyjściowe korelują na bardzo wysokim poziomie z wartościami uzyskanymi podczas badań eksperymentalnych. Wartość współczynnika korelacji dla odpo-

wiednich modeli zawiera się w przedziale 0,80–0,99. W tab. 3.69 zestawiono zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji dy , dz .

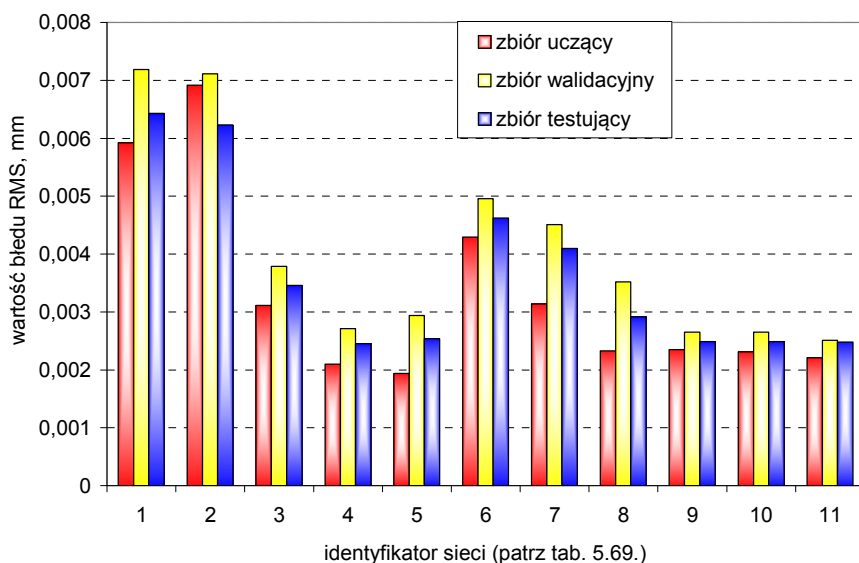
Tab. 5.68. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (2:2-9-1:1)

Odchyłka walcowości ΔWal			
Zbiór	Uczący	Walidacyjny	Testujący
Średnia	0,06362	0,06488	0,06452
Odchylenie standardowe	0,01209	0,01376	0,01109
Średni błąd	1,241·e-14	0,00060	0,00047
Odchylenie błędu	0,00239	0,00255	0,00304
Średni błąd bezwzględny	0,00173	0,00190	0,00226
Iloraz odchylenia	0,19773	0,18542	0,27452
Korelacja	0,98025	0,98318	0,96405

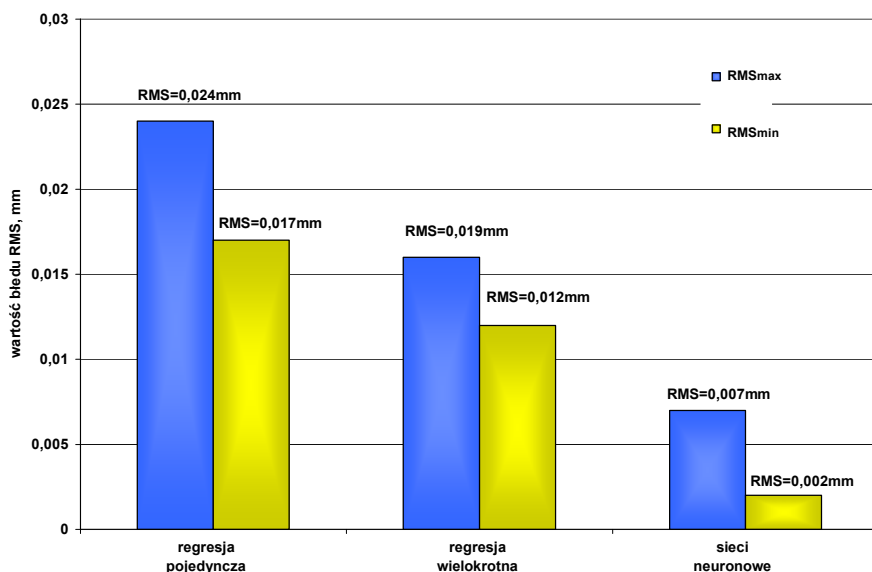
Tab. 3.69. Zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji dy , dz

l.p.	Typ sieci	Liczba wejść / neuronów ukrytych / wyjść			Wielkość prognozowana	Błąd RMS zbioru uczącego	Błąd RMS zbioru walidacji	Błąd RMS zbioru testującego	Algorytm Uczenia
		2	13	3					
1	MLP	2	13	3	ΔWym ΔWal ΔOkr	0,00592	0,00719	0,00643	BP
2	RBF	2	10	3	ΔWym ΔWal ΔOkr	0,00692	0,00711	0,00623	KM,KN,PI
3	MLP	2	9	1	ΔWym	0,00311	0,00379	0,00346	BP
4	MLP	2	9	1	ΔWym	0,00210	0,00271	0,00245	LM
5	RBF	2	22	1	ΔWym	0,00194	0,00294	0,00254	KM,KN,PI
6	MLP	2	6	1	ΔWal	0,00429	0,00496	0,00462	BP
7	MLP	2	6	1	ΔWal	0,00314	0,00451	0,00412	LM
8	RBF	2	13	1	ΔWal	0,00233	0,00352	0,00292	KM,KN,PI
9	MLP	2	7	1	ΔOkr	0,00235	0,00265	0,00249	BP
10	MLP	2	7	1	ΔOkr	0,00231	0,00265	0,00249	LM
11	RBF	2	9	1	ΔOkr	0,00221	0,00251	0,00248	KM,KN,PI

RMS – pierwiastek błędu średniokwadratowego [mm], BP – algorytm wstecznej propagacji błędu, LM – metodą Levenberga-Marquardta, KM – metoda k-średnich, KN – metoda k-najbliższych sąsiadów, PI – metoda pseudoinwersji.



Rys. 3.26. Zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS w poszczególnych zbiorach, sieci użytych jako modele prognostyczne odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie sumarycznych, względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego podczas skrawania dy , dz



Rys. 3.27. Zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS dla modeli jednej i wielu zmiennych oraz sztucznych sieci neuronowych

Wyniki zaprezentowane w tab. 3.69 oraz zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS w poszczególnych zbiorach sieci użytych do modelowania (rys. 3.26) wskazują na bardzo dobrą zdolność modelu do generalizowania zdobytej wiedzy. W efekcie możemy spodziewać się, że wartości prognozowanych wielkości ΔW_{ym} ΔW_{al} ΔO_{kr} dla dowolnie zadawanych parametrów wejściowych modeli dy , dz , z zadowalającą precyzją odzwierciedlą modelowane związki.

Przyjmując wartość błędu RMS jako kryterium oceny zdolności prognostycznych zbudowanych modeli okazuje się, że modele zbudowane w oparciu o sztuczne sieci neuronowe w stosunku do modeli regresji jednej i wielu zmiennych wykazują zdecydowanie lepsze wyniki (rys. 3.27).

Z porównania uśrednionej wartości błędu RMS dla wszystkich zbudowanych modeli wynika, że sztuczne sieci neuronowe w 31% posiadają lepszą zdolność prognozowania błędów kształtu i wymiaru w stosunku do modeli regresji wielu zmiennych oraz 78% w stosunku do modeli jednej zmiennej.

3.3. Podsumowanie i wnioski

Przedłożone rozważania oraz wyniki uczenia, walidacji i niezależnego testowania sztucznych sieci neuronowych użytych do zbudowania jedno oraz trzywyjściowych modeli neuronowych, dają podstawę do sformułowania następujących wniosków:

- przeprowadzone analizy dają optymistyczne przesłanki co do możliwości aplikacji sztucznych sieci neuronowych do modelowania odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotów wytwarzanych w procesie skrawania (wysokie współczynniki korelacji, małe wartości błędu RMS).
- decydującym kryterium wyboru sieci neuronowej jako narzędzia do zadań aproksymacji i celów prognostycznych jest jej zdolność odtwarzania informacji zdobytych podczas procesu uczenia. Poszukiwanie optymalnej struktury sieci wskazuje, że do prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru najlepsze właściwości wykazują sieci wielowarstwowe typu MLP oraz sieci RBF.
- strukturami pozwalającymi jak najwierniej odwzorować modelowane związki okazały się sieci dwuwarstwowe z jedną n -neuronową warstwą ukrytą.
- uwzględniając wartość błędu RMS dla zbioru testującego jako kryterium weryfikacji najlepszego modelu neuronowego okazało się, że do prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie informacji zawartej w technologicznych parametrach skrawania najlepsze rezultaty uzyskano: w przypadku modeli trzywyjściowych → dla sieci MLP uczonych algorytmem wstecznej propagacji błędu BP (RMS=0,00359), zaś dla modeli jednowyjściowych → dla sieci MLP uczonych metodą Levenberga-Marquardta (RMS=0,00106–0,002152).
- do prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie informacji zawartej w składowych wypadkowej siły skrawania i temperaturze po-

wierzchni przedmiotu obrabianego najlepsze wyniki wykazały: dla modeli trzywyjściowych → sieci RBF (RMS=0,00422), zaś dla modeli jednowyjściowych → sieci MLP uczone metodą Levenberga-Marquardta (RMS=0,00272–0,004966).

- do prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru w oparciu o względne, sumaryczne przemieszczenia przedmiotu obrabianego najlepsze wyniki wykazały: dla modeli trzywyjściowych → sieci RBF (RMS=0,00623), zaś dla modeli jednowyjściowych → sieci MLP uczonych metodą Levenberga-Marquardta (RMS=0,00245–0,0041).
- zdolność prognostyczna modeli zbudowanych z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych jest wyższa o 31% w stosunku do modeli regresji wielu zmiennych oraz 78% w stosunku do modeli jednej zmiennej.

4. Wyniki modelowania

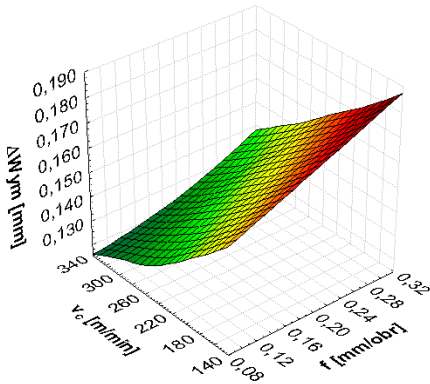
W efekcie przeprowadzonego procesu uczenia sztucznych sieci neuronowych, walidacji i niezależnego testowania otrzymano użyteczne narzędzia numeryczne w postaci modeli neuronowych umożliwiających prognozowanie błędów kształtu i wymiaru przedmiotów obrabianych. Jednakże w przypadku zastosowanego narzędzia numerycznego trzeba wyraźnie zaznaczyć, że funkcje aproksymujące wyniki badań nie są prezentowane w sposób jawny jako funkcje matematyczne (jak ma to miejsce w przypadku klasycznej analizy regresji). Podczas wykorzystania sieci neuronowych do modelowania, sieć pełni rolę „czarnej skrzynki”, na której wejście podawane są wartości wielkości wejściowych, zaś na wyjściu (w wyniku złożonych procedur) uzyskiwane są interesujące nas wartości wielkości wyjściowych. Wyniki tych złożonych „obliczeń” wizualizowane są w formie graficznej. Stosownie do przyjętego w rozdziale 3 podziału modeli, zostaną zaprezentowane wyniki prognozowania przez sieci błędów kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego. W pierwszej kolejności zostaną zaprezentowane i omówione efekty działania modeli użytecznych z punktu widzenia projektowania technologii obróbki a następnie modeli opracowanych w kontekście sterowania trajektorią ostrza narzędzia skrawającego. Z uwagi na liczne wyniki modelowania, w formie graficznej zostaną zaprezentowane jedynie rezultaty działania modeli z trzema wyjściami. Prognozowane powierzchnie odpowiedzi modeli z jednym wyjściem dołączono w formie załączników na końcu opracowania.

4.1. Wyniki prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru w aspekcie projektowania technologii obróbki

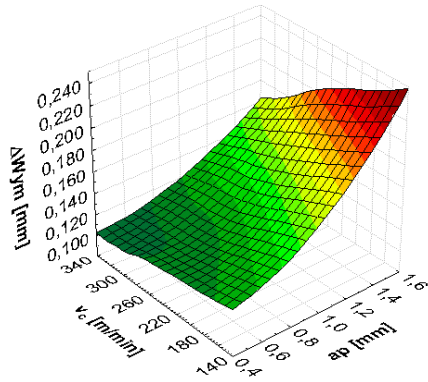
Jak zaznaczono w rozdziale 3.2 w kontekście osiągnięcia wymaganych przez konstruktora cech geometrycznych wyrobu, sterowanie procesem obróbki jest możliwe między innymi poprzez odpowiedni dobór parametrów obróbki, kolejności zabiegów obróbkowych i liczbę przejść. W oparciu o zbudowane modele prognostyczne wygenerowano charakterystyczne powierzchnie odpowiedzi, opisujące związki zachodzące pomiędzy sterowalnymi technologicznymi parametrami obróbki a_p , f , v_c a odchyłkami kształtu (ΔWal , ΔOkr) i wymiaru ΔWym przedmiotów kształtowanych w procesie skrawania toczeniem. Poszczególne związki modelowanych wielkości przedstawiono w funkcji dwóch parametrów wejściowych modelu. Powierzchnie odpowiedzi na zadane dane wejściowe (a_p , v_c , f) modelu z trzema wyjściami (ΔWym , ΔWal , ΔOkr), zbudowanego w oparciu o sztuczną sieć neuronową MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP, zaprezentowano na rys. 4.1–4.3.

Z zaprezentowanych na rys. 4.1 charakterystyk wynika, że wzrost wartości technologicznych parametrów skrawania a_p , f , v_c w sposób jednoznaczny wpływa na wartość prognozowanej odchyłki wymiaru ΔW_{ym} gotowego wyrobu.

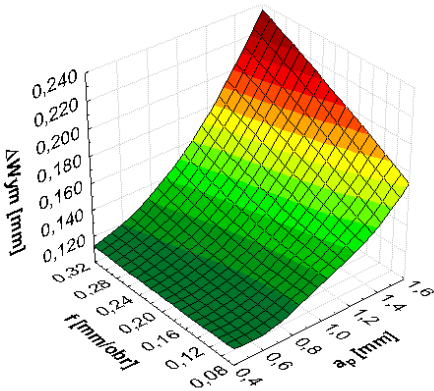
a) dla $a_p = 1$ mm



b) dla $f = 0,2$ mm/obr



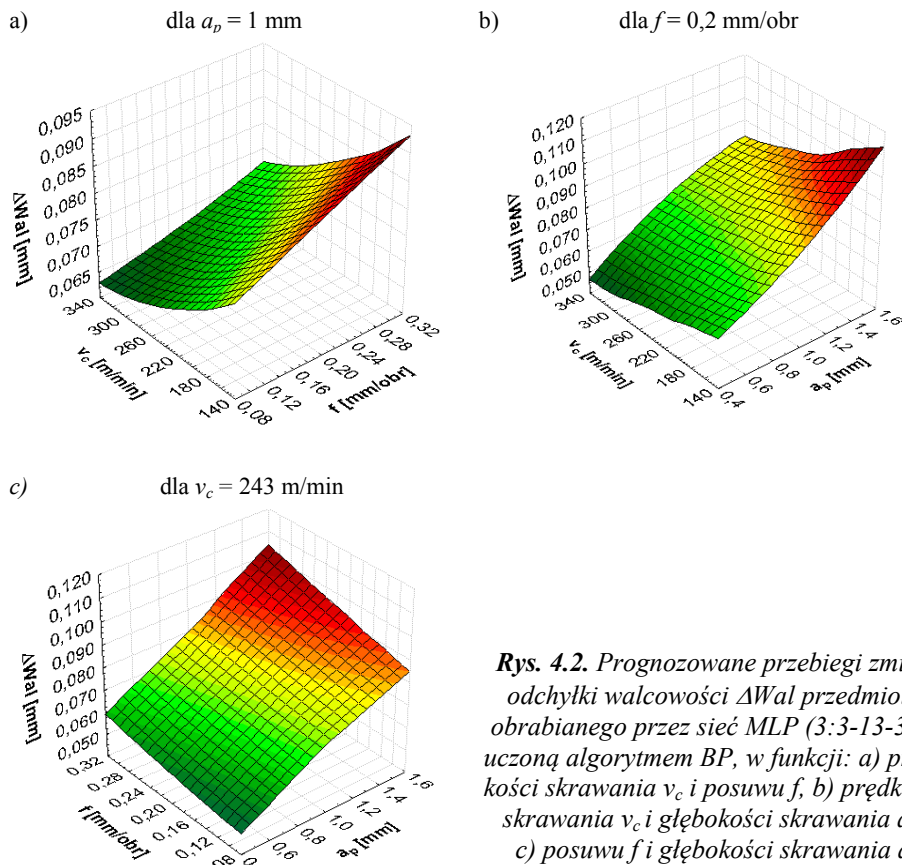
c) dla $v_c = 243$ m/min



Rys. 4.1. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przez sieć MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

Szczególnie wyraźnie zaznacza się wpływ głębokości skrawania a_p na wartość prognozowanej odchyłki ΔW_{ym} . Z rys. 4.1a i rys. 4.1b wynika również, że wzrost prędkości skrawania v_c powoduje zmniejszanie się odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , zaś narastanie wartości posuwu f i głębokości skrawania a_p powoduje efekt odwrotny. Taki charakter zmian wskazywała także przeprowadzona w rozdziale 2.4 analiza korelacji zmiennych wejściowych i wyjściowych modelu. Wpływ głębokości skrawania a_p oraz posuwu f na wartość prognozowanej odchyłki ΔW_{ym} można wyjaśnić następująco. Wraz ze wzrostem a_p oraz f wzrasta pole przekroju warstwy skrawanej A . W efekcie prowadzi to do wzrostu oporów skrawania. Wzrost oporów skrawania powoduje, że niezbędna do pokonania oporu materiału obrabianego siła skrawania F_s wzrasta w sposób istotny.

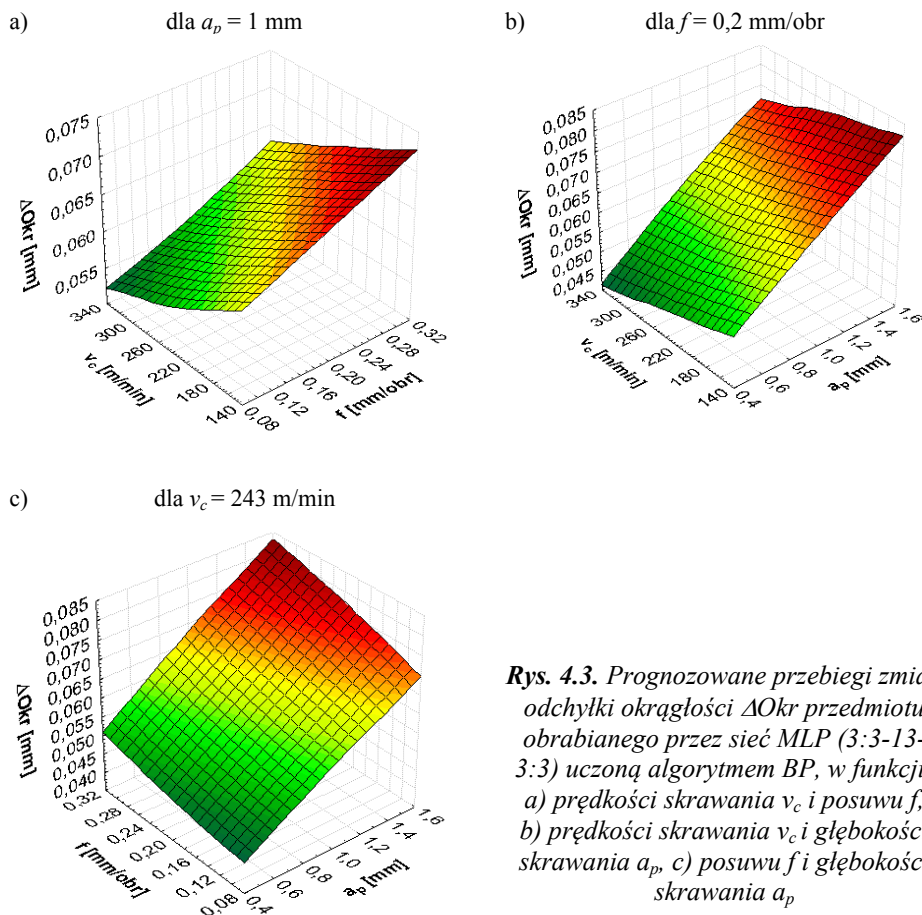
To z kolei skutkuje wzrostem poszczególnych składowych wypadkowej siły skrawania (F_c , F_p , F_f), powodujących sprężyste ugięcie obrabianego elementu – szczególnie w kierunku działania składowej promieniowej F_p . W rezultacie, wywołane sprężyste odkształcenia przedmiotu obrabianego utrudniają dotrzymanie wymagań wymiarowych kształtowanej części. Ponadto, wzrost przekroju warstwy skrawanej A powoduje, że w efekcie jej przetwarzania w wiór, wzrasta ilość ciepła generowanego podczas obróbki Q .



Rys. 4.2. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

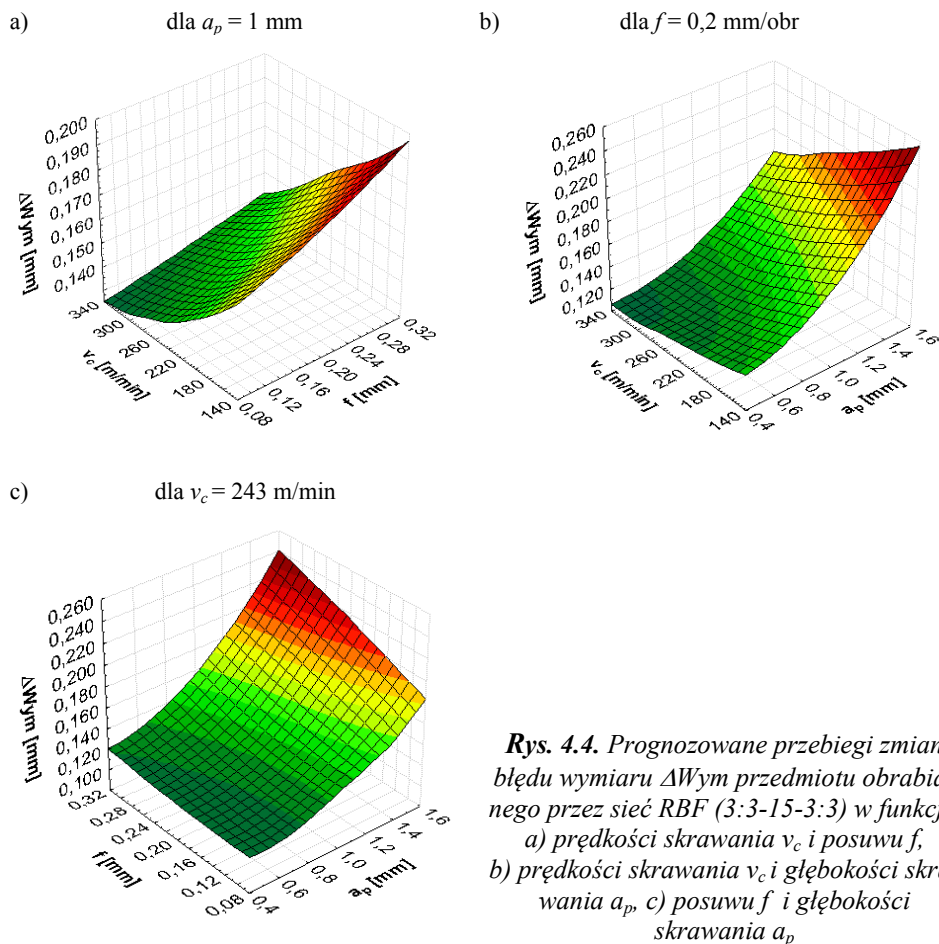
Praca tarcia na powierzchniach roboczych ostrza narzędzia, zarówno w płaszczyźnie kontaktowej z wiórem jak również w obszarze kontaktu z przedmiotem obrabianym oraz praca odkształceń sprężystych i plastycznych w strefie ścinania, powoduje wzrost wartości powstającego strumienia ciepła. W związku z tym wzrasta również udział poszczególnych strumieni cząstkowych, w tym także istotnych z punktu widzenia prowadzonych badań, strumieni ciepła kierowanego do przedmiotu obrabianego i narzędzia. W konsekwencji

powoduje to przyrost wartości temperatury zarówno ostrza narzędzia skrawającego, jak również obrabianego elementu.



Efekt ten uwidacznia się w sposób szczególny w przypadku kształtowania przedmiotów cienkościennych oraz wałków o małym przekroju. Następnie, wskutek zjawiska rozszerzalności liniowej obydwu elementów systemu obróbkowego, wartości powstających błędów w sposób istotny pogarszają dokładność wymiarowo – kształtową obrabianej części. Efektem tego jest wzrost mierzalnej odchyłki wymiaru ΔW_{ym} analizowanej w pracy tulei cienkościennej, oraz jak wynika z rys. 4.2 oraz rys. 4.3, również odchyłek kształtu ΔWal , ΔO_{kr} .

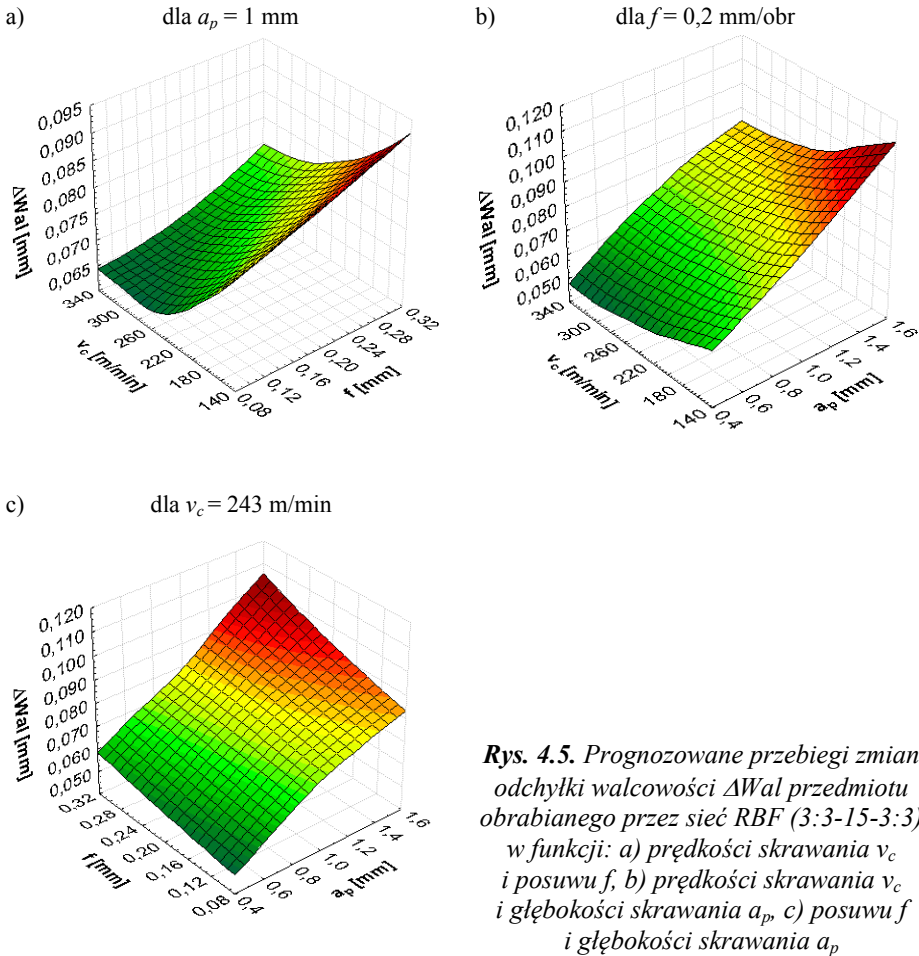
Prognozowane przez sieć MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal oraz okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego dowodzą, że wartości przewidywanych wielkości (ΔWal , ΔO_{kr}) przyjmują wysoki poziom, równy w przybliżeniu połowie wartości prognozowanej odchyłki wymiaru.



Rys. 4.4. Prognozowane przebiegi zmian błędu wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-15-3:3) w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

Jak wspomniano powyżej, ujemna korelacja prędkości skrawania v_c dotyczy nie tylko błędu wymiaru ΔW_{ym} , ale również odchyłki walcowości ΔWal i okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego. Efektem tego jest obserwowana tendencja zmniejszania się wartości analizowanych odchyłek w funkcji prędkości skrawania (rys. 4.2 oraz rys. 4.3). Uzyskane w oparciu o zbudowany prognostyczny model neuronowy wyniki potwierdzają, że wzrost prędkości skrawania v_c powoduje zmniejszanie się również odchyłki walcowości ΔWal oraz okrągłości ΔOkr .

Wyniki działania najlepszej sieci RBF o architekturze (3:3-15-3:3), na zadane dane wejściowe a_p , f , v_c , zaprezentowano w formie powierzchniowych wykresów odpowiedzi na rys. 4.4–4.6. Rys. 4.4 przedstawia prognozowany charakter zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego, w funkcji technologicznych parametrów skrawania. Na rys. 4.5 zaprezentowano przebieg zmian odchyłki walcowości ΔWal , zaś na rys. 4.6 odchyłki okrągłości ΔOkr .

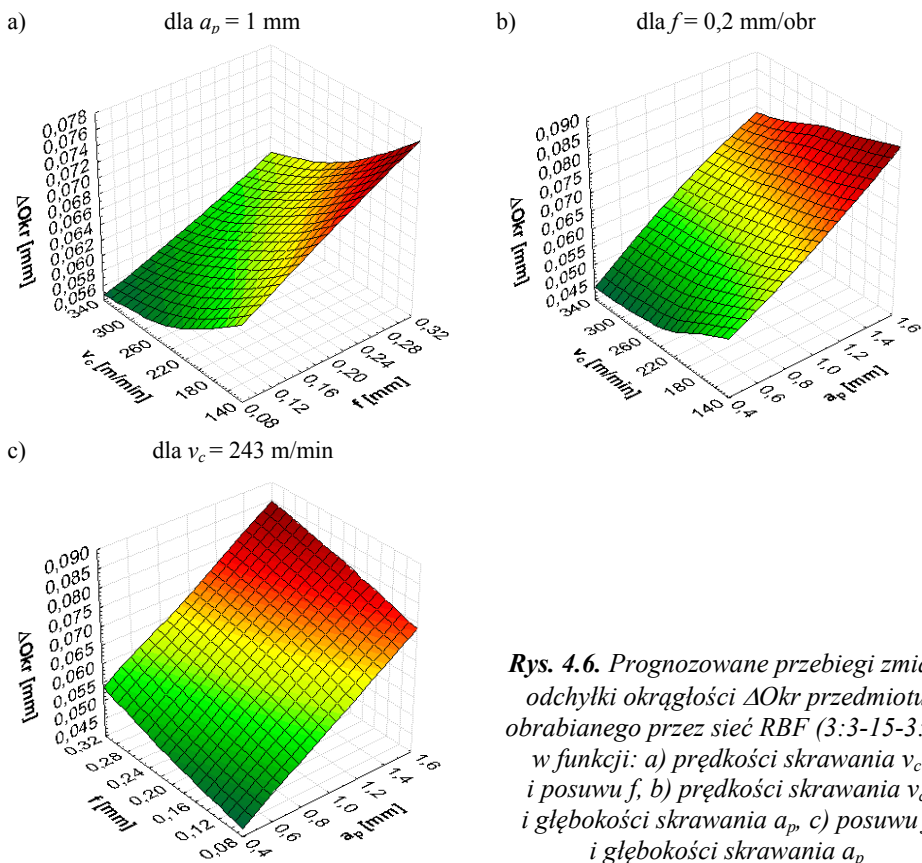


Rys. 4.5. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-15-3:3) w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

Jak wynika z prezentowanych wykresów (rys. 4.4–4.6), zarówno głębokość skrawania a_p jak i posuw f powodują przyrost wartości analizowanych odchyłek, w całym zakresie zmienności miar prognostycznych. Należy nadmienić, że również dla tego modelu, dla dużych wartości parametrów obróbki wpływ poszczególnych zmiennych wejściowych (a_p , v_c , f) zaznacza się w sposób bardzo wyraźny. Dla przedziału o niskich wartościach a_p , v_c , f , zarówno odchyłki wymiaru jak i kształtu wzrastają w sposób nieznaczny.

Wyniki modelowania wskazują, że dla pewnych kombinacji parametrów wejściowych modeli, przebieg zmian odchyłek kształtu i wymiaru (ΔW_{ym} , ΔWal , ΔOkr) ma charakter liniowy. Nie oznacza to jednak, że taki przebieg dotyczy całego przedziału zmienności tych parametrów. Prezentowane na rysunkach wyniki dowodzą, że w przypadku analizy całego przedziału zmienności stosowanych miar prognostycznych (a_p , v_c , f), charakter modelowanych związków

ków jest wyraźnie nieliniowy. Nieliniowości te są tym większe, im wyższy zakres parametrów skrawania jest analizowany. Szczególnie wyraźnie nieliniowości te zaznaczają się dla dużych wartości parametrów wejściowych modeli (na przykład rys. 4.4c).



Rys. 4.6. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-15-3:3) w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

Dla modelu opartego na sieci neuronowej typu RBF (3:3-15-3:3) (przedstawionego na rys. 4.4–4.6), nieliniowości te dotyczą w głównej mierze prędkości skrawania v_c , przy czym jej malejący charakter wpływu na wartości poszczególnych odchyłek (ΔW_{ym} , ΔW_{al} , ΔO_{kr}) pozostaje zachowany, jak dla modeli prezentowanych na (rys. 4.1–4.3).

Dla skrajnych warunków obróbki (duża głębokość skrawania i posuw, mała prędkość skrawania), prognozowana maksymalna wartość odchyłki wymiaru ΔW_{ym} kształtuje się na poziomie 0,190–0,260 mm, odchyłka walcowości ΔW_{al} odpowiednio na poziomie 0,095–0,120 mm i odchyłka okrągłości ΔO_{kr} na poziomie 0,075–0,085 mm.

Dla niskich wartości posuwu, głębokości skrawania i wyższych wartości prędkości skrawania, maksymalne wartości błędów kształtu i wymiaru wynoszą odpowiednio: prognozowana maksymalna wartość odchyłki wymiaru $\Delta W_{ym} \rightarrow 0,100-0,130\text{mm}$, odchyłki walcowości $\Delta W_{al} \rightarrow 0,040-0,060\text{mm}$ i odchyłki okrągłości $\Delta O_{kr} \rightarrow 0,030-0,050\text{mm}$.

Okazuje się, że wyniki analizy wartości odchyłek prognozowanych na podstawie modeli z jednym wyjściem są porównywalne, zarówno pod względem charakteru zmian jak również estymowanych wartości. Szczegółowe wyniki działania tych modeli, prognozujących kolejno: odchyłkę wymiaru ΔW_{ym} , walcowości ΔW_{al} i okrągłości ΔO_{kr} , zaprezentowano w dołączonym załączniku nr 1.

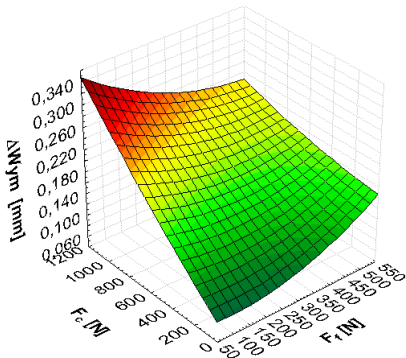
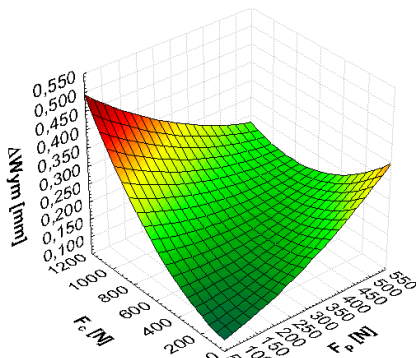
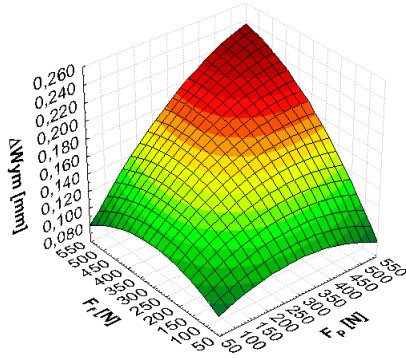
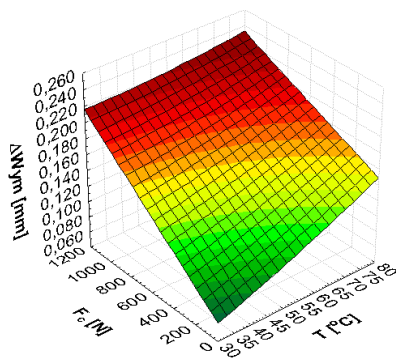
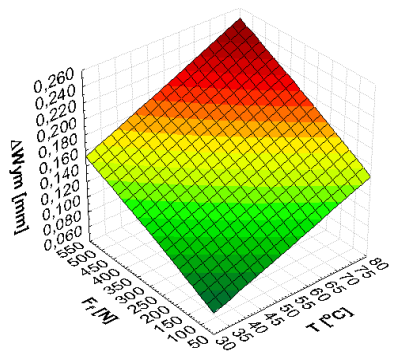
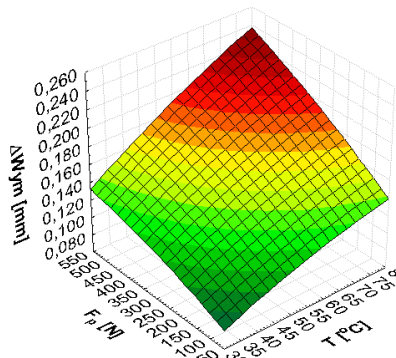
Omawiane wyniki dowodzą, że problemy kształtowania przedmiotów w procesie skrawania toczeniem dotyczą nie tylko dokładności wymiarowej, ale również w znacznym stopniu zachowania dokładności kształtowej.

4.2. Wyniki prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia

Zgodnie z założeniami przyjętymi w rozdziale 3.2, użyteczność modeli prognostycznych w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia, może być rozważana jedynie wówczas, kiedy w oparciu o mierzalne podczas procesu skrawania miary prognostyczne i ich skorelowane związki z interesującymi nas parametrami stanu geometrycznego wyrobu, będziemy w stanie wiarygodnie przewidywać wartości odchyłek kształtu (ΔW_{al} , ΔO_{kr}) i wymiaru ΔW_{ym} . Z przeprowadzonych analiz wynika, że istotnymi miarami diagnostycznymi w tym wypadku są składowe wypadkowej siły skrawania (F_c , F_f , F_p) i temperatura przedmiotu obrabianego T . W oparciu o te parametry – charakteryzujące proces skrawania, zbudowano modele, których wyniki działania w postaci wykresów powierzchniowych odpowiedzi, w funkcji dwóch zmiennych wejściowych modelu zostaną zaprezentowane na kolejnych rysunkach. Jak zaznaczono w wstępie rozdziału 4, z uwagi na liczne wyniki modelowania, zostaną zaprezentowane jedynie rezultaty działania modeli z trzema wyjściami. Pozostałe wyniki dołączono w postaci załącznika nr 2.

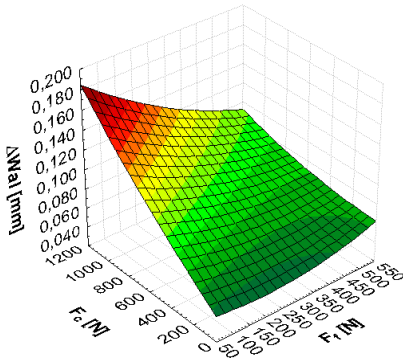
4.2.1. Wyniki działania modelu „4WE” – F_c , F_p , F_f , $T \leftrightarrow$ „3WY” – ΔW_{ym} , ΔW_{al} , ΔO_{kr}

Na rys. 4.7 przedstawiono przebieg zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} w funkcji składowych wypadkowej siły skrawania (F_c , F_f , F_p) oraz temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego T . Prezentowane wyniki, są efektem działania modelu prognostycznego zbudowanego w oparciu o sieć neuronową MLP (rys. 3.17a), uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędu.

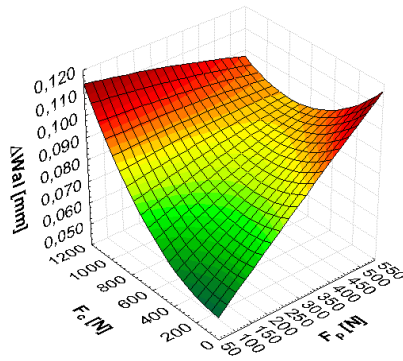
a) dla: $F_p = 250 \text{ N}$, $T = 56^\circ\text{C}$ b) dla: $F_f = 220 \text{ N}$, $T = 56^\circ\text{C}$ c) dla $F_c = 456 \text{ N}$, $T = 56^\circ\text{C}$ d) dla: $F_p = 250 \text{ N}$, $F_f = 220 \text{ N}$ e) dla: $F_p = 250 \text{ N}$, $F_c = 456 \text{ N}$ f) dla: $F_f = 220 \text{ N}$, $F_c = 456 \text{ N}$ 

Rys. 4.7. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-20-3:3) uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędów, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

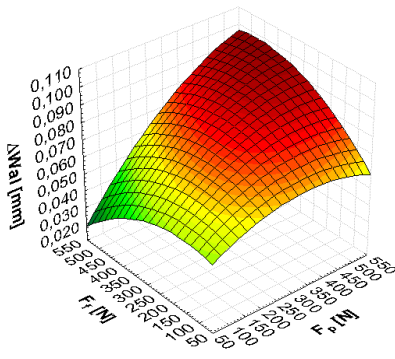
a) dla: $F_p=250\text{ N}$, $T=56^\circ\text{C}$



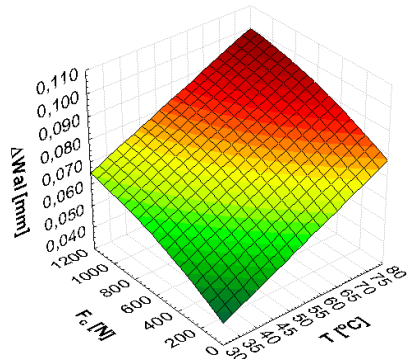
b) dla: $F_f=220\text{ N}$, $T=56^\circ\text{C}$



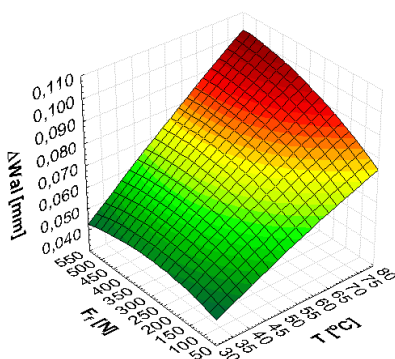
c) dla $F_c=456\text{ N}$, $T=56^\circ\text{C}$



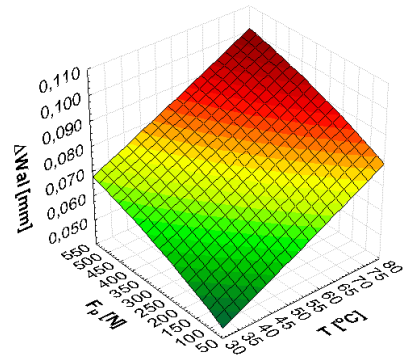
d) dla: $F_p=250\text{ N}$, $F_f=220\text{ N}$



e) dla: $F_p=250\text{ N}$, $F_c=456\text{ N}$



f) dla: $F_f=220\text{ N}$, $F_c=456\text{ N}$



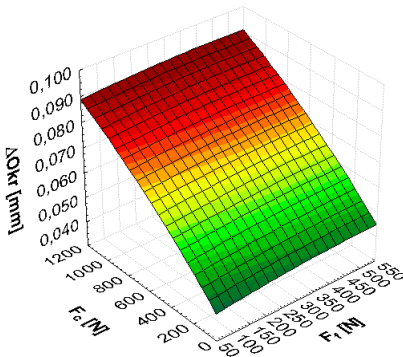
Rys. 4.8. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-20-3:3) uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędów, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

Kolejne charakterystyki sporządzono dla różnych kombinacji miar prognostycznych. Z przedstawionych wykresów wynika, że w zależności od zestawienia parametrów wejściowych modelu, przebieg zmian prognozowanych odchyłek przybiera różny charakter. Okazuje się, że w większości przypadków narastanie wartości składowych wypadkowej siły skrawania, jak również temperatury powierzchni, powoduje wzrost wartości prognozowanej wielkości ΔW_{ym} . Wyjątek stanowi charakterystyka zaprezentowana na rys. 4.7b i rys. 4.7c. Prezentowane na tych rysunkach wykresy powierzchniowe odpowiedzi sieci wskazują, że dla niskich i bardzo wysokich wartości miar prognostycznych zmienia się przebieg zmian odchyłki wymiaru w stosunku do ogólnie obserwowanego trendu. Z rys. 4.7b wynika, że przy dużej, stałej wartości składowej promieniowej siły skrawania F_p (z przedziału 400–500N), przebieg zmian wartości odchyłki wymiaru ΔW_{ym} w funkcji składowej obwodowej siły skrawania F_c maleje. Dla niskich wartości F_p (z przedziału 50–400N), wraz ze wzrostem składowej F_c wartość odchyłki ΔW_{ym} rośnie.

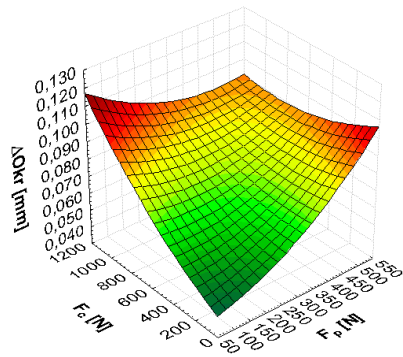
W podobny sposób można zinterpretować wykres przedstawiony na rys. 4.7c. Dla niskich wartości miar prognostycznych F_p , F_f (50–150N) wartość odchyłki początkowo narasta ΔW_{ym} , a po osiągnięciu ekstremum maleje. Okazuje się, że dla zakresów, dla których nie przeprowadzono prób badawczych, sieć generuje bardzo duże wartości prognozowanej odchyłki ΔW_{ym} (dochodzące do 0,340mm, a nawet 0,450mm), przy czym w zakresie przebadanym eksperymentalnie wyniki osiągają wysoki stopień zgodności. Wartość maksymalna odchyłki dla pozostałych kombinacji parametrów wejściowych kształtuje się na poziomie 0,26mm, zaś minimalna (dla niskich wartości składowych siły skrawania i temperatury przedmiotu) na poziomie 0,050mm.

Na rys. 4.8 przedstawiano charakter zmian odchyłki walcowości ΔWal , zaś na rys. 4.9 odchyłki okrągłości ΔOkr . Prognozowane przebiegi zmian, wyrażone w funkcji składowych wypadkowej siły skrawania oraz temperatury przedmiotu obrabianego, wskazują na istotny ilościowy wpływ zastosowanych miar prognostycznych na wartość prognozowanych odchyłek (ΔWal , ΔOkr). Jak zaobserwowano na etapie doświadczeń (rozdz. 4.3.4), na odchyłkę walcowości ΔWal w sposób dominujący wpływają błędy okrągłości. Wyniki modelowania potwierdzają to stwierdzenie. Okazuje się, że zarówno wartości prognozowanych odchyłek jak również charakter zmian prezentowanych charakterystyk obu odchyłek (ΔWal i ΔOkr) jest bardzo zbliżony. Z wykresów wynika, że najwyższe wartości odchyłki walcowości kształtują się na poziomie 0,110–0,120mm, zaś odchyłki okrągłości osiągają wartości z przedziału 0,090–0,100mm. Dla małych wartości składowych siły skrawania oraz temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego, wartości odchyłek (ΔWal , ΔOkr) kształtują się odpowiednio na poziomie 0,030–0,050mm.

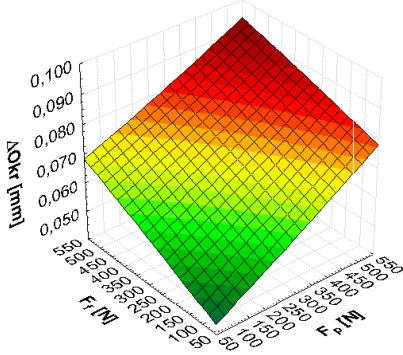
a) dla: $F_p=250$ N, $T=56^\circ$ C



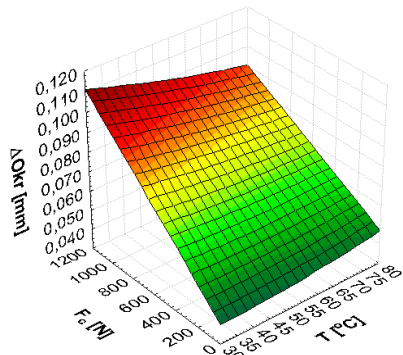
b) dla: $F_f=220$ N, $T=56^\circ$ C



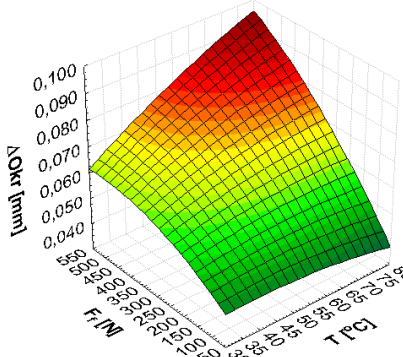
c) dla $F_c=456$ N, $T=56^\circ$ C



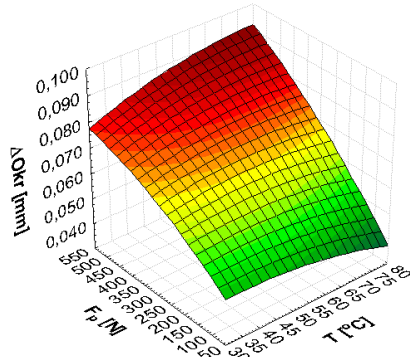
d) dla: $F_p=250$ N, $F_f=220$ N



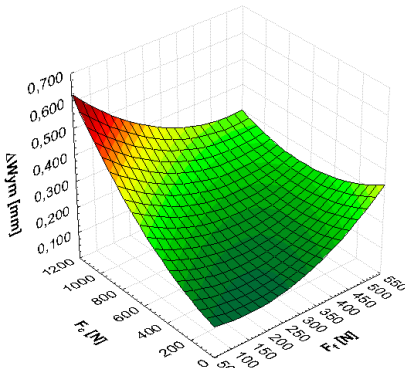
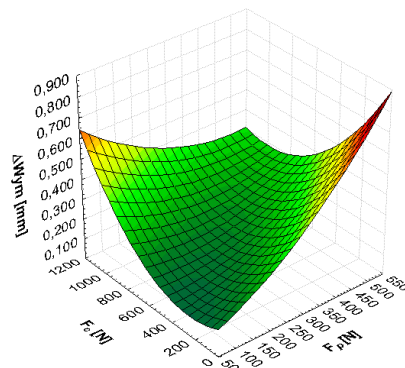
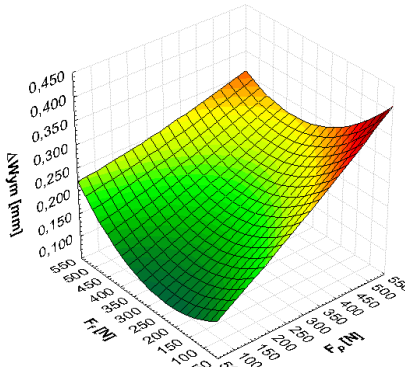
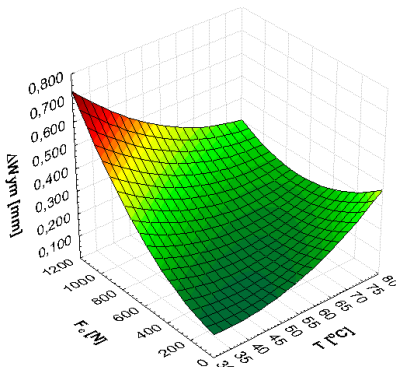
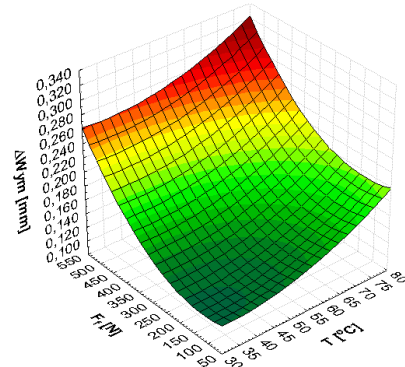
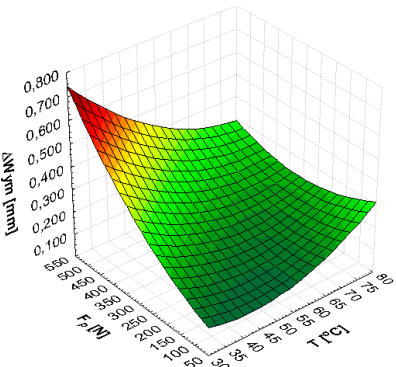
e) dla: $F_p=250$ N, $F_c=456$ N



f) dla: $F_f=220$ N, $F_c=456$ N

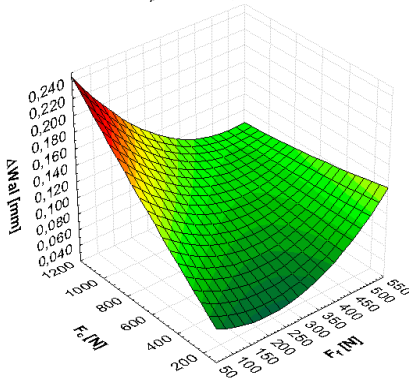


Rys. 4.9. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-20-3:3) uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędów, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

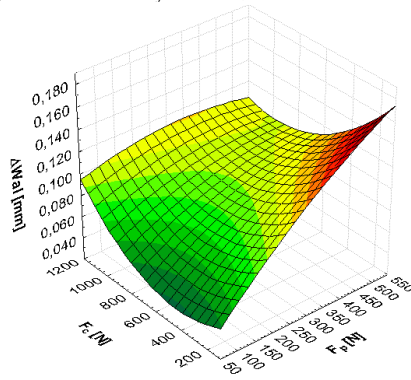
a) dla $F_p=250$ N, $T=56^\circ\text{C}$ b) dla $F_f=220$ N, $T=56^\circ\text{C}$ c) dla $F_c=456$ N, $T=56^\circ\text{C}$ d) dla $F_p=250$ N, $F_f=220$ Ne) dla $F_p=250$ N, $F_c=456$ Nf) dla $F_f=220$ N, $F_c=456$ N

Rys. 4.10. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (4:4-15-3:3) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

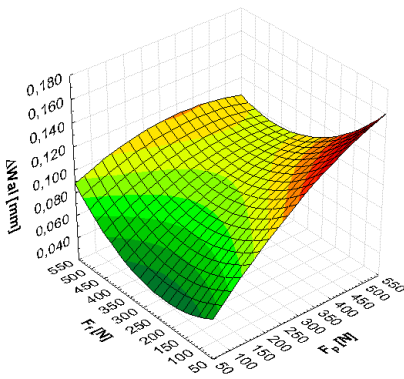
a) dla: $F_p=250$ N, $T=56^\circ\text{C}$



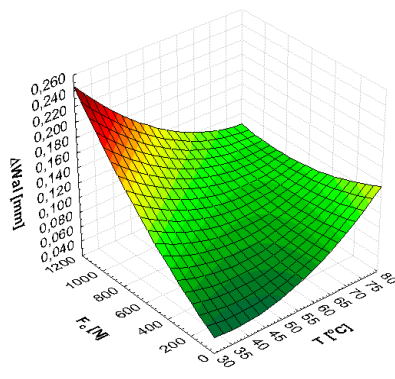
b) dla: $F_f=220$ N, $T=56^\circ\text{C}$



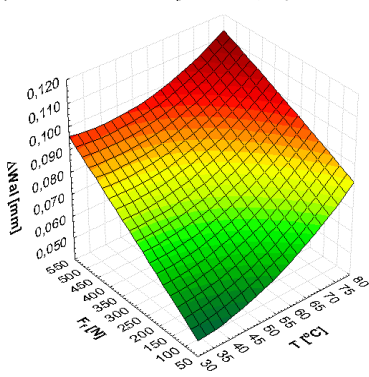
c) dla $F_c=456$ N, $T=56^\circ\text{C}$



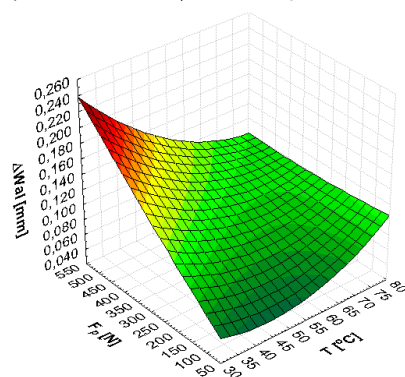
d) dla: $F_p=250$ N, $F_f=220$ N



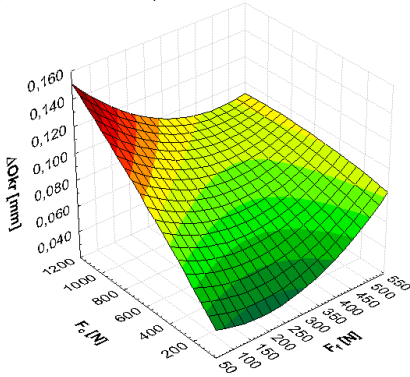
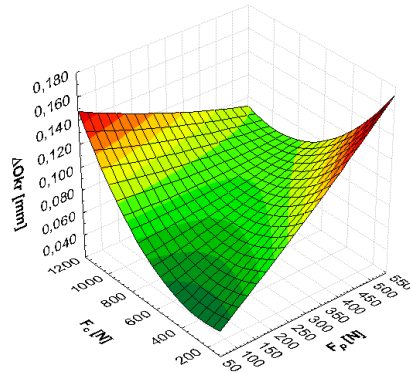
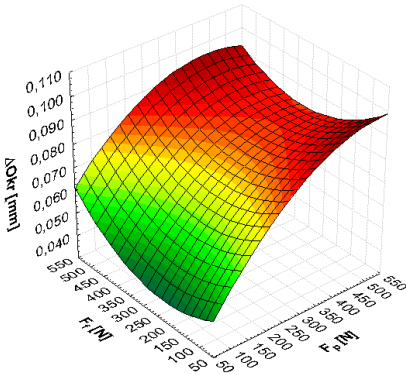
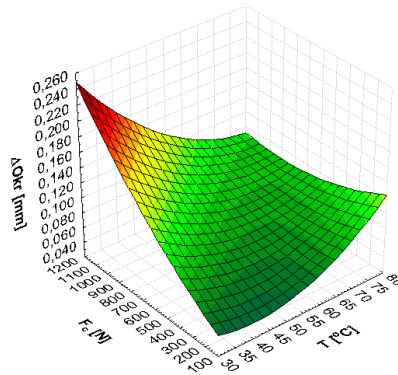
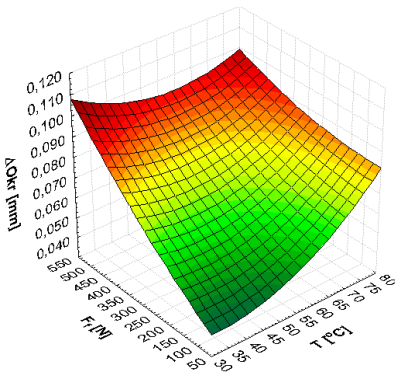
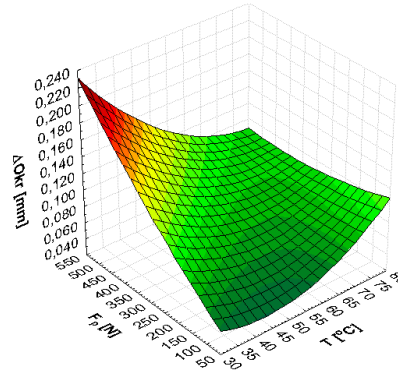
e) dla: $F_p=250$ N, $F_c=456$ N



f) dla: $F_f=220$ N, $F_c=456$ N



Rys. 4.11. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (4:4-15-3:3) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

a) dla $F_p=250$ N, $T=56^\circ\text{C}$ b) dla $F_f=220$ N, $T=56^\circ\text{C}$ c) dla $F_c=456$ N, $T=56^\circ\text{C}$ d) dla $F_p=250$ N, $F_f=220$ Ne) dla $F_p=250$ N, $F_c=456$ Nf) dla $F_f=220$ N, $F_c=456$ N

Rys. 4.12. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (4:4-15-3:3) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

Dla większości prezentowanych wykresów (rys. 4.7–4.9) zaobserwowano progresywny, nieliniowy przebieg zmian, zarówno odchyłek kształtu (ΔWal , ΔOkr) jak również wymiaru ΔWym . Okazuje się jednak, że w przebadanym zakresie zmian temperatury powierzchni PO – na bazie której prognozowana jest wartość poszczególnych odchyłek, obserwowany przebieg zmian jest zbliżony do liniowego. Nie oznacza to jednakże idealnie liniowej zależności tej miary prognostycznej z powstającymi odchyłkami kształtu (ΔWal , ΔOkr) i wymiaru ΔWym . Mimo, że z fizycznego punktu widzenia zależność ta mogłaby mieć w pewnych sprzyjających warunkach przebieg liniowy, to jednak z uwagi na nieustalone warunki przewodzenia ciepła (z jakimi mamy do czynienia w procesie skrawania) wynika jednoznacznie, że przebieg ten jest jedynie zbliżony do liniowego.

Na rys. 4.10 zaprezentowano prognozowany przez sieć RBF (4:4-15-3:3) charakter zmian odchyłki wymiaru ΔWym , zaś na rys. 4.11 i 4.12 charakter zmian odchyłki walcowości ΔWal oraz odchyłki okrągłości ΔOkr . Wyniki odpowiedzi sieci na zadane zmienne wejściowe wyrażono w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego.

W oparciu o przedstawione wyniki modelowania można stwierdzić, że prognozowane odchyłki osiągają bardzo wysokie wartości. Jak wynika z prezentowanych wykresów, na ich wartość ma wpływ kombinacja miar prognostycznych zadawanych na wejściu modelu. Z rys. 4.10–4.12 wynika, że uzyskane przebiegi zmian modelowanych wielkości (ΔWym , ΔWal , ΔOkr) mają charakter silnie nieliniowy. Analiza działania modelu sieciowego wskazuje, że zawyżone wartości prognozowanych odchyłek (ΔWym , ΔWal , ΔOkr) dotyczą zmiennych wejściowych spoza zakresu używanego podczas uczenia i walidacji sieci. Pomimo pomyślnych wyników uzyskanych na etapie uczenia, walidacji i niezależnego testowania, rezultaty działania sieci dla wartości danych zmiennej wejściowej z przedziałów ekstremalnych (pochodzących spoza zakresu danych uczących) nie dają wiarygodnego rozwiązania. Szczegółowa analiza działania modelu potwierdziła, że dla prób testowych w zakresie stosowanych miar prognostycznych podczas uczenia, model generuje zadawalające wyniki. Można zatem stwierdzić, że zbudowany model jest użyteczny w ograniczonym przedziale zmian miar prognostycznych (F_c , F_f , F_p , T).

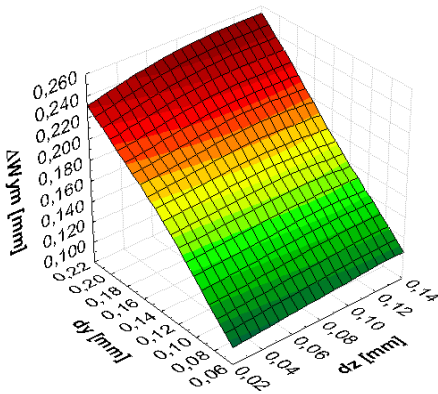
Jak zaznaczono w wstępie rozdziału, szczegółowe wyniki prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie modeli z jednym wyjściem zaprezentowano na rys. 1–12 załącznika nr 2.

4.2.2. Wyniki działania modelu „2WE”– dy, dz ↔ „3WY”– ΔWym , ΔWal , ΔOkr

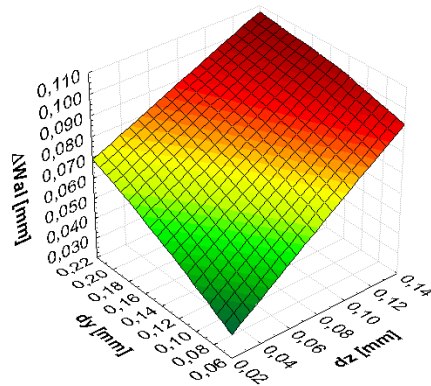
Stosownie do przyjętego podziału budowanych modeli prognostycznych wartości odchyłek kształtu i wymiaru (w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia), zostaną omówione wyniki prognozowania ΔWym , ΔWal , ΔOkr w oparciu

o zadane miary prognostyczne w postaci względnych sumarycznych przemieszczeń przedmiotu obrabianego podczas obróbki dy , dz . Na rys. 4.13 zaprezentowano prognozowane przez sieć MLP 2:2-7-1:1 (uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędu) przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , odchyłki walcowości ΔW_{al} oraz odchyłki okrągłości ΔO_{kr} . Rys. 4.14 przedstawia charakterystyki graficzne, odzwierciedlające charakter zmian prognozowanych wielkości przez strukturę sieci o radialnych funkcjach bazowych RBF.

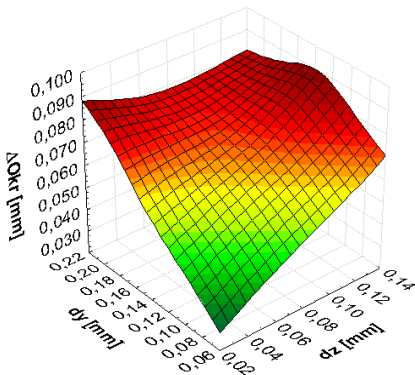
a)



b)



c)



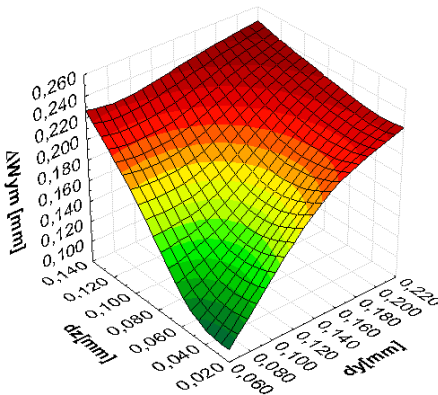
Rys. 4.13. Prognozowane przez sieć MLP (2:2-13-3:3) przebiegi zmian wartości: a) błędu wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} , w funkcji względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego dy , dz

Z przedstawionych na rys. 4.13 i rys. 4.14 charakterystyk wynika, że wartości prognozowanych przez sieci odchyłek wzrastają w całym przedziale zmienności miar prognostycznych. Wykresy odpowiedzi sieci MLP uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu BP dowodzą, że zmienna dz , działająca w kierunku składowej obwodowej siły skrawania, tylko w nieznacznym stopniu wpływa na wartość prognozowanej odchyłki wymiaru ΔW_{ym} (rys. 4.13a). Okazuje się, że jest ona determinowana sumarycznym względnym przemieszczeniem przedmiotu obrabianego dy , mierzonym podczas obróbki w kierunku działania skła-

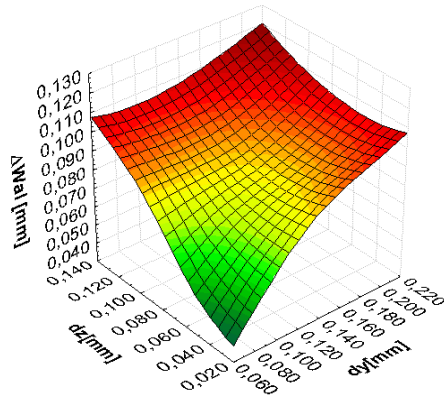
dowej promieniowej siły skrawania F_p . Narastanie wartości zmiennej wejściowej dy (w przebadanym zakresie) powoduje zdecydowany wzrost odchyłki wymiaru ΔWym , dochodzący do 0,260mm. W odniesieniu do prognozowanych wartości odchyłki walcowości ΔWal i okrągłości ΔOkr , przebiegi zmian tych wielkości w funkcji miar prognostycznych dy , dz przyjmują narastający charakter. Należy zaznaczyć, że charakter zmian odchyłki walcowości ΔWal jest niemalże liniowy, zaś w przypadku prognozowania odchyłki okrągłości ΔOkr zaznacza się zdecydowanie nieliniowy trend zmian. Maksymalne wartości prognozowanych odchyłek ($\Delta Wal=0,110\text{mm}$, $\Delta Okr=0,090\text{mm}$ – rys. 4.13b, c) zaobserwowano dla najwyższych wartości zmiennych zadawanych na wejściu modelu.

Z prognozowanych przez sieć RBF odchyłek ΔWym , ΔWal , ΔOkr (rys. 4.14) wynika nieco odmienny przebieg zmian tych wielkości. Okazuje się, że progresywny charakter przebiegu analizowanych odchyłek jest obserwowany w całym zakresie zmienności miar prognostycznych dy , dz .

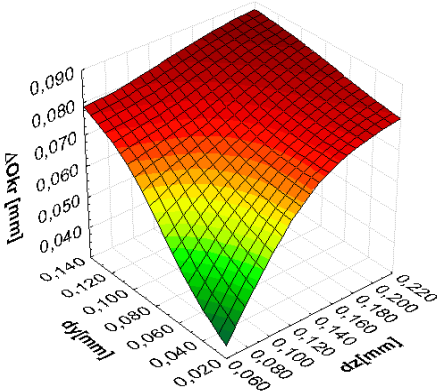
a)



b)



c)



Rys. 4.14. Prognozowane przez sieć RBF (2:2-10-3:3) przebiegi zmian wartości: a) błędu wymiaru ΔWym , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr , w funkcji względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego dy , dz

Wynika stąd zatem, że zarówno względne przemieszczenie w kierunku działania składowej posuwowej siły skrawania dy , ale także przemieszczenie dz , w sposób istotny determinują kształtowanie się wartości odchyłek ΔWym , ΔWal , ΔOkr . Maksymalna wartość odchyłki wymiaru ΔWym , dla zadanych miar prognostycznych ($dy=0,220\text{mm}$, $dz=0,140\text{mm}$), kształtuje się na poziomie $0,26\text{mm}$. Maksymalne wartości odchyłki walcowości i okrągłości dla tych samych wartości zmiennych dy , dz wynoszą odpowiednio: $\Delta Wal=0,120\text{mm}$, $\Delta Okr=0,088\text{mm}$.

Zaprezentowane charakterystyki dowodzą jednoznacznie, że charakter modelowanych związków jest nieliniowy. Potwierdzają to wyniki badań eksperymentalnych. Zatem, opracowany w oparciu o sieć RBF model wnioskowania prognostycznego wartości odchyłek kształtu ΔWal , ΔOkr i wymiaru ΔWym gotowego wyrobu jest wiarygodny.

Zgodnie z ustaleniami poczynionymi w wstępie rozdziału, szczegółowe wyniki prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie modeli z jednym wyjściem zaprezentowano na rysunkach 1–3 w załączniku nr 3 niniejszej pracy.

Z przeprowadzonej analizy dokonanej na podstawie zbudowanych modeli z użyciem sztucznych sieci neuronowych wynika jednoznacznie, że takie modele mogą z pewnym stopniem uproszczenia symulować rzeczywisty stan geometryczny przedmiotu po obróbce. Daje to również większe możliwości badawcze pozwalające ocenić zachowanie się obiektu badań w obszarach trudnych do akceptacji w warunkach rzeczywistych.

4. 3. Podsumowanie i wnioski

Na podstawie uzyskanych wyników badań numerycznych, przeprowadzonych w oparciu o zbudowane modele, sformułowano następujące wnioski:

- utrwalone w formie modeli neuronowych związki pomiędzy technologicznymi parametrami obróbki, składowymi wypadkowej siły skrawania, temperaturą powierzchni przedmiotu, względnymi przemieszczeniami obrabianej części, a odchyłkami kształtu (ΔWal , ΔOkr) i wymiaru ΔWym , pozwalają na szybką i łatwą ocenę stanu geometrycznego przedmiotu po obróbce,
- największy wpływ na wzrost wartości poszczególnych odchyłek ΔWym , ΔWal , ΔOkr mają: głębokość skrawania, składowa promieniowa wypadkowej siły skrawania oraz sumaryczne względnie przemieszczenie obrabianego elementu w kierunku promieniowym,
- wzrost wartości wejściowych miar prognostycznych, takich jak: głębokość skrawania i posuw, powoduje wzrost odchyłek kształtu i wymiaru w całym przebadanym zakresie, zaś wzrost prędkości skrawania (zarówno dla modeli jedno jak i trzywyjściowych) wywołuje nieznaczne ich zmniejszenie,

-
- przebieg zmian odchyłek kształtu i wymiaru prognozowany w oparciu o składowe wypadkowej siły skrawania, temperaturę powierzchni oraz względne przemieszczenia przedmiotu obrabianego, mierzone podczas obróbki, wykazuje dla większości przypadków charakter nieliniowy,
 - analiza prognozowanych wartości odchyłek kształtu i wymiaru przez poszczególne modele (jedno i trzywyjściowe) wskazuje, że w zależności od użytych miar prognostycznych wartości odchyłek kształtu i wymiaru przyjmują zbliżone wartości w zakresie danych stosowanych podczas uczenia,
 - dla skrajnych wartości miar diagnostycznych, prognozowane odchyłki przyjmują w niektórych przypadkach zawyżone wartości, szczególnie dla modeli prognostycznych bazujących na informacjach zawartych w składowych wypadkowej siły skrawania i temperaturze powierzchni przedmiotu obrabianego.
 - średnia wartość maksymalnej odchyłki wymiaru ΔW_{ym} prognozowanej w oparciu o zbudowane modele wynosi $\rightarrow 0,260\text{mm}$, odchyłki walcowości $\Delta Wal \rightarrow 0,100\text{mm}$, odchyłki okrągłości $\Delta Okr \rightarrow 0,085\text{mm}$. Średnie wartości minimalne wynoszą odpowiednio: dla $\Delta W_{ym} \rightarrow 0,100\text{mm}$, $\Delta Wal \rightarrow 0,040\text{mm}$, $\Delta Okr \rightarrow 0,030\text{mm}$.

5. Podsumowanie

Przeprowadzone rozważania teoretyczne oraz uzyskane rezultaty prac eksperymentalnych i modelowania, udowodniły postawione niniejszym opracowaniu tezy. Uzyskane na podstawie zbudowanych modeli wyniki numeryczne oraz doświadczenia z przeprowadzonych eksperymentów, pozwalają na wyciągnięcie wniosków ogólnych o charakterze poznawczym oraz użytkowym.

Wnioski poznawcze:

- wskutek szeregu oddziaływań o charakterze siłowym i cieplnym na przedmiot obrabiany w procesie skrawania toczeniem, dotrzymanie stawianych przez konstruktora wymagań jakościowych części, sprawia istotne problemy zarówno w zakresie zachowania dokładności wymiarowej, jak również kształtowej,
- najbardziej miarodajnymi z punktu widzenia projektowania technologii obróbki miarami prognostycznymi o wartościach odchyłek kształtu i wymiaru części obrabianych w procesie skrawania toczeniem, okazały się technologiczne parametry obróbki,
- najwartościowsze informacje o przebiegu procesu skrawania oraz skutkach oddziaływań na przedmiot obrabiany dla modeli wnioskowania prognostycznego w aspekcie sterowania trajektorią narzędzia, niosą ze sobą składowe wypadkowej siły skrawania oraz temperatura przedmiotu obrabianego,
- w aspekcie prowadzonych prac badawczych oraz użyteczności budowanych modeli, niezwykle istotna okazała się informacja jaką niosą ze sobą względne sumaryczne przemieszczenia przedmiotu obrabianego podczas skrawania,
- zaobserwowano dobrą powtarzalność prognozowanych przebiegów zmian odchyłek kształtu i wymiaru dla stosunkowo szerokiego przedziału parametrów wejściowych, modelowanych z zastosowaniem różnych rodzajów sieci, różnych ich architektur oraz metod uczenia,
- wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych jako narzędzia numerycznego do prognozowania odchyłek kształtu i wymiaru, przyniosło wymierne korzyści w postaci użytecznych i wiarygodnych modeli wnioskowania prognostycznego,
- kształtowanie części maszyn z różnych materiałów konstrukcyjnych, na obrabiarkach cechujących się odrębnymi właściwościami statycznymi i dynamicznymi, w zróżnicowanych warunkach skrawania, narzędziami o różnej geometrii, utrudnia zbudowanie uniwersalnego modelu wnioskowania prognostycznego cech geometrycznych wyrobu po obróbce,
- utrwalenie w formie modelu neuronowego związków funkcyjnych pomiędzy technologicznymi parametrami skrawania, temperaturą powierzchni przedmiotu obrabianego, składowymi wypadkowej siły skrawania, względnymi

przemieszczeniami części podczas obróbki a odchyłkami kształtu i wymiaru części, pozwoliło na lepsze zrozumienie procesu skrawania opisywanego analitycznie,

- opracowane modele umożliwiają doskonalenie jakości wytwarzanych części, bez konieczności prowadzenie kosztownych i zmuśnych prób technologicznych,
- z uwagi na wykorzystanie w fazie uczenia sieci danych eksperymentalnych, uzyskanych w warunkach rzeczywistych obróbki, najbardziej wiarygodne i jednocześnie efektywne są zbudowane wielowymiarowe modele neuronowe. Możliwość rozbudowy tych modeli poprzez uwzględnienie informacji zawartych w najnowszych obserwacjach świadczy o ich elastyczności i uniwersalnym charakterze.

Wnioski utylitarne:

- opracowane na podstawie sterowalnych, technologicznych parametrów skrawania, wielowymiarowe modele wnioskowania prognostycznego o wartościach odchyłek kształtu i wymiaru obrabianych części, mogą stanowić użyteczne narzędzie numeryczne wspomagające pracę technologa. Zastosowanie zbudowanych modeli w warunkach przemysłowych, umożliwi łatwe i jednocześnie precyzyjne sterowanie jakością wytwarzanych części. Pozwoli to na przewidywanie powstających błędów obróbki już na etapie przygotowania produkcji,
- zastosowanie wielu miar prognostycznych pochodzących z różnych źródeł, możliwość łatwej ich identyfikacji podczas skrawania i szybkie, współbieżne przetwarzanie danych przez zbudowane modele neuronowe, umożliwią ich wykorzystanie w układach sterowania trajektorią ostrza narzędzia skrawającego, w warunkach przemysłowych. Efektem tego będzie minimalizacja wartości odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotów kształtowanych w procesie skrawania toczeniem oraz obniżenie liczby braków.

Poruszana tematyka pracy nie ujmuje wielu innych, równie istotnych aspektów związanych z kształtowaniem stanu geometrycznego części maszyn w procesie skrawania toczeniem. Ich wpływ na wartość powstających odchyłek kształtu i wymiaru obrabianych części jest równie istotny i godny uwagi. Wymienić tutaj można chociażby mechanikę zużywania się ostrza narzędzia skrawającego i wpływ jego postaci na kształtowanie się wartości odchyłek. Ograniczono się jedynie do zachowania ograniczenia związanego z nie przekraczaniem wartości wskaźnika VB (0,3mm). Ponadto, nie rozważano wpływu dynamiki obrabiarki oraz zmian sztywności jej zespołów na powstawanie błędów obróbki. Przyjęto stałą wartość sztywności układów obrabiarki. Warte uwagi jest również zbadanie związków pomiędzy rodzajem materiału obrabianego, jego właściwościami mechanicznymi a kształtowaniem się odchyłek kształtu i wymiaru

przedmiotu obrabianego. W monografii nie poruszano problemów związanych z optymalizacją obróbki w aspekcie osiągnięcia minimalnych wartości błędów kształtu i wymiaru.

Z dotychczasowych doświadczeń autorów wynika, że należy rozszerzyć prowadzone badania nie tylko na inne materiały obrabiane, ale również przedmioty o bardziej złożonej geometrii. W dalszych pracach badawczych należy uwzględnić wpływ czynników chłodzących oraz szerszy zakres stosowanych technologicznych parametrów skrawania. Rozbudowanie opracowanych modeli o przytoczone czynniki, przyczyni się do stworzenia elastycznego – samouczącego się modelu wnioskowania prognostycznego. W pracach należy uwzględnić nie tylko maksymalne wartości dyskretne reprezentujące miary prognostyczne, ale należy dążyć do zbudowania modelu opartego na czasowych przebiegach parametrów wejściowych. Warto zbadać, czy zawarta w nich informacja pozwoli na lepsze odwzorowanie modelowanych związków. Warto poświęcić również więcej uwagi oddziaływaniu strumienia ciepła na kształtowanie się odchylek kształtu i wymiaru.

Chociaż uwzględnienie w analizach nieustalonych warunków przewodzenia ciepła oraz ruchu jego źródła jest bardzo trudne, to nieuniknione jest sprzężenie sprężystych i cieplnych zagadnień, jeśli zbudowany model ma w pełni odzwierciedlać rzeczywiste związki zjawisk zachodzących podczas procesu skrawania.

Wykorzystanie najnowszych osiągnięć w obszarze aparatury pomiarowej zaawansowanych technik informatycznych oraz metod numerycznej analizy danych i modelowania, przyczyni się do efektywnej pracy nad stworzeniem w pełni wielowymiarowego, wiarygodnego, a zarazem wygodnego i łatwego w użyciu modelu wnioskowania prognostycznego.

Literatura

1. Akasawa T., Takeshita H., Uehara K.: *Hot machining with cooled cutting tools*. „Annals of the CIRP”, vol. 36, issue 1, 1987, p. 37–40.
2. Albrecht P., McCabe J.T., et al.: *In-Process Control of Machining*. „Precision Engineering”. vol. 7, issue 2, 1985, p. 77–85.
3. Asao T., Mizugaki Y., Sakamoto M., Sato H.: *Precision turning by means of a simplified predictive function of machining error*. „CIRP Annals – Manufacturing Technology”, vol. 41, issue 1, 1992, p. 447–450.
4. Azouzi R., Guillot M.: *On-line optimization of the turning process using an inverse process neurocontroller*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 120, issue 1, 1998, p. 101–108.
5. Baron L., Phan A.V., Mayer J.R.R., Cloutier G.: *Finite element and experimental studies of diameter errors in cantilever bar turning*. „Applied Mathematical Modeling”, vol. 27, issue 3 p. 221–232.
6. Basov V.V., Zaslavskij I.I., Szejnik V.I.: *Issledovanie vlijanija temperaturno udlinnenija instrumenta iz elbora-R na izmenene diametra detali pri točenii*. „Vestnik mašinstroenija”, nr 7, 1978, s. 53–55.
7. Beňo J.: *Teória rezania kovov*. Viena. Vydavateľ'svo a Tlačiareň. Košice, 1999.
8. Bobrov V. F.: *Osnovy teorii rezanija metallov*. Mašinstroenie, 1975.
9. Boothroyd G.: *Fundamentals of metal machining*. London. Edward Arnold, 1965.
10. Bryan J.: *International status of thermal error research*. „Annals of the CIRP”, vol. 39, issue 2, 1990, p. 645–656.
11. Carslaw H.C., Jeager J.C.: *Conduction of heat in solids*. Edison 2. Oxford University Press. London, 1959.
12. Chen S.G., Ulsoy A. G., Koren Y.: *Error source diagnostic using a turning process simulator*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 120, issue 2, 1998, p. 409–416.
13. Cheng Y.H., Lin C.S.: *A learning algorithm for radial basis function networks: with the capability of adding and pruning neurons*. „Proceedings IEEE”. 1994, p. 797–801.
14. Chu T.H., Wallbank J.: *Determination of the temperature of a machined surface*. „Transaction of the ASME. Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 120, issue 2, 1998, p. 259–263.

15. Cloutier G., Mayer J.R.R., Phan A.V.: *Singular function representation in obtaining closed-form solutions to workpiece deflections in turning multi-diameter bars*. „Computer Modeling and simulation in Engineering”, vol. 4, 1999, p. 133–137.
16. Darlewski J., Gawlik J., Grzesik W., Jemielniak K., Ruszaj A., Weiss E., Żebrowski H.(red): *Trendy w ubytkowych metodach obróbki. Automatyzacja produkcji '97. Innowacje w technice i zarządzaniu. Tom 1*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, Wrocław, 1997, s. 175–212.
17. Ehmann K.F., Kapoor S.G., DeVor R.E., Lazoglu I.: *Machining Process Modeling: A Review*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 119, issue 4b, 1997, p. 655–663.
18. Feld M.: *Technologia Budowy Maszyn*. PWN, Warszawa, 2000.
19. Grzesik W.: *Podstawy skrawania materiałów metalowych*. WNT, Warszawa, 1998.
20. Gu F.M., Kapoor S.G., DeVor R.E., Bandyopadhyay P.: *An approach to on-line cutter runout estimation in face milling*. „Trans. NAMRI/SME”, vol. 19, 1991, s. 240–247.
21. Humienny Z.(red.): *Specyfikacje geometrii wyrobów (GPS)*. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej. Warszawa, 2001.
22. Jakubiec W., Malinowski J.: *Metrologia wielkości geometrycznych*. WNT, Warszawa 1999.
23. Jona M.G.: *Scope and Possibilities of Geometrical Adaptive Control in Turning*. „Annuals of CIRP”, vol. 19, 1971, p. 305–309.
24. Jóźwik J., Lipski J.: *Application of neural network to modeling of workpiece deformations during turning process*. „Maintenance and Reliability”, nr 4, s. 30–39, 2002.
25. Jóźwik J., Lipski J.: *Prediction of resultant cutting force components with application artificial neural networks*. Konferencja: Zagadnienia Budowy i Eksploatacji Maszyn. Lublin, 2003.
26. Jóźwik J., Lipski J.: *Prediction of workpiece deforming during cutting with applied artificial neural network*. II Sympozjum Mechaniki Zniszczenia Materiałów i Konstrukcji. Augustów, 2003.
27. Jóźwik J.: *Analytic–experimental method of assignment of heat influence depth generated in contact zone of chip and attack surface of machining tool edge*. „Maintenance and Reliability”, nr 3, s.49–57, 2002.
28. Jóźwik J.: *Doświadczalna analiza rozkładu temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego podczas toczenia*. IV Ogólnokrajowa Konferencja Naukowo-Techniczna – Postępy w Technice Wytwarzania Maszyn 2001. Kraków, 2001.

29. Józwik J.: *Modelowanie zjawisk cieplnych zachodzących w strefie skrawania z zastosowaniem sieci neuronowych*. Ogólnopolska Konferencja SKN i MPN, Białystok, 1999.
30. Józwik J.: *Termograficzna analiza rozkładu temperatury na powierzchni przedmiotu obrabianego podczas toczenia nieortogonalnego*. „Przegląd Mechaniczny”, nr 4, 2002, s. 24–28.
31. Józwik J.: *The experimental analysis of the surface's parameters after the machining obtained from the milling process from the different constructional materials*. The 3th International Scientific Conference – Development of Metal Cutting DMC 2000. Koszyce, 2000.
32. Józwik J.: *Thermographic evaluation of temperature distribution on workpiece surface during orthogonal machining*. „Maintenance and Reliability”, nr 2–3, s. 64–78, 2001.
33. Józwik J.: *Thermographic evaluation of temperature distribution on workpiece surface during non-orthogonal turning*. „Maintenance and Reliability”, nr 5, s. 58–61, 2001.
34. Józwik J., Lipski J., Flisiak J.: *Prognozowanie dokładności geometrycznej wyrobu z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej*. Scientific Bulletins of Rzeszów University of Technology No 209. Proceedings of The International Scientific Conference MECHANICS 2004. Rzeszów, 2004, s. 135–148.
35. Józwik J., Flisiak J., Lipski J.: *Numeryczna ocena odkształceń sprężystych przedmiotów cienkościennych kształtowanych w procesie skrawania toczeniem*. Scientific Bulletins of Rzeszów University of Technology No. 209. Proceedings of The International Scientific Conference MECHANICS 2004. Rzeszów, 2004, s. 129–135.
36. Józwik J., Jacniacka E., Lipski J.: *Wpływ warunków skrawania na dokładność geometryczną wyrobu*. „Przegląd Mechaniczny”, nr 10, 2004.
37. Józwik J., Lipski J., Jacniacka E.: *Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych do prognozowania dokładności geometrycznej wyrobu*. „Przegląd Mechaniczny”, nr 4, s. 9–17, 2005 r.
38. Kaczmarek J.: *Principles of machining by cutting. Abrasion and Erosion*. Stevenage. Herts: Peter Peregrinus Ltd., 1976.
39. Kwapisz L., Przybył R., Froncki W.: *Obrabiarki do skrawania metali*. Wydawnictwo Politechniki Łódzkiej. Łódź, 1999.
40. Kim K.: *Cylindrical accuracy control based on stochastic modeling and forecasting compensation*. „International Journal of Machine Tools & Manufacture”, vol. 28, 1988, p. 495–501.

41. Kops L., Gould M., Mizrach M.: *A search for equilibrium between workpiece deflection and depth of cut: key to predictive compensation for deflection in turning*. „Manuf. Sci. Eng.. ASME PED”, vol. 68, issue 2, 1994, p. 819–825.
42. Kops L., Gould M., Mizrach M.: *Improved analysis of the workpiece accuracy in turning based on the emerging diameter*. „ASME Journal of Engineering for Industry”, vol. 115, 1993, p. 253–257.
43. Kosmol J., Jemielniak K., Sokołowski A., Adamczyk Z.: *Monitorowanie ostrza narzędzia skrawającego. Metody konwencjonalne i sieci neuronowe*. Wydawnictwo Naukowo-Techniczne. Fundacja Książka Naukowo-Techniczna, Warszawa, 1996.
44. Kubat M.: *Decision trees can initialize radial-basis function networks*. „IEEE Transaction on Neural Networks”, vol. 9, issue 5, 1998, p. 813–824.
45. Kujan K.: *System pomiaru odchyłek wymiarów i kształtu*. Systemy informacyjne i informatyczne w inżynierii produkcji. LTN Lublin, 2003, s. 25–34.
46. Kuczmaszewski J., Sidor G.: *Badania dokładności wymiarowo-kształtowej przy wykonywaniu otworów w wybranych tworzywach sztucznych*. V Konferencja Naukowo-Techniczna Obróbka Materiałów Niemetalowych NM'95. Rzeszów, 1995, s. 85–98.
47. Kuczmaszewski J., Kujan K.: *Statistical analysis of tolerance*. „Maintenance and Reliability”, nr 2–3, 2001, s. 42–53.
48. Kuhl M.J.: *The prediction of cutting forces and surface accuracy for the turning process*. M.S. Thesis. Department of Mechanical Engineering. University of Illinois, 1987.
49. Lewandowski K., Jóźwik J.: *Numeryczna ocena odkształceń cieplnych tulei cienkościennej*. VII Międzynarodowe Sympozjum Studenckich Kół Naukowych „Inżynierowie Nowej Ery”. Lublin, 2004.
50. Li X., Venuvinod P.K., Chen M.K.: *Feed Cutting Force Estimation from the Current Measurement with Hybrid Learning*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 16, 2000, p. 859–862.
51. Li X., Venuvinod P.K., Dzorjevich A., Liu Z.: *Predicting Machining Errors in Turning Using Hybrid Learning*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 18, 2001, p. 863–872.
52. Li X.: *Real-Time Prediction of Workpiece Errors for a CNC Turning Centre. Part 2. Modelling and Estimation of Thermally Induced Errors*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 17, 2001, p. 654–658.

53. Li X.: *Real-Time Prediction of Workpiece Errors for a CNC Turning Centre. Part 3. Cutting Force Estimation Using Current Sensors*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 17, 2001, p. 659–664.
54. Li X.: *Real-Time Prediction of Workpiece Errors for a CNC Turning Centre. Part 4. Cutting Force-Induced Errors*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 17, 2001, p. 665–669.
55. Li X.: *Real-Time Prediction of Workpiece Errors for a CNC Turning Centre. Part 1. Measurement and Identification*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 17, 2001, p. 649–653.
56. Liang J.C., Li H.F., Yuan J.X., Ni J.: *A comprehensive error compensation system for correction geometric, thermal and cutting force-induced errors*. „Int. J. Adv. Manuf. Technol.”, vol. 13, 1997, p. 708–712.
57. Liao T. Warren., Chen L.J.: *Manufacturing process modeling and optimization based on multi-layer perceptron network*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 120, 1998, p. 109–119.
58. Lipski J., Jóźwik J.: *Prediction of value cutting force components by applied neural networks with radial basic functions RBF*. V Konferencja: Technologiczne Systemy Informacyjne w Inżynierii Produkcji i Kształceniu Technicznym. Kazimierz Dolny, 2003.
59. Lipski J., Lutek K., Nieszczeta W., Zaleski K.: *Ocena błędów obróbkowych spowodowanych odkształceniami cieplnymi przedmiotu obrabianego*. Konferencja: Forum prac badawczych – Kształtowanie części maszyn przez usuwanie materiału. Koszalin, 1994.
60. Lipski J., Szabelski K., Warmiński J., Litak G., Zaleski K.: *Identification of cutting process using neural network*. Technical University of Budapest. International Workshop: Nonlinear Dynamics and Control in COST Action P4, 1999.
61. Lipski J.: *Modelowanie procesów obróbki skrawaniem z zastosowaniem sieci neuronowych*. VIII Międzynarodowa Konferencja Naukowo-Techniczna. Zielona Góra, 1997.
62. Liu Z.Q., Venuvinod P.K., Ostafiev V.A.: *On-machine measurements of workpieces with cutting tool*. „International Journal of Manufacturing Technology Management”, vol. 9, issue 3, 1998, p. 168–172.
63. Liu Z.Q., Venuvinod P.K.: *Error compensation in CNC turning solely from dimensional measurements of previously machined parts*. „Annals of the CIRP”, vol. 48, issue 1, 1999, p. 429–432.
64. Liu Z.Q.: *Finite difference calculations of the deformations of multi-diameter workpieces during turning*. „Journal of Materials Processing Technology”, vol. 98, 2000, p. 310–316.

65. Lowe D.: *Adaptive radial basis function nonlinearities and the problem of generalization*. In 1st International Conference on Artificial Neural Networks. London, UK, 1989, p. 171–175.
66. Luca F.: *Historia techniki*. Dom Wydawniczy Bellona. Warszawa, 2000.
67. Lutek K., Nieszczeta W., Zaleski K.: *Analiza wpływu zużycia ostrza oraz odkształceń cieplnych narzędzi i przedmiotów obrabianych na dokładność wymiarową obróbki*. „Folia Societatis Scientiarum Lublinensis”, vol. 3, issue 1, 1994.
68. Lutek K., Nieszczeta W., Zaleski K.: *Próba określenia wpływu nieustalonych warunków cieplnych w procesie skrawania na dokładność obróbki*. Konferencja: Maszyny i Urządzenia Technologiczne – Podstawy Projektowania, Budowy i Eksploatacji. Miedzeszyn, 1993.
69. Luttervelt C.A., Childs T.H.C., Klocke F., Venuvinod P.K.: *Present situation and future trends in modelling of machining operations. Progress Report of the CIRP working group „Modelling of Machining Operations”*. „Annals of the CIRP”, vol. 47, issue 2, 1998, p. 587–626.
70. Łykow A.W.: *Tieoria ciepłoprowodności*. Gosud. Izdat. Tiekhniko-Tieorieticzeskoj Litieratury. Moskwa, 1952.
71. Mayer J.R.R., Phan A.V., Cloutier G.: *Prediction of diameter errors in bar turning: a computationally effective model*. „Applied Mathematical Modeling”, vol. 24, 2000, p. 943–956.
72. Madej R., Jóźwik J.: *Ocena błędów kształtu i wymiaru walka obrabianego na automacie tokarskim CNC*. VII Międzynarodowe Sympozjum Studentkich Kół Naukowych „Inżynierowie Nowej Ery”. Lublin – Polska, 2004.
73. Mehdi K., Rigal J.F., Play D.: *Dynamic behavior of a thin-walled cylindrical workpiece during the turning process. Part 1: Cutting process simulation*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 124, 2002, p. 562–568.
74. Mehdi K., Rigal J.F., Play D.: *Dynamic behavior of a thin-walled cylindrical workpiece during the turning process. Part 2: Experimental approach and validation*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 124, 2002, p. 569–580.
75. Moriwaki T., Zhao C.: *Neural network approach to identify thermal deformation of machining center*. Proceedings of 8th International IFIP WG5.3 Conference, PROLAMAT’92. Tokyo, Japan. 1992, p. 685–697.
76. Mou J., Liu C.R.: *An error correction method for CNC machine tools using reference parts*. „Transactions of NAMRI/SME”, vol. 22, 1994, p. 275–282.
77. Mumford L.: *Technika a cywilizacja*. PWN, Warszawa, 1966.

78. Ni J.: *CNC machine accuracy enhancement through real-time error compensation*. „Trans. of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 119, 1997, p. 717–725.
79. Oczoś K.E.: *Wybrane trendy rozwojowe ubytkowego kształtowania materiałów*. Konferencja: Nowoczesne technologie w przemyśle obrabiarek i narzędzi. Mach-Tool 2002. Poznań, 2002, s. 2–30.
80. Orr Mark J.L.: *Recent advances in radial basis function networks. Technical report*. Institute for Adaptive and Neural computation. Edinburgh University, 1999.
81. Osowski S.: *Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym*. WNT, Warszawa, 1996.
82. Polański Z.: *Planowanie doświadczeń w technice*. PWN, Warszawa, 1984.
83. Peklinik J.: *Geometrical Adaptive Control of Manufacturing Systems*. „Annals of the CIRP”, vol. 18, 1970, p. 265.
84. Phan A.V., Cloutier G., Mayer J.R.R.: *A finite element model for predicting tapered workpiece deflections in turning*. „Computer Modeling and Simulation in Engineering”, vol. 4, 1999, p. 138–142.
85. Phan A.V., Cloutier G., Mayer J.R.R.: *A finite element model with closed-form solutions to workpiece deflections in turning*. „International Journal of Production Research”, vol. 37, issue 17, 1999, p. 4039–4051.
86. Poloszyk S., Różański L.: *Termowizyjna diagnostyka maszyn technologicznych*. Pomiary Automatyka Kontrola, nr 1, 2000.
87. Przybylski L.: *Strategie doboru warunków obróbki współczesnymi narzędziami*. Wydawnictwo Politechniki Krakowskiej. Kraków, 2000.
88. Ramesh R., Mannan M.A., Poo A.N.: *Support vector machines model for classification of thermal error in machine tools*. „The International Journal of Advanced Manufacturing Technology”, vol. 20, 2002, p. 114–120.
89. Rao S.B., Wu S.M.: *Compensatory Control of Roundness Error in Cylindrical Chuck Grinding*. „ASME Journal of Engineering for Industry”, vol. 104, 1982, p. 23–28.
90. Reznikov A.N.: *Teplofizika processov mehaničeskoj obrabotki materialov*. Moskwa, Mašinostroenie, 1981.
91. Sata T., Takeuchi Y., Sakamoto M., Weck M.: *Improvement of working accuracy on NC lathe by compensation for the thermal expansion of tool*. „Annals of the CIRP”, vol. 30, issue 1, 1981, p. 445–449.
92. Shawky A.M., Elbestawi M.A.: *An enhanced dynamic model in turning including the effect of ploughing forces*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 119, 1997, p. 10–20.

93. Shawky A.M., Elbestawi M.A.: *Development of ultrasonic sensor for in-process measurement of workpiece diameter in bar turning*. „ASME WAM, PED”, vol. 68, issue 1, 1994, p. 193–202.
94. Shawky A.M., Elbestawi M.A.: *Model-based predictive control of workpiece accuracy in bar turning*. „Transaction of the ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering”, vol. 120, 1998, p. 57–67.
95. Shawky A.M.: *Modeling, sensing and control for geometric accuracy in bar turning*. McMaster University, Hamilton, 1996.
96. Shiraishi M., Konczakowski A.: *Pomiary przedmiotów podczas toczenia w aspekcie ich wykorzystania w układach ACG*. „Mechanik”, nr 6, 1982, s. 335–340.
97. Shiraishi M.: *In-process control of workpiece dimension in turning*. „Annals of the CIRP”, vol. 28, issue 1, 1979, p. 333–337.
98. Shiraishi M.: *Optimal control of chatter in turning*. „International Journal of Machine Tools and Manufacture”, vol. 31, issue 1, 1991, p. 31–43.
99. Shirashi M.: *Geometrical adaptive control in NC turning operation*. „ASME Journal of Engineering for Industry”, vol. 106, 1984, p. 75–80.
100. Stephenson D.A., Bandyopadhyay P.: *Process-independent force characterization for metal cutting simulation*. „Concurrent Product and Process Engineering ASME MED”, v. 1/DE–v. 85, 1995, p. 15–36.
101. Streubel A.: *Stanowisko do pomiarów odkształceń cieplnych tulei cylindrowej*. VIII Konferencja Naukowo-Techniczna: Metrologia w Technikach Wytwarzania. Szczecin, 1999.
102. Szargut J.: *Modelowanie numeryczne pól temperatury*. WNT, Warszawa, 1992.
103. Tadeusiewicz R.: *Elementarne wprowadzenie do techniki sieci neuronowych z przykładowymi programami*. Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa, 1998.
104. Takeuchi Y., Sakamoto M., Imura K.: *Development of integrated turning system with predictive compensatory function for machining errors*. „Annals of the CIRP”, vol. 34, issue 1, 1985, p. 519–523.
105. Tseng P.C., Ho J.L.: *A study of high-precision CNC lathe thermal errors and compensation*. „The International Journal of Advanced Manufacturing Technology”, vol. 19, 2002, p. 850–858.
106. Twardowski P.: *Diagnostowanie i nadzorowanie stanu ostrza i powierzchni obrabianej podczas dokładnego toczenia zahartowanych stali*. Rozprawa doktorska, Poznań, 1998.

107. Udupa G., Ngoi B.K.A.: *Form error by characterisation by an optimal profiler*. „The International Journal of Advanced Manufacturing Technology”, vol. 17, 2001, p. 114–124.
108. Veldhuis S.C., Elbestawi M.A.: *A strategy for the compensation of errors in five-axis machining*. „Annals of the CIRP”, vol. 44, issue 1, 1995, p. 373–377.
109. Venuvinod P.K., Jin W.L.: *Three dimensional cutting force analysis based on the lower boundary of shear zone: Part 1: Single edge oblique cutting*. „International Journal of Machine Tools and Manufacture”, vol. 36, issue 3, 1996, s. 307–323.
110. Venuvinod P.K.: *Prediction augmentation through reinforcing interactions amongst modeling, sensing and learning*. Session on „Modeling of Machining Operations, STC Cutting”. CIRP General Assembly. Part II. Tianjin, China, 1997.
111. Venuvinod P.K.: *Sensor-based modeling of machining operations*. CIRP International Workshop on Modeling of Machining Operations. Atlanta, USA, 1998.
112. Wiśniewski S., Wiśniewski T.S.: *Wymiana ciepła*. WNT, Warszawa, 1997.
113. Yang J., Yuan J., Ni J.: *Thermal error mode analysis and robust modeling for error compensation on a CNC turning center*. „International Journal of Machine Tools and Manufacture”, vol. 39, 1999, p. 1367–1381.
114. Yang S., Yuan J., Ni J.: *Real-time cutting force induced error compensation on a turning center*. „International Journal of Machine Tools and Manufacture”, vol. 37, 1997, p. 1597–1610.
115. Yang S., Yuan J., Ni J.: *The improvement of thermal error modeling and compensation on machine tools by CMAC neural network*. „International Journal of Machine Tools and Manufacture”, vol. 36, 1996, p. 527–537.
116. Yuan J., Ni J.: *The real-time error compensation technique for CNC machining system*. „Mechatronics”, vol. 8, 1998, p. 359–380.
117. Zębala W.: *Heat Transfer in the cutting zone*. V Międzynarodowe Sympozjum OSiN. Krynica, 1997.
118. Zhang G., Veale R., Charlton T., Borchardt B., Hocken R.: *Error compensation of coordinate measuring machines*. „Annals of the CIRP”, vol. 34, issue 1, 1985, p. 445–448.

Spis rysunków

- Rys. 1.1. Czynniki wpływające na dokładność obróbki [49]
- Rys. 1.2. Zmiany odkształceń cieplnych tulei w zależności od położenia źródła ciepła, T – temperatura, Δr – przyrost wymiaru liniowego na promieniu [101]
- Rys. 1.3. Składowe oddziaływań siłowych (F_c , F_f , F_p), ciepła (Q), drgań (A) i czynników losowych podczas procesu skrawania toczeniem oraz odkształceń; dx , dy , dz – składowe przemieszczeń osi przedmiotu obrabianego, d_{yz} – wypadkowa przemieszczeń przedmiotu obrabianego w płaszczyźnie działania siły odporowej F_p [36]
- Rys. 1.4. Czynniki wpływające na dokładność powierzchni obrobionej [106]
- Rys. 1.5. Interpretacja graficzna odchyłki przekroju wzdłużnego; 1 – zarys rzeczywisty w przekroju poprzecznym, 2 – okrąg przylegający – idealny, 3 – zarys rzeczywisty w przekroju wzdłużnym, 4 – prosta przylegająca – zarys idealny, Δ – odchyłka walcowości [22]
- Rys. 1.6. Interpretacja graficzna odchyłki przekroju poprzecznego: a, b) dla wałka, c) dla otworu, 1 – okrąg przylegający – idealny, 2 – zarys rzeczywisty w przekroju poprzecznym, Δ – odchyłka kołowości [22]
- Rys. 1.7. Model geometryczny dekompozycji błędu całkowitego obróbki: D_{des} – wymagana średnica nominalna, D_{omw} – średnica zmierzona bezpośrednio po obróbce (na obrabiarce), D_{omc} – średnica zmierzona po ostudzeniu (na obrabiarce), D_{pp} – średnica zmierzona po usunięciu przedmiotu z obrabiarki [51, 55]
- Rys. 1.8. Wpływ ugięcia przedmiotu obrabianego na jego końcowy kształt i wymiary, L – długość obrabianej części, d – średnica przedmiotu obrabianego, Δd – odchyłka przekroju wzdłużnego, F_y – składowa promieniowa siły skrawania, f_y – ugięcie sprężyste obrabianego wałka [18]
- Rys. 1.9. Wpływ przemieszczenia noża tokarskiego na przyrost średnicy toczzonego wałka: a) poziomego, b) pionowego, D – średnica nominalna, D_1 – średnica rzeczywista, f_y , f_z – odpowiednie ugięcia sprężyste w osiach y , z [18]
- Rys. 1.10. Związek między generowaniem ciepła w strefie skrawania a błędami obróbki powodowanymi odkształceniami termicznymi, PO – przedmiot obrabiany, N – narzędzie
- Rys. 1.11. Rozkład wartości temperatury na powierzchni przedmiotu obrabianego podczas skrawania stali (0.16%C) nożem a) o promieniu naroża ostrza $r_e=0,8\text{mm}$, b) o promieniu naroża ostrza $r_e=0,4\text{mm}$ [14]
- Rys. 1.12. Rozkład wartości położenia temperatury na powierzchni przedmiotu obrabianego w funkcji położenia źródła ciepła, podczas skrawania nieortogonalnego stali 45 [30]

- Rys. 1.13. Charakter zmian maksymalnej wartości temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego [28]
- Rys. 1.14. Wpływ wzrostu temperatury przedmiotu obrabianego na wartość średnicy po obróbce [67]
- Rys. 1.15. Rozkład temperatury w przekroju poprzecznym toczzonego wałka [59]
- Rys. 1.16. Wpływ technologicznych parametrów obróbki na przebieg odkształceń cieplnych wałka o średnicy $d=100\text{mm}$ ($r_o=50\text{mm}$): a) $v_c=110\text{m/min}$, $f=0,1\text{mm/obr}$, b) $v_c=110\text{m/min}$, $a_p=0,4\text{mm}$, c) $f=0,1\text{mm/obr}$, $a_p=0,4\text{mm}$ [59]
- Rys. 1.17. Przyczynowo skutkowa zależność pomiędzy zużyciem ostrza narzędzia a błędami obróbki powodowanymi odkształceniami termicznymi, PO – przedmiot obrabiany, N – narzędzie
- Rys. 1.18. Wpływ promieniowego zużycia ostrza narzędzia skrawającego na wzrost średnicy obrabianego elementu [67]
- Rys. 1.19. Wpływ nagrzewania się narzędzia skrawającego na wartość średnicy toczzonego wałka [67]
- Rys. 1.20. Wpływ drgań mechanicznych na stan powierzchni obrabianej podczas procesu skrawania toczeniem; n – prędkość obrotowa przedmiotu obrabianego, v_w – prędkość spływu wióra, a – wychylenie noża z położenia równowagi [18]
- Rys. 1.21. Wpływ technologicznych parametrów obróbki na intensywność drgań samowzbudnych podczas procesu skrawania toczeniem stali węglowej konstrukcyjnej St3: a) w funkcji prędkości skrawania v_c ($a_p=1$, $f=0,4\text{mm/obr}$, $\gamma_o=-10\div 15$), b) w funkcji posuwu ($\gamma_o=5\div 20$), c) w funkcji głębokości skrawania a_p ($\alpha_o=3\div 20$) [18]
- Rys. 1.22. Element testowy do badania dokładności geometrycznej centrum tokarskiego
- Rys. 1.23. Wykres okrągłość elementu testowego
- Rys. 1.24. Struktura sieci neuronowej [52]
- Rys. 1.25. Związki pomiędzy eksperymentalnymi i szacowanymi na podstawie modelu zbudowanego w oparciu o sieć RBF promieniowymi błędami cieplnymi obrabiarki [52]
- Rys. 1.26. Model geometryczny wrzeciona obrabiarki [78, 116]
- Rys. 1.27. Względne wzdłużne wydłużenie wrzeciona obrabiarki w funkcji temperatury dla różnych wartości strumienia ciepła [78, 116]
- Rys. 1.28. Wpływ mocowania tulei cienkościennej w szczękach twardych na końcowy jej kształt po obróbce: a) przedmiot zamocowany przed obróbką otworu, b) przedmiot po obróbce otworu, c) przedmiot po odmocowaniu [18]
- Rys. 1.29. Błędy przekroju poprzecznego podczas precyzyjnej obróbki na centrum tokarskim [107]

- Rys. 1.30. Schemat ideowy odwzorowania związków pomiędzy parametrami wejściowymi procesu skrawania, a sumarycznymi błędami kształtu i wymiaru gotowego wyrobu z zastosowaniem sztucznej sieci neuronowej (F_c , F_p , F_y – składowe całkowitej siły skrawania, T – temperatura PO, d_y , d_z – sumaryczne ugięcia PO podczas obróbki) [26]
- Rys. 1.31. Przebieg zmian promieniowego ugięcia sprężystego przedmiotu obrabianego w funkcji położenia ostrza narzędzia skrawającego: a) $L/D=8$, $a_p=6\text{mm}$, b) $L/D=6$, $a_p=6\text{mm}$, D_1 – średnica przedmiotu przed ostrzem narzędzia, D_2 – średnica przedmiotu za ostrzem narzędzia, $D_2(e)$ – średnia wartość średnicy [42]
- Rys. 1.32. Model geometryczny odkształceń sprężystych przedmiotu obrabianego podczas toczenia. F_r – składowa promieniowa, F_α – składowa posuwowa, F_t – składowa obwodowa, X , Y , Z – współrzędne kartezjańskie, a_p – nominalna głębokość skrawania, a_p' – rzeczywista głębokość skrawania, D – średnica PO przed obróbką, D_p – średnica PO po obróbce, δ_{wx} , δ_{tx} – odchylenia PO wywołane odpowiednio składową F_r , F_α , F_t wzdłuż osi X , δ_{wy} , δ_{ty} – odchylenia PO wywołane odpowiednio składową F_r , F_α , F_t wzdłuż osi Y , $\Delta\alpha_b$ – kąt wyznaczony przez płaszczyznę działania składowej promieniowej a prostą łączącą wierzchołek ostrza narzędzia z środkiem przedmiotu obrabianego [71]
- Rys. 1.33. Składowe oddziaływań siłowych oraz ugięć przedmiotu obrabianego [85]
- Rys. 1.34. Dyskretyzacja modeli geometrycznych dla różnych sposobów zamocowania PO: a) w uchwycie bez podparcia, b) w uchwycie z podparciem kłem, c) w kłach, gdzie: $z=l_2$ – zmienna długość części przedmiotu poddawanej skrawaniu, l_1 – długość zamocowania, L całkowita długość obrabianego elementu, D_1 – średnica zamocowania, D_2 – średnica części przedmiotu poddawanej obróbce, $D_3=D_4$ – średnica przedmiotu po obróbce, I_1 , I_2 , I_3 – momenty bezwładności odpowiadające odpowiednim przekrojom części przedmiotu obrabianego [71]
- Rys. 1.35 Składowe ugięcia sprężystego przedmiotu obrabianego dla modeli toczenia wzdłużnego w zależności od sposobu zamocowania: a) w uchwycie tokarskim bez podparcia (dla $L/D_2=5$ w funkcji z/D_2), b) w uchwycie tokarskim z podparciem kłem, c) w kłach [85]
- Rys. 1.36. Ugięcia sprężyste przedmiotu obrabianego dla modeli toczenia wzdłużnego w zależności od stosunku L/D_2 ($3\div 7$) i sposobu zamocowania, w funkcji z/D_2 : a) w uchwycie tokarskim z podparciem kłem, b) w kłach [85]
- Rys. 1.37. Algorytm działania systemu estymacji składowych wypadkowej siły skrawania [71]

- Rys. 1.38. Błąd wymiaru przedmiotu obrabianego $\Delta D(z)$ dla przypadku toczenia wzdłużnego w zależności od sposobu zamocowania: a) w uchwycie tokarskim bez podparcia, b) w uchwycie tokarskim z podparciem kłem, c) w kłach, gdzie (a) – dotyczy zamocowania mało sztywnego, (b) – dotyczy zamocowania idealnie sztywnego [71]
- Rys. 1.39. Modelowy układ zamocowania przedmiotu obrabianego: a) mocowanie w uchwycie bez podparcia kłem tokarskim, b) mocowanie w uchwycie z podparciem kłem tokarskim – płaszczyzna X, Z, c) mocowanie w uchwycie z podparciem kłem tokarskim – płaszczyzna Y, Z, k_e – sztywność giętna, k_r – sztywność skrętna, δ – przemieszczenia, θ – kąt skręcenia, F_a, F_r, F_t – składowe wypadkowej siły skrawania [5]
- Rys. 1.40. Prognozowany błąd wymiaru przedmiotu obrabianego $\Delta D(z)$ w funkcji położenia ostrza narzędzia względem przedmiotu obrabianego, dla różnych wartości: a) sztywności giętej k_e , b) sztywności skrętnej k_r , c) prognozowany przebieg zmian błędu wymiaru $\Delta D(z)$ na tle wyników eksperymentalnych [5]
- Rys. 1.41. Krzywa ugięcia przedmiotu obrabianego [64]
- Rys. 1.42. Model geometryczny oraz wyniki analizy FD estymacji ugięć sprężystych przedmiotu obrabianego: a) mocowanego w uchwycie tokarskim, b) mocowanego w uchwycie tokarskim z podparciem kłem konika, c) mocowanego w kłach, D – średnica PO, l – długość PO, f – posuw, F – siła działająca na PO, a – położenie siły F względem przedniego podparcia PO [64]
- Rys. 1.43. Stanowisko pomiarowe wykorzystywane podczas badań [54]
- Rys. 1.44. Model neuronowy estymacji współczynników równania kwadratowego [54]
- Rys. 1.45. Zmierzone i przewidywane na podstawie modelu neuronowego błędy wymiaru części [54]
- Rys. 1.46. ANFIS z pięcioma warstwami [51]
- Rys. 1.47. Odzwierciedlenie zależności pomiędzy zmiennymi wejściowymi i wyjściowymi modelu zbudowanego w oparciu o sieć ANFIS [51]
- Rys. 1.48. Rzeczywisty i przewidywany przebieg zmian wartości błędu δ_{agg} wzdłuż przedmiotu obrabianego [51]
- Rys. 1.49. Błędy towarzyszące procesowi skrawania na centrum obróbczym [78, 114, 116]
- Rys. 1.50. Typy próbek badawczych [114]
- Rys. 1.51. Kompensacja błędu geometrycznego przez modyfikację programu NC [55]
- Rys. 2.1. Stanowisko badawcze, a) widok ogólny, b) strefa obróbki, x, y, z – współrzędne kartezjańskie
- Rys. 2.2. Próbką badawcza

- Rys. 2.3. Schemat strukturalny stanowiska badawczego
- Rys. 2.4. Współrzędnościowa maszyna pomiarowa Vista – Zeiss
- Rys. 2.5. Schemat układu do badania sztywności statycznej tokarki CS 401
- Rys. 2.6. Charakterystyka sztywności układu OUPN podczas obciążania siłą F w pozycji I, A1, A2, A3 – położenie laserowych czujników przemieszczeń
- Rys. 2.7. Charakterystyka sztywności układu OUPN podczas obciążania siłą F w pozycji II, A1, A2, A3 – położenie laserowych czujników przemieszczeń
- Rys. 2.8. Charakterystyka sztywności układu OUPN podczas obciążania siłą F w pozycji III, A1, A2, A3 – położenie laserowych czujników przemieszczeń
- Rys. 2.9. Sztywność statyczna układu wrzeciono-konik, w funkcji położenia siły obciążającej F
- Rys. 2.10. Badanie równoległości przesuwu suportu względem osi kłków
- Rys. 2.11. Wyniki badań równoległości przesuwu suportu tokarki CS401 względem osi kłków
- Rys. 2.12. Wielkości charakteryzujące obiekt badań
- Rys. 2.13. Siłomierz piezoelektryczny 9257B
- Rys. 2.14. Przykładowy przebieg czasowy zmian składowych wypadkowej siły skrawania (obwodowej F_c , promieniowej F_p , posuwowej F_f), przy: $a_p=0,5\text{mm}$, $f=0,31\text{mm/obr}$, $v_c=330\text{m/min}$
- Rys. 2.15. Czujniki laserowe optoNCDT 1605/2
- Rys. 2.16. Ustawienie czujników laserowych względem obrabianego przedmiotu
- Rys. 2.17. Przebieg czasowy zmian przemieszczeń przedmiotu obrabianego dy, dz (w osiach y , z) podczas skrawania, przy: $a_p=0,5\text{mm}$, $f=0,31\text{mm/obr}$, $v_c=330\text{m/min}$.
- Rys. 2.18. Wzmacniacz ładunku typ 5017B
- Rys. 2.19. Sample&hold SC-2040
- Rys. 2.20. Przetwornik analogowo-cyfrowy NI 6071E
- Rys. 2.21. Kamera termograficzna serii V-20ER05-25 wraz z przystawką MACRO
- Rys. 2.22. Temperatura powierzchni przedmiotu obrabianego: a) termogram, b) rozkład wartości temperatury w 56 s. obróbki; dla: $a_p=1.5\text{mm}$, $f=0.31\text{mm/obr}$, $v_c=165\text{ m/min}$
- Rys. 2.23. Prostoliniowość tworzących tulei akceptowalnej nr 19
- Rys. 2.24. Graficzna prezentacja odchyłki okrągłości badanej tulei a) tuleja nr 88 – wyrób nieakceptowalny, b) tuleja nr 19 – wyrób akceptowalny
- Rys. 2.25. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji składowej obwodowej siły skrawania F_c

- Rys. 2.26. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji składowej posuwowej siły skrawania F_f
- Rys. 2.27. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji składowej promieniowej siły skrawania F_p
- Rys. 2.28. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji temperatury powierzchni przedmiotu T
- Rys. 2.29. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji ugięcia przedmiotu dy
- Rys. 2.30. Krzywe regresji jednej zmiennej opisujące charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji ugięcia przedmiotu dz
- Rys. 2.31. Model regresji wielu zmiennych opisujący charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji głębokości skrawania a_p oraz posuwu
- Rys. 2.32. Model regresji wielu zmiennych opisujący charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji składowej promieniowej siły skrawania F_p oraz temperatury przedmiotu obrabianego T
- Rys. 2.33. Model regresji wielu zmiennych opisujący charakter zmian: a) odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} w funkcji sumarycznych przemieszczeń PO dy, dz
- Rys. 2.34. Struktura akceptowalności wyrobów w aspekcie dokładności wymiarowo – kształtowej; ΔW – odchyłka wymiaru, T – tolerancja wymiaru, ΔW_{al} – odchyłka walcowości, ΔO_{kr} – odchyłka okrągłości
- Rys. 3.1. Architektura sztucznej sieci neuronowej
- Rys. 3.2. Klasyfikacja zbiorów danych eksperymentalnych
- Rys. 3.3. Przebieg logistycznej funkcji aktywacji w zależności od parametru b
- Rys. 3.4. Trzywyjściowy model odwzorowania odchyłek kształtu ΔW_{al} , ΔO_{kr} i wymiaru ΔW_{ym} na podstawie technologicznych parametrów skrawania (a_p , f, v_c)
- Rys. 3.5. Jednowyjściowy model odwzorowania odchyłki wymiaru ΔW_{ym} , odchyłki walcowości ΔW_{al} lub odchyłki okrągłości ΔO_{kr} na podstawie technologicznych parametrów skrawania (a_p , f, v_c)
- Rys. 3.6. Trzywyjściowy model odwzorowania odchyłek kształtu ΔW_{al} , ΔO_{kr} i wymiaru ΔW_{ym} na podstawie składowych siły skrawania (F_c , F_f , F_p) i temperatury powierzchni przedmiotu T

- Rys. 3.7. Jednowyjściowy model odwzorowania odchyłki wymiaru ΔW_{wym} , odchyłki walcowości ΔW_{wal} lub odchyłki okrągłości ΔO_{okr} na podstawie składowych siły skrawania (F_c , F_f , F_p) i temperatury powierzchni przedmiotu T
- Rys. 3.8. Trzywójściowy model odwzorowania odchyłek kształtu ΔW_{wal} , ΔO_{okr} i wymiaru ΔW_{wym} na podstawie sumarycznych przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego d_y , d_z
- Rys. 3.9. Jednowyjściowy model odwzorowania odchyłki wymiaru ΔW_{wym} , odchyłki walcowości ΔW_{wal} lub odchyłki okrągłości ΔO_{okr} na podstawie sumarycznych przemieszczeń względnych przedmiotu obrabianego d_y , d_z
- Rys. 3.10. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-13-3:3), b) sieć RBF (3:3-15-3:3)
- Rys. 3.11. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki wymiaru ΔW_{wym} przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-17-1:1), b) sieć RBF (3:3-13-1:1)
- Rys. 3.12. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki walcowości ΔW_{wal} przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-9-1:1), b) sieć RBF (3:3-22-1:1)
- Rys. 3.13. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki okrągłości ΔO_{okr} przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (3:3-7-1:1), b) sieć RBF (2:2-13-3:3)
- Rys. 3.14. Błąd RMS uczenia i walidacji w kolejnych epokach, dla sieci MLP (3:3-17-1:1): a) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędów, b) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Rys. 3.15. Błędy jednostkowe dla poszczególnych przypadków sieci MLP (3:3-17-1:1): a) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędów, b) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Rys. 3.16. Zestawienie porównawcze popełnianego błędów RMS w poszczególnych zbiorach, sieci użytych jako modele prognostyczne odchyłek kształtu i wymiaru na podstawie technologicznych parametrów skrawania a_p , f , v_c
- Rys. 3.17. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (4:4-20-3:3), b) sieć RBF (4:4-15-3:3)
- Rys. 3.18. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (2:2-13-3:3), b) sieć RBF (2:2-10-3:3)
- Rys. 3.19. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (4:4-8-1:1), b) sieć RBF (4:4-19-1:1)

- Rys. 3.20. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (4:4-6-1:1), b) sieć RBF (4:4-10-1:1)
- Rys. 3.21. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (2:2-7-1:1), b) sieć RBF (2:2-14-1:1)
- Rys. 3.22. Zestawienie porównawcze błędu RMS popełnianego w poszczególnych zbiorach, sieci użytych jako modele prognostyczne odchyłek kształtu i wymiaru, na podstawie składowych wypadkowej siły skrawania F_c , F_p , F_f , temperatury powierzchni przedmiotu obrabianego T
- Rys. 3.23. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (2:2-9-1:1), b) sieć RBF (2:2-22-1:1)
- Rys. 3.24. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłek kształtu i wymiaru przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (2:2-6-1:1), b) sieć RBF (2:2-13-1:1)
- Rys. 3.25. Architektura sztucznej sieci neuronowej predykcji odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego (oznaczenia w tekście): a) sieć MLP (2:2-7-1:1), b) sieć RBF (2:2-9-1:1)
- Rys. 3.26. Zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS w poszczególnych zbiorach, sieci użytych jako modele prognostyczne odchyłek kształtu i wymiaru, na podstawie sumarycznych, względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego podczas skrawania dy , dz
- Rys. 3.27. Zestawienie porównawcze popełnianego błędu RMS dla modeli jednej i wielu zmiennych oraz sztucznych sieci neuronowej
- Rys. 4.1. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔWym przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p
- Rys. 4.2. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p
- Rys. 4.3. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-13-3:3) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

- Rys. 4.4. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-15-3:3) w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p
- Rys. 4.5. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔW_{al} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-15-3:3) w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p
- Rys. 4.6. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-15-3:3) w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p
- Rys. 4.7. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-20-3:3) uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędu, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$
- Rys. 4.8. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔW_{al} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-20-3:3) uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędu, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$
- Rys. 4.9. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-20-3:3) uczoną algorytmem wstecznej propagacji błędu, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$
- Rys. 4.10. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (4:4-15-3:3) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$
- Rys. 4.11. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔW_{al} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (4:4-15-3:3) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$
- Rys. 4.12. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (4:4-15-3:3) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$
- Rys. 4.13. Prognozowane przez sieć MLP (2:2-13-3:3) przebiegi zmian wartości: a) błędów wymiaru ΔW_{ym} , b) odchyłki walcowości ΔW_{al} , c) odchyłki okrągłości ΔO_{kr} , w funkcji względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego dy, dz

Rys. 4.14. Prognozowane przez sieć RBF (2:2-10-3:3) przebiegi zmian wartości: a) błędu wymiaru ΔWym , b) odchyłki walcowości ΔWal , c) odchyłki okrągłości ΔOkr , w funkcji względnych przemieszczeń przedmiotu obrabianego dy, dz

Spis tabel

- Tab. 1.1. Źródła błędów podczas toczenia [12]
- Tab. 1.2. Klasyfikacja nieregularności zarysu rzeczywistego wg VDI/VDE 2601 [21]
- Tab. 1.3. Wyniki testowania centrum tokarskiego
- Tab. 1.4. Wybrane wyniki numeryczne efektów kompensacji [114]
- Tab. 2.1. Skład chemiczny obrabianego materiału R35
- Tab. 2.2. Warunki obróbki
- Tab. 2.3. Wartość średnia sztywności statycznej j_{w-k} i podatność w_{w-k} układu wrzeciono-konik, tokarki wykorzystywanej podczas badań eksperymentalnych
- Tab. 2.4. Prawdopodobieństwo p i współczynniki korelacji Pearsona r pomiędzy parametrami wejściowymi (a_p, v_c, f), a wyjściowymi ($\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$) modelu: („3WE” – a_p, v_c, f ; „3WY” – $\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$)
- Tab. 2.5. Prawdopodobieństwo p i współczynniki korelacji Pearsona r pomiędzy parametrami wejściowymi (F_c, F_p, F_f, T), a wyjściowymi ($\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$) modelu („4WE” – F_c, F_p, F_f, T ; „3WY” – $\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$)
- Tab. 2.6. Prawdopodobieństwo p i współczynniki korelacji Pearsona r pomiędzy parametrami wejściowymi (dy, dz), a wyjściowymi ($\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$) modelu („2WE” – dy, dz ; „3WY” – $\Delta W_{ym}, \Delta W_{al}, \Delta O_{kr}$)
- Tab. 3.1. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-13-3:3) uczonej algorytmem BP
- Tab. 3.2. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-15-3:3)
- Tab. 3.3. Statystyki regresyjne odchyłek kształtu i wymiaru ($\Delta W_{al}, \Delta O_{kr}, \Delta W_{ym}$) dla sieci MLP (3:3-13-3:3) uczonej BP
- Tab. 3.4. Statystyki regresyjne odchyłek kształtu i wymiaru ($\Delta W_{al}, \Delta O_{kr}, \Delta W_{ym}$) dla sieci RBF (3:3-15-3:3)
- Tab. 3.5. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.6. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.7. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.8. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (3:3-17-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.9. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-13-1:1)
- Tab. 3.10. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci RBF (3:3-13-1:1)
- Tab. 3.11. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu

- Tab. 3.12. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.13. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.14. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (3:3-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.15. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-22-1:1)
- Tab. 3.16. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci RBF (3:3-22-1:1)
- Tab. 3.17. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.18. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.19. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.20. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (3:3-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.21. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (3:3-13-1:1)
- Tab. 3.22. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (3:3-13-1:1)
- Tab. 3.23. Zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji a_p , f , v_c
- Tab. 3.24. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-20-3:3) uczonej algorytmem BP
- Tab. 3.25. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-15-3:3)
- Tab. 3.26. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔWym oraz odchyłek: walcowości ΔWal i okrągłości ΔOkr w poszczególnych zbiorach sieci MLP (4:4-20-3:3)
- Tab. 3.27. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (4:4-15-3:3)
- Tab. 3.28. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-13:3:3)
- Tab. 3.29. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (2:2-10:3:3)
- Tab. 3.30. Statystyki regresyjne wartości odchyłki ΔWym oraz odchyłek ΔWal , ΔOkr dla sieci MLP (2:2-13:3:3)
- Tab. 3.31. Statystyki regresyjne wartości odchyłki ΔWym oraz odchyłek ΔWal , ΔOkr dla sieci RBF (2:2-10-3:3)
- Tab. 3.32. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-8-1:1) uczonej algorytmem BP
- Tab. 3.33. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-8-1:1) metodą Levenberga-Marquardta

- Tab. 3.34. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (4:4-8-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.35. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (4:4-8-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.36. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-19-1:1)
- Tab. 3.37. Statystyki regresyjne odchyłki wymiaru ΔW_{ym} dla sieci RBF (4:4-19-1:1)
- Tab. 3.38. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.39. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.40. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.41. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (4:4-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.42. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-10-1:1)
- Tab. 3.43. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci RBF (4:4-10-1:1)
- Tab. 3.44. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.45. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (4:4-7-1:1) metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.46. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (4:4-7-1:1) uczonej algorytmem BP
- Tab. 3.47. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (4:4-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.48. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (4:4-14-1:1)
- Tab. 3.49. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (4:4-14-1:1)
- Tab. 3.50. Zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔW_{ym} w funkcji F_c , F_p , F_f , T
- Tab. 3.51. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.52. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.53. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF 2:2-22-1:1
- Tab. 3.54. Statystyki regresyjne błędu wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.55. Statystyki regresyjne błędu wymiaru ΔW_{ym} dla sieci MLP (2:2-9-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta

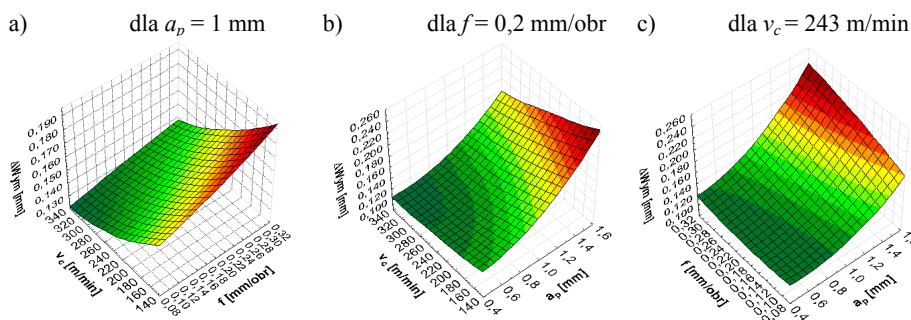
- Tab. 3.56. Statystyki regresyjne wartości odchyłek ΔWym , ΔWal , ΔOkr dla sieci RBF 2:2-22-1:1
- Tab. 3.57. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.58. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.59. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (2:2-13-1:1)
- Tab. 3.60. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.61. Statystyki regresyjne odchyłki walcowości ΔWal dla sieci MLP (2:2-6-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.62. Statystyki regresyjne odchyłki ΔWal dla sieci RBF 2:2-13-1:1
- Tab. 3.63. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.64. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci MLP (2:2-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.65. Analiza wrażliwości zmiennych wejściowych sieci RBF (2:2-9-1:1)
- Tab. 3.66. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (2:2-7-1:1) uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu
- Tab. 3.67. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci MLP (2:2-7-1:1) uczonej metodą Levenberga-Marquardta
- Tab. 3.68. Statystyki regresyjne odchyłki okrągłości ΔOkr dla sieci RBF (2:2-9-1:1)
- Tab. 3.69. Zbiór najlepszych sieci umożliwiających predykcję odchyłek ΔWal , ΔOkr , ΔWym w funkcji dy , dz

ZAŁĄCZNIK nr 1

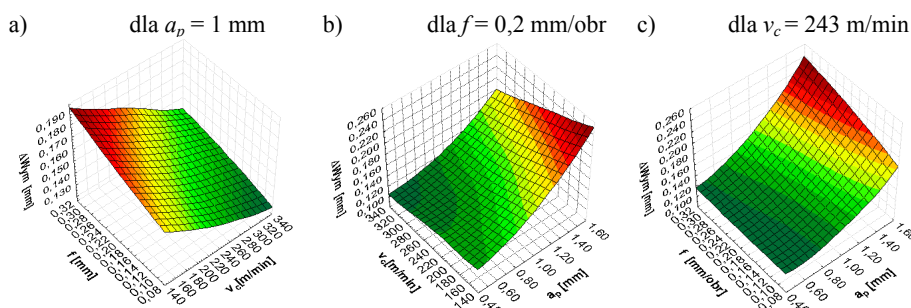
WYNIKI PROGNOZOWANIA ODCHYLEK KSZTAŁTU I WYMIARU W ASPEKCIE PROJEKTOWANIA TECHNOLOGII OBRÓBK NA PODSTAWIE MODELI JEDNOWYJŚCIOWYCH

Dla modeli: „3WE” – $a_p, v_c, f \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{ym}
 „3WE” – $a_p, v_c, f \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{al}
 „3WE” – $a_p, v_c, f \leftrightarrow$ „1WY” – ΔO_{kr}

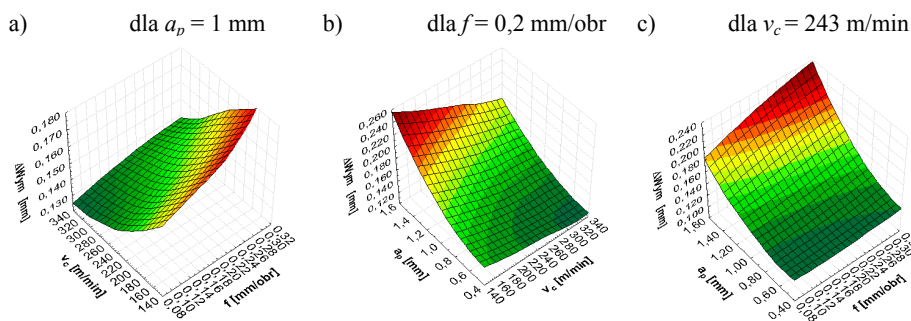
Dla modelu: „3WE” – $a_p, v_c, f \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{ym}



Rys. 1. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-17-1:1) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

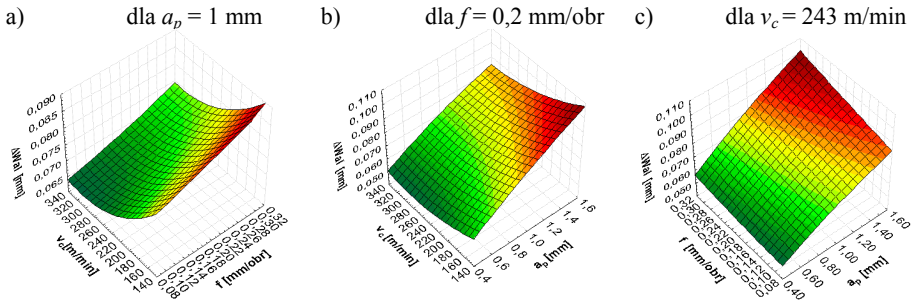


Rys. 2. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-17-1:1), uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

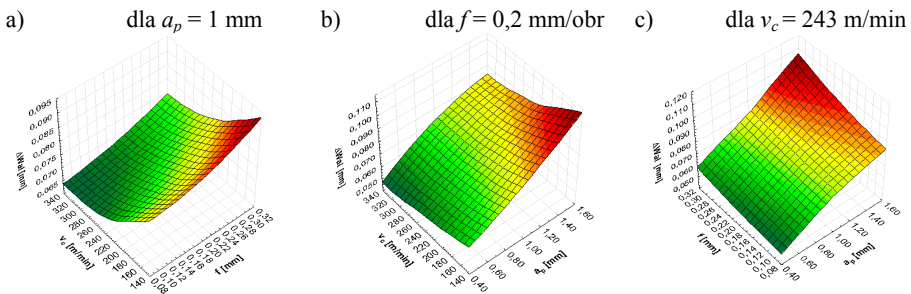


Rys. 3. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-13-1:1), w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

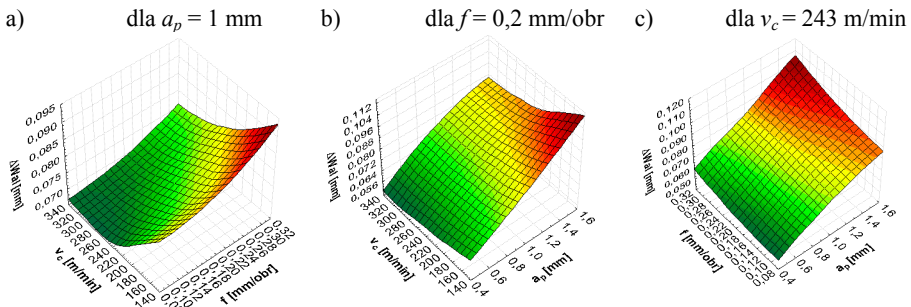
Dla modelu: „3WE” – $a_p, v_c, f \leftrightarrow$ „1WY” – ΔWal



Rys. 4. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walцовości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-9-1:1) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

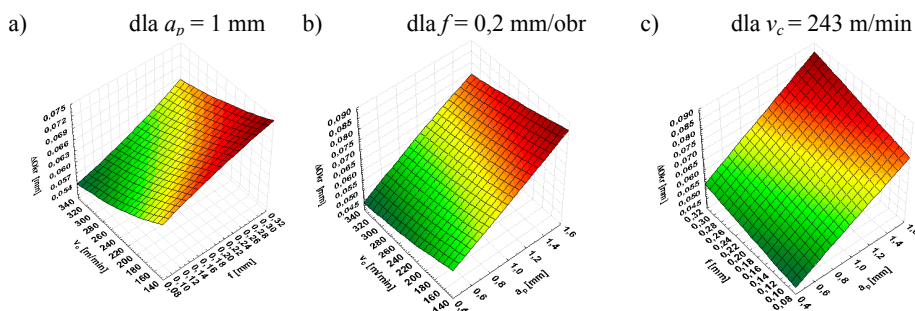


Rys. 5. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walцовości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-9-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

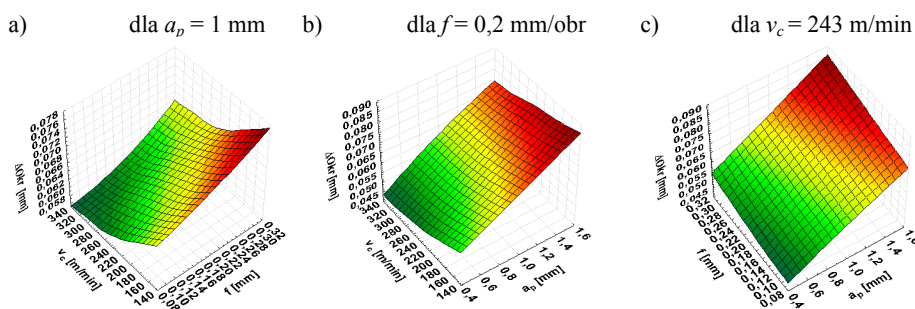


Rys. 6. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walцовości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-22-1:1), w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

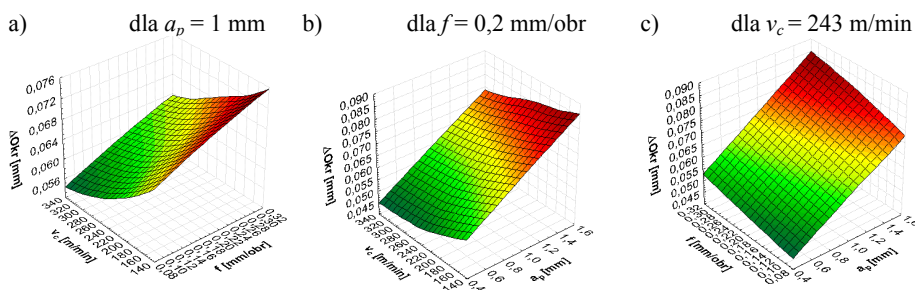
Dla modelu: „3WE” – $a_p, v_c, f \leftrightarrow$ „1WY” – ΔO_{kr}



Rys. 7. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-7-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p



Rys. 8. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (3:3-7-1:1) uczoną algorytmem BP, w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p



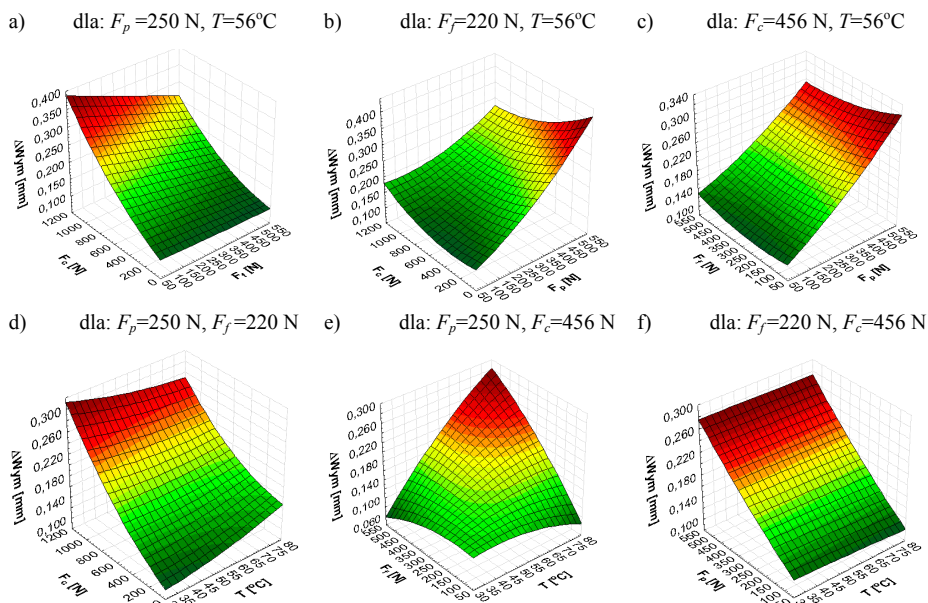
Rys. 9. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-13-1:1), w funkcji: a) prędkości skrawania v_c i posuwu f , b) prędkości skrawania v_c i głębokości skrawania a_p , c) posuwu f i głębokości skrawania a_p

ZAŁĄCZNIK nr 2

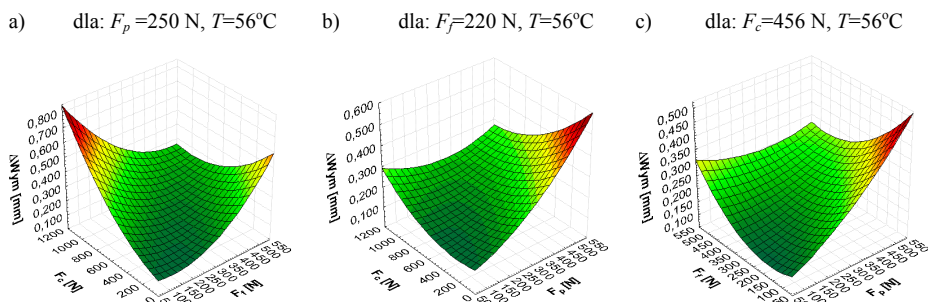
WYNIKI PROGNOZOWANIA ODCHYLEK KSZTAŁTU I WYMIARU W ASPEKCIE STEROWANIA TRAJEKTORIĄ OSTRZA NARZĘDZIA NA PODSTAWIE MODELI JEDNOWYJŚCIOWYCH

Dla modeli: „4WE” – $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{ym}
 „4WE” – $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{al}
 „4WE” – $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „1WY” – ΔO_{kr}

Dla modelu: „4WE” – $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{ym}

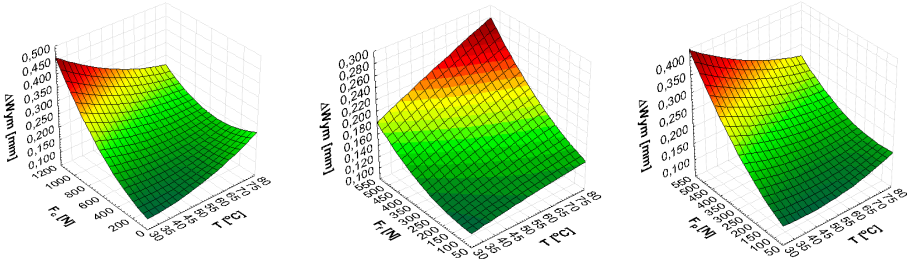


Rys. 1. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-8-1:1) uczoną algorytmem BP, w funkcji poszczególnych składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$



Rys. 2. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-8-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji poszczególnych składowych siły skrawania: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$

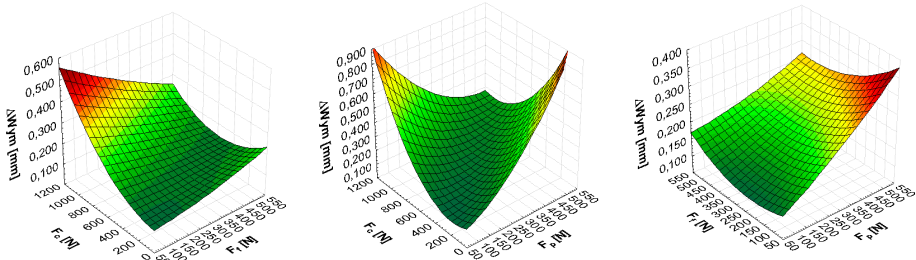
- a) dla: $F_p=250$ N, $F_f=220$ N b) dla: $F_p=250$ N, $F_c=456$ N c) dla: $F_f=220$ N, $F_c=456$ N



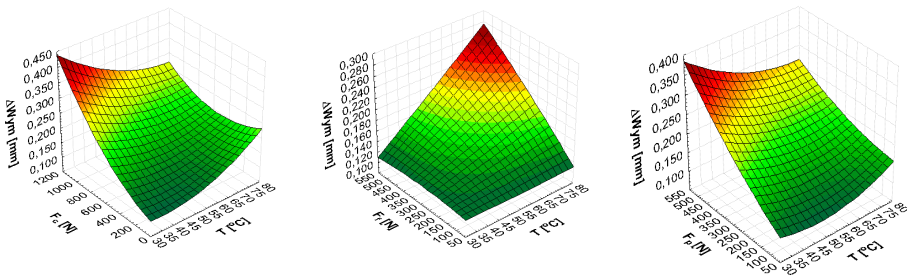
Rys. 3. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-8-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji poszczególnych składowych siły skrawania oraz temperatury:

- a) $F_c - T$, b) $F_f - T$, c) $F_p - T$

- a) dla: $F_p=250$ N, $T=56^\circ\text{C}$ b) dla: $F_f=220$ N, $T=56^\circ\text{C}$ c) dla: $F_c=456$ N, $T=56^\circ\text{C}$

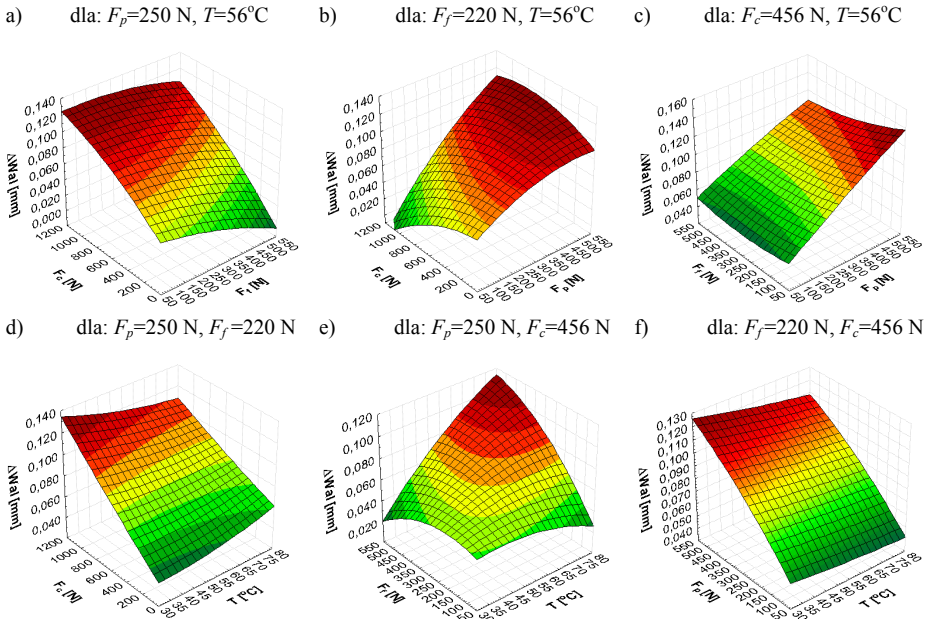


- d) dla: $F_p=250$ N, $F_f=220$ N e) dla: $F_p=250$ N, $F_c=456$ N f) dla: $F_f=220$ N, $F_c=456$ N

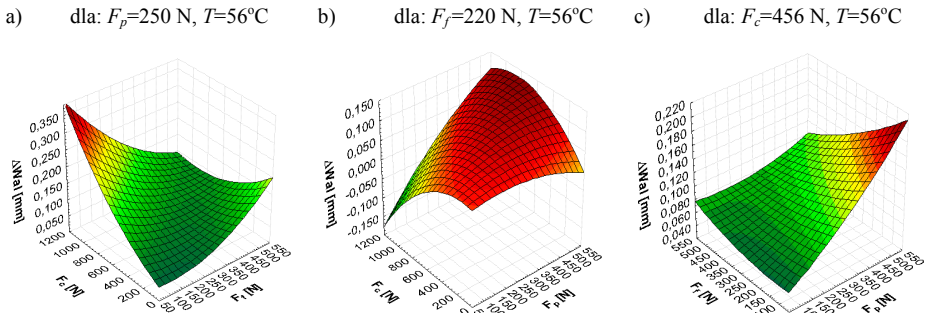


Rys. 4. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔW_{ym} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-19-1:1) w funkcji poszczególnych składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

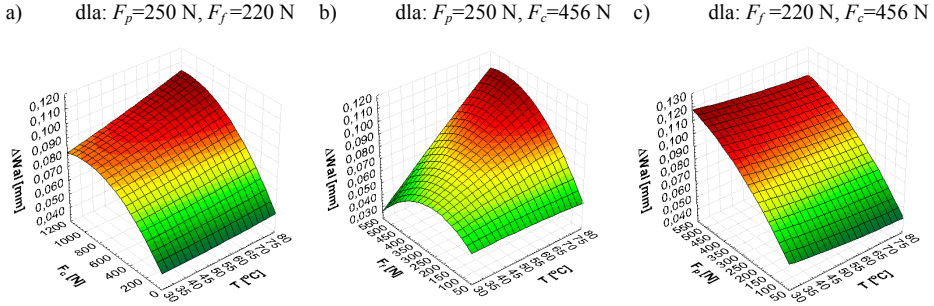
Dla modelu: „4WE” – $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „1WY” – ΔWal



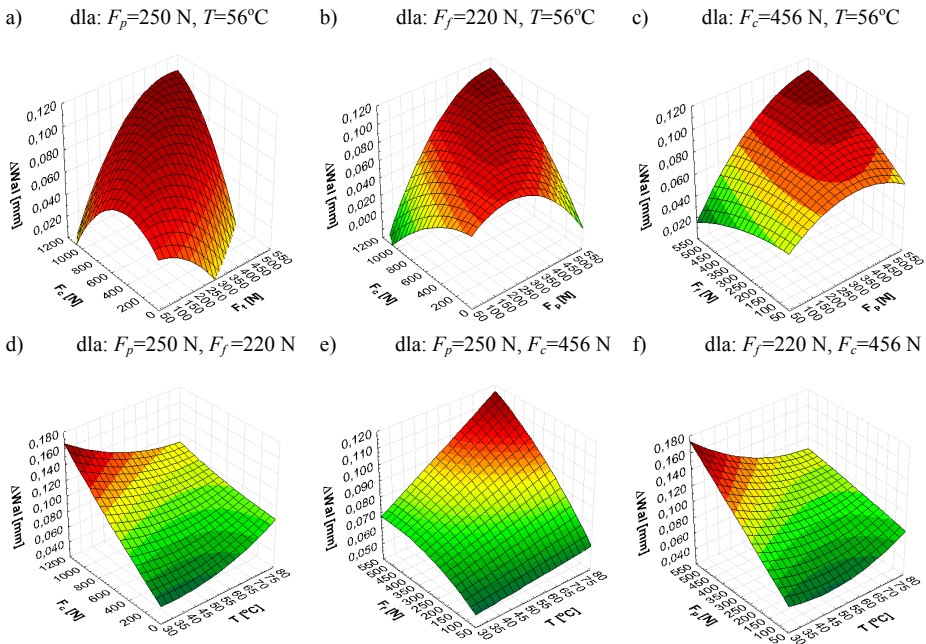
Rys. 5. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-6-1:1) uczoną algorytmem BP, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$



Rys. 6. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-6-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji składowych siły skrawania: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$

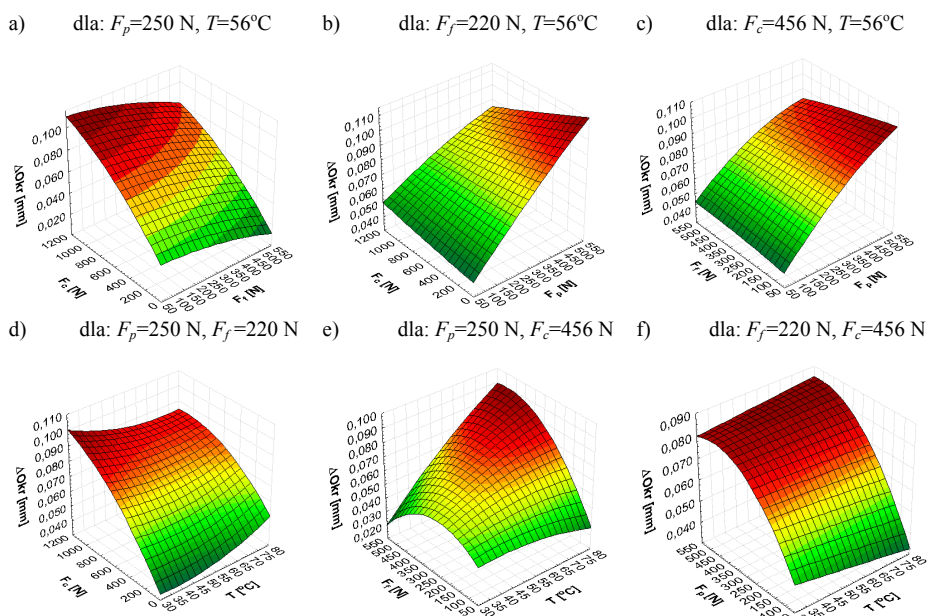


Rys. 7. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-6-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - T$, b) $F_f - T$, c) $F_p - T$

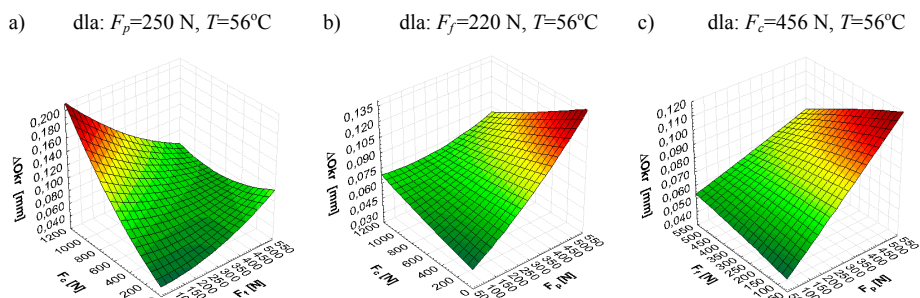


Rys. 8. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-10-1:1) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

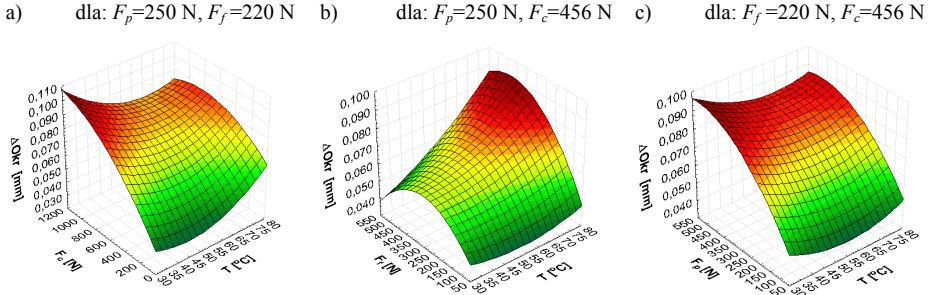
Dla modelu: „4WE” – $F_c, F_p, F_f, T \leftrightarrow$ „1WY” – ΔO_{kr}



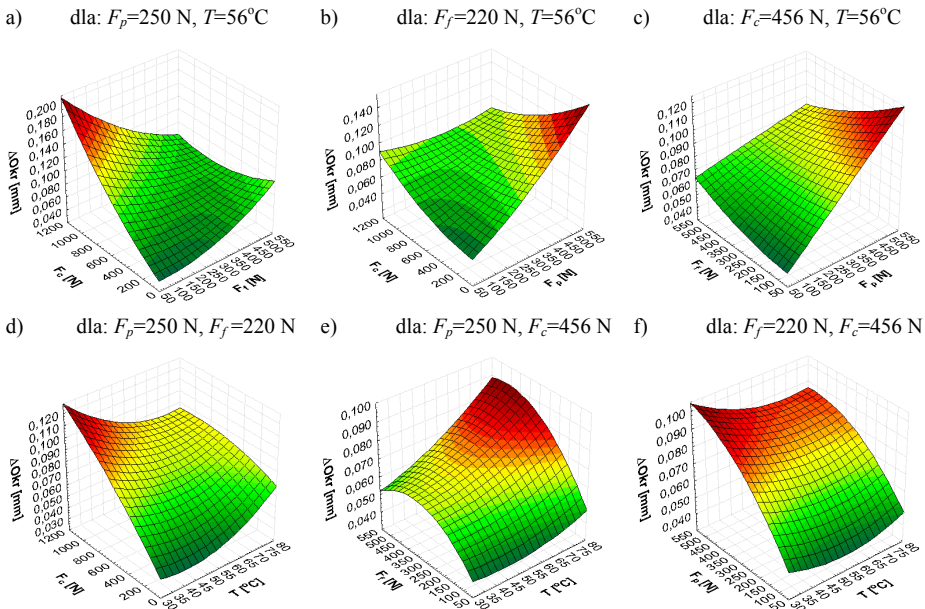
Rys. 9. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-7-1:1) uczoną algorytmem BP, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$



Rys. 10. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-7-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji składowych siły skrawania: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$



Rys. 11. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć MLP (4:4-7-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - T$, b) $F_f - T$, c) $F_p - T$



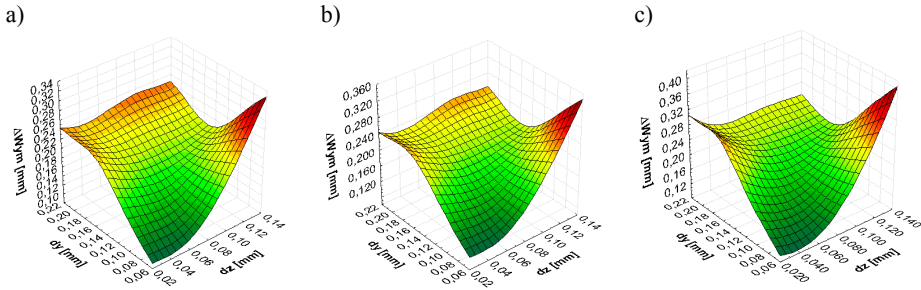
Rys. 12. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔO_{kr} przedmiotu obrabianego przez sieć RBF (3:3-10-1:1) w funkcji składowych siły skrawania oraz temperatury: a) $F_c - F_f$, b) $F_c - F_p$, c) $F_f - F_p$, d) $F_c - T$, e) $F_f - T$, f) $F_p - T$

ZAŁĄCZNIK nr 3

WYNIKI PROGNOZOWANIA ODCHYLEK KSZTAŁTU I WYMIARU W ASPEKCIE STEROWANIA TRAJEKTORIĄ OSTRZA NARZĘDZIA NA PODSTAWIE MODELI JEDNOWYJŚCIOWYCH

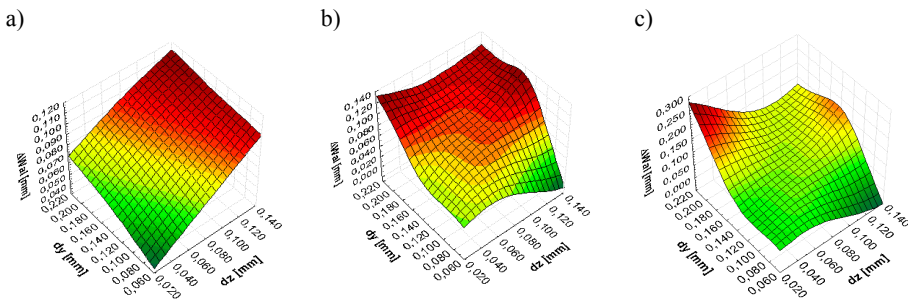
Dla modeli: „2WE” – $dy, dz \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{ym}
 „2WE” – $dy, dz \leftrightarrow$ „1WY” – ΔW_{al}
 „2WE” – $dy, dz \leftrightarrow$ „1WY” – ΔO_{kr}

Dla modeli: „2WE” – $dy, dz \leftrightarrow$ „1WY” – $\Delta Wym, (\Delta Wal), (\Delta Okr)$



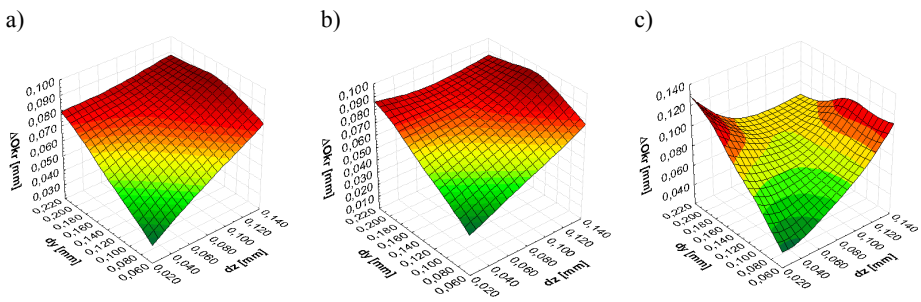
Rys. 1. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki wymiaru ΔWym przedmiotu obrabianego przez sieć, w funkcji sumarycznych, względnych przemieszczeń dy, dz :

- a) MLP (2:2-9-1:1) uczoną uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu,
b) MLP (2:2-9-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, c) RBF (2:2-22-1:1)



Rys. 2. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki walcowości ΔWal przedmiotu obrabianego przez sieć, w funkcji sumarycznych, względnych przemieszczeń dy, dz :

- a) MLP (2:2-6-1:1) uczoną uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu,
b) MLP (2:2-6-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, c) RBF (2:2-13-1:1)



Rys. 3. Prognozowane przebiegi zmian odchyłki okrągłości ΔOkr przedmiotu obrabianego przez sieć, w funkcji sumarycznych, względnych przemieszczeń dy, dz :

- a) MLP (2:2-7-1:1) uczoną uczonej algorytmem wstecznej propagacji błędu,
b) MLP (2:2-7-1:1) uczoną metodą Levenberga-Marquardta, c) RBF (2:2-9-1:1)