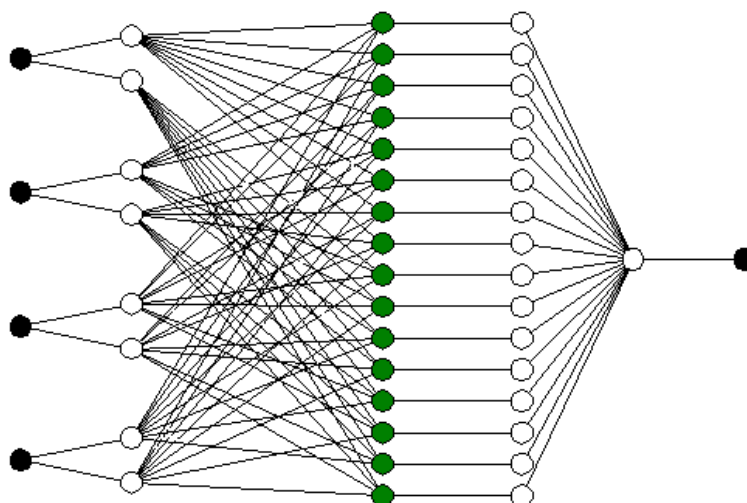


METODY SZTUCZNEJ INTELIGENCJI W BADANIACH NOŻY I GŁOWIC URABIAJĄCYCH

Jakub Gajewski

Józef Jonak



MONOGRAFIA

Lublin, 2008

Opiniodawca:
Prof. dr hab. inż. Krzysztof Krauze, Akademia Górniczo-Hutnicza

© Copyright by
Polskie Naukowo-Techniczne Towarzystwo Eksploatacyjne
Warszawa 2008

ISBN 978-83-911726-3-6

Polskie Naukowo-Techniczne
Towarzystwo Eksploatacyjne,
ul. Jagiellońska 80, pawilon PBWiE,
03-301 Warszawa.
tel. (+48 22) 811 32 31 w. 515 lub 303,
email: d.kowalik@pollub.pl
<http://www.eksploatacja.waw.pl>

Druk: Wydawnictwo-Drukarnia Liber Duo s.c.
ul. Długa 5
20-346 Lublin
liberduo@o2.pl

SPIS TREŚCI

1. Wprowadzenie	5
2. Cel i zakres badań	11
3. Stan wiedzy	12
3.1. Wybrane aspekty mechaniki urabiania skał.....	13
3.1.1. Typowe konstrukcje noży urabiających.....	17
3.1.1.1 Inne typy narzędzi stosowanych w procesie urabiania skał.....	23
3.2. Problematyka tępienia się noży urabiających.....	25
3.2.1. Wskaźniki zużycia ostrza.....	25
3.2.2. Czynniki mające wpływ na tępienie się ostrzy narzędzi górnictw	29
3.2.3. Efekty stępienia ostrza noża urabiającego	41
3.2.3.1 Zużycie noży promieniowych	42
3.2.3.2 Zużycie noży obrotowych	46
3.2.4. Teoretyczno- empiryczne wyznaczanie obciążenia ostrza z uwzględnieniem jego stępienia.....	54
3.2.5. Wykorzystanie metod sztucznej inteligencji w technologii urabiania	63
3.2.5.1 Sieci neuronowe w technikach urabiania	70
3.2.5.2 Metody sztucznej inteligencji w prognozowaniu obciążenia narzędzi i organów roboczych.....	75

3.3. Metoda klasyfikacji stanu ostrzy i rodzaju narzędzi.....	81
3.3.1. Koncepcja proponowanej metody oceny stanu ostrzy i rodzaju narzędzi; cel, zakres oraz sposób realizacji przeprowadzonych badań	84
4. Badania stanowiskowe procesu urabiania skał głowicą wielonarzędziową	86
4.1. Stanowisko badawcze	88
4.2. Obiekt badań	93
4.3. Realizacja badań	97
5. Wyniki badań i ich analiza.....	104
6. Metody klasyfikacji.....	122
6.1. Urabianie narzędziami promieniowymi.....	122
6.1.1. Perceptron wielowarstwowy	122
6.1.2. Sieć o radialnych funkcjach bazowych.....	129
6.1.3. Rozmyta sieć neuronowa	134
6.2. Urabianie nożami styczno-obrotowymi.....	147
6.2.1. Perceptron wielowarstwowy	148
6.2.2. Sieć o radialnych funkcjach bazowych.....	149
6.2.3. Rozmyta sieć neuronowa	151
6.3. Klasyfikacja rodzaju narzędzi.....	156
6.3.1. Klasyczne sieci neuronowe.....	157
6.3.2. Rozmyta sieć neuronowa	160
7. Podsumowanie i wnioski końcowe	169
8. Kierunki dalszych badań	171
LITERATURA	

1. Wprowadzenie

W branży górniczej nie wypracowano do dzisiaj skutecznych metod oceny stopnia stępienia ostrzy ani nie ustalono granicznych wartości wskaźników ich zużycia. Jest to ściśle związane ze specyfiką tej branży. Ocena stanu noży zamontowanych na wielonarzędziowej głowicy urabiającej kombajnu górniczego dokonywana jest subiektywnie, przez operatora kombajnu, a realizacja tego procesu jest bardzo niebezpieczna (prowadzona często w strefie niezabezpieczonego jeszcze stropu), i wiąże się z długim przestojem maszyny, wielokrotnym włączaniem kombajnu celem obrócenia głowicy i umożliwienia pomiarów zużycia wszystkich noży. Z obserwacji wynika, iż z uwagi na koszty noży górniczych, w przypadku urabiania węgla łatwo urabialnych, często prowadzone jest urabianie nie nożami, ale tym co po nich pozostało wskutek znacznego zużycia.

W niektórych warunkach urabiania, przeprowadzenie właściwej oceny, klasycznymi metodami, tj. poprzez pomiar wartości wskaźników zużycia, jest bardzo utrudnione lub wręcz niemożliwe, z uwagi na niemal całkowite „zaklejenie” urobkiem głowicy urabiającej (Rys. 1.1).

Urabianie znacznie stępionymi narzędziami górniczymi skutkuje bezproduktywnym rozpraszaniem energii (wzrasta zapotrzebowanie mocy maszyn urabiających), rosną koszty eksploatacji, rośnie zapylenie w strefie urabiania oraz ilość wydzielanego ciepła, podnosząc tym samym potencjalne zagrożenie wybuchem pyłu węglowego oraz obniżając komfort pracy załóg górniczych. Zdecydowanie rośnie poziom drgań głowicy urabiającej, które przenoszą się na podzespoły maszyny urabiającej, wskutek czego występuje przyspieszone zużywanie się węzłów konstrukcyjnych całych maszyn.

Urabianie mechaniczne jest obecnie dominującym sposobem pozyskiwania kopalin użytecznych. Realizowane jako najczęściej jako

frezowanie pokładu głowicami wielonarzędziowymi, wyposażonymi w noże urabiające dostosowanej do lokalnych warunków urabiania.

Analiza dotychczasowych prac teoretycznych oraz badań doświadczalnych [3, 6-8, 12, 13, 26, 29, 37, 40, 45, 46, 48, 60, 63, 65, 66, 68, 71, 73, 79, 83, 84, 91, 96, 98, 103-105] wskazuje, że przebieg jak i opór urabiania skały, głowicą uzbrojoną w noże urabiające, zależy od szeregu czynników, do których zalicza się:

- zespół parametrów charakteryzujących rodzaj i właściwości urabianej skały (np.: średnia średnica ziarna, twardość, ciężar objętościowy, wytrzymałość na jednoosiowe ściskanie oraz rozciąganie, wskaźnik asymetrii wytrzymałości, wilgotność, szczelinowatość, porowatość, uwarstwienie, kąt bocznego rozkruszania),
- zespół parametrów charakteryzujący cechy konstrukcyjne narzędzia (np. kąt przyłożenia, kąt ostrza, długość krawędzi skrawającej, stępienie ostrza),
- zespół parametrów charakteryzujący głowicę (zabior, liczba noży w linii skrawania, długość głowicy, promień rozmieszczenia noży, posuw na jeden obrót, podziałka kątowa, prędkość skrawania, prędkość posuwu, układ realizowanych skrawów, wartość proporcji podziałki poprzecznej do głębokości skrawania),
- zespół parametrów charakteryzujący technologię urabiania (orientacja kierunku urabiania, tj. np. ruch pionowy, poziomy, rodzaj procesu, tj. formowanie obrysu, podstawowy ruch roboczy głowicy).

W ostatnich latach coraz częściej zachodzi potrzeba urabiania skał o dużej wytrzymałości oraz o dużej ścierności, co sprzyja gwałtownemu tępieniu się noży skrawających. Mechanizm tępienia ostrzy noży urabiających zależy z kolei od wielu czynników, wśród których, najistotniejsze to [9, 11, 25, 34, 45, 46, 48, 60, 63, 66, 67, 73, 77, 81, 88, 90, 97, 99-101, 103,104] : parametry charakteryzujące urabianą kopalinę, parametry technologiczne urabiania, parametry charakteryzujące materiał ostrza noża urabiającego oraz parametry geometryczne ostrza.

Dyrektywy Unii Europejskiej oraz polskie przepisy górnicze wymuszają bardzo rygorystyczne wymogi bezpieczeństwa załóg górniczych. Powoduje to konieczność poszukiwania metod wyprowadzania obsługi maszyn urabiających z miejsc potencjalnie niebezpiecznych, w strefy mniej zagrożone. Jednym z postulowanych aktualnie rozwiązań, jest konieczność budowy układów automatycznego, adaptacyjnego sterowania pracą kombajnów górniczych, realizowanego bez bezpośredniego udziału operatora. Do tego celu sugeruje się wykorzystanie metod tzw. sztucznej inteligencji, w tym zwłaszcza systemów rozmytych, systemów eksperckich i sztucznych sieci neuronowych.

Próbie rozwiązania niektórych aspektów omawianych zagadnień podjęto w prezentowanej pracy, w tym zwłaszcza możliwości rozpoznawania (w trybie on-line) rodzaju zamontowanych aktualnie na głowicy narzędzi oraz oceny stopnia ich stępienia. Może to być pomocne w ustaleniu np. właściwego momentu wymiany narzędzi na głowicy. Jak już wspomniano, stępienie ostrzy noży urabiających ma swe bezpośrednie przełożenie na szereg negatywnych czynników związanych z eksploatacją, w tym na wzrost zapylenia w ścianie, pojawienie się iskrzenia narzędzi w strefie skrawania, wzrost temperatury ostrzy, co potęguje zagrożenie, między innymi, wybuchem metanu lub pyłu węglowego (szczególnie niebezpieczne jest to dla operatorów kombajnów). Bieżąca kontrola stanu noży urabiających umożliwia wczesne wykrywanie ich zużycia, ograniczając tym samym przedwczesne zużywanie się elementów kombajnu oraz nadmierne zużycie energii. Zmniejsza się również stan zapylenia przyczyniając się tym samym do podnoszenia stopnia bezpieczeństwa załóg górniczych.

Poruszana tematyka jest zatem aktualna, zasadna oraz wychodzi naprzeciw oczekiwaniom przemysłu wydobywczego.



Rys. 1.1. Noże obrotowe na głowicy urabiającej

SPIS WAŻNIEJSZYCH OZNACZEŃ

- a_t - wartość przyspieszenia zmierzona w chwili t ,
 A_p - wydajność właściwa ścierania,
 b - szerokość ostrza,
 d_k - średnia średnica ziaren,
 D_s - średnica głowicy,
 e_c - jednostkowa energia skrawania,
 f_c - wytrzymałość skały na jednoosiowe ściskanie,
 F - wskaźnik ścierności skały,
 F_c - siła skrawania,
 F_{cr} - resztkowa siła skrawania,
 $\overline{F_c}$ - średnia siła skrawania,
 g - głębokość skrawania,
 h - głębokość skrawania, wysokość starcia powierzchni przyłożenia
w układzie ostrza ostrego,
 h' - głębokość skrawania z ujemną wartością kąta przyłożenia,
wynikająca ze stępienia ostrza,
 h_n - promieniowe skrócenie ostrza,
 k_c - współczynnik rozkładu naprężeń.
 k_{ks} - współczynnik rodzaju skrawu,
 k_{od} - współczynnik odprężenia górotworu
 k_γ - współczynnik uwzględniający zmianę kąta natarcia noża względem
wzorcowego,
 KE_B - promieniowe skrócenie ostrza,
 KF - odległość rowka zużycia od krawędzi skrawającej,
 KM - odległość pomiędzy początkowym położeniem krawędzi
skrawającej a miejscem pomiaru KT,
 KT - największa głębokość rowka zużycia na powierzchni natarcia,
 m - masa urobiona,
 M - moment urabiania,
 n - prędkość obrotowa głowicy,

N	-	moc,
q	-	nacisk na powierzchni stępienia,
Q	-	zastępcza (przeliczeniowa), procentowa zawartość minerału,
r_e	-	promień zaokrąglenia naroża ostrza,
r_{nz}	-	promień zaokrąglenia ostrza w płaszczyźnie normalnej do krawędzi skrawającej,
R_c	-	wytrzymałość skały na ściskanie,
R_r	-	wytrzymałość skały na rozciąganie,
S_p	-	wskaźnik stępienia ostrza,
t	-	podziałka skrawania,
t_c	-	czas elementarnego cyklu odspajania,
T	-	siła tarcia,
v_{ckr}	-	krytyczna prędkość skrawania,
v_p	-	prędkość posuwu,
v_s	-	prędkość skrawania,
V	-	objętość startej części ostrza,
VB'	-	średnia szerokość pasma zużycia mierzona wzdłuż powierzchni przyłożenia,
VB_B	-	średnia szerokość pasma zużycia,
VB_{max}	-	maksymalna szerokość pasma zużycia,
W_t	-	wartość przyspieszenia wzorcowego dla czasu t od rozpoczęcia skrawania,
α	-	kąt przyłożenia ostrza,
β	-	kąt ostrza,
γ	-	kąt natarcia ostrza,
δ	-	kąt ustawienia ostrza,
ΔF_c	-	użyteczna siła skrawania,
ψ	-	kąt bocznego rozkruszania skały,
μ	-	współczynnik tarcia,
ρ	-	kąt bocznego wychylenia ostrza,
ζ	-	gęstość skały.

2. Cel i zakres badań

Celem prowadzonych badań jest opracowanie i weryfikacja doświadczalna metody oceny rodzaju i stanu ostrzy noży urabiających, zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej, z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych [SSN] (klasycznych oraz rozmytych [FNN]).

Proces urabiania, jako szybkozmienny i losowy, napotyka na szereg trudności w matematycznym opisie. Stan ostrzy noży zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej, jak również rozpoznanie ich geometrii, ma istotne znaczenie dla energochłonności procesu urabiania. Obecnie jednak w czasie pracy kombajnu (w czasie rzeczywistym), taka ocena nie jest dokonywana, przyczyniając się do bezproduktywnego rozpraszania energii. Opisane w pracy badania miały między innymi na celu ustalenie przydatności wybranych cech (statystyk) pewnych, charakterystycznych sygnałów, pozyskiwanych w procesie urabiania głowicą wielonarzędziową kombajnu górniczego, do oceny stanu narzędzi. Wzięto pod uwagę głównie sygnały mocy oraz momentu oporów urabiania (w tym zwłaszcza takich jak wartość średnia, wariancja, kurtoza, skośność badanego sygnału), z uwagi na potencjalną możliwość ich rejestracji w warunkach przemysłowych. Zmiennymi wyjściowymi sieci neuronowych, były określone stany ostrzy noży urabiających: narzędzia technicznie ostre oraz narzędzia stępione. Kolejny etap badań dotyczył ocenie możliwości identyfikacji (rozdzielania) typu (geometrii) noży pracujących zespołów, na podstawie wspomnianych cech sygnałów mocy lub momentu urabiania głowicą.

Zakres pracy obejmuje analizę stanu wiedzy dotyczącego zagadnień kształtowania się obciążenia głowicy urabiającej, zależnie od stanu ostrzy noży zamontowanych na głowicy, wykorzystania SSN

w zagadnieniach monitorowania i sterowania procesem urabiania głowicą, przeprowadzenie badań eksperymentalnych procesu urabiania głowicą wielonarzędziową wyposażoną w noże o określonym stopniu stępienia, oraz zbadanie możliwości oceny ich stanu z wykorzystaniem SSN na podstawie wybranych cech zarejestrowanych sygnałów (momentu oraz mocy silnika napędowego głowicy). Badaniom poddano także kształtowanie się procesu urabiania realizowanego narzędziami o różnej geometrii ostrza, pod kątem opracowania metody identyfikacji typu narzędzi zamontowanych na głowicy, co może być potencjalnie przydatne w budowie adaptacyjnych, automatycznych systemów sterowania kombajnami.

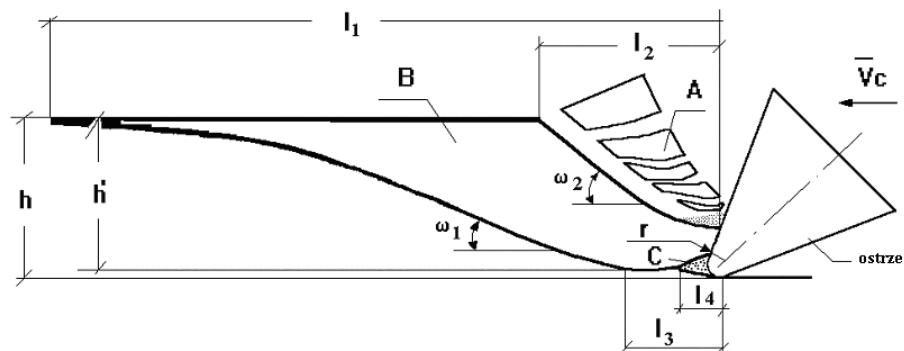
Istotą podjętych badań jest między innymi określenie, które z wielkości (np. moc urabiania), jak również które cechy (miary statystyczne) sygnałów, mogą być przydatne w ocenie typu oraz stanu ostrzy narzędzi zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej do urabiania.

3. Stan wiedzy

Z uwagi na tematykę pracy, analizując stan wiedzy, główną uwagę skupiono na zagadnieniach istotnych z punktu widzenia generowanych, czasowych przebiegów sygnałów urabiania, zarówno pojedynczym narzędziem, jak również zespołem noży, wpływu geometrii ostrza oraz jego tępienia się, na przebieg zmian rozpatrywanych sygnałów, charakterystyce czynników mających wpływ na mechanizm tępienia ostrzy oraz wykorzystaniu zagadnień sztucznej inteligencji [SI] w technologii urabiania skał.

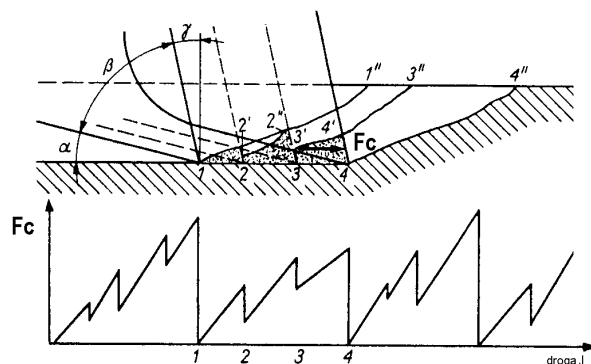
3.1. Wybrane aspekty mechaniki urabiania skał

Procesowi skrawania materiałów skalnych, z określoną grubością warstwy skrawanej, towarzyszy powstawanie wióra elementowego, o cyklicznie zmieniających się wymiarach elementów (rys. 3.1).



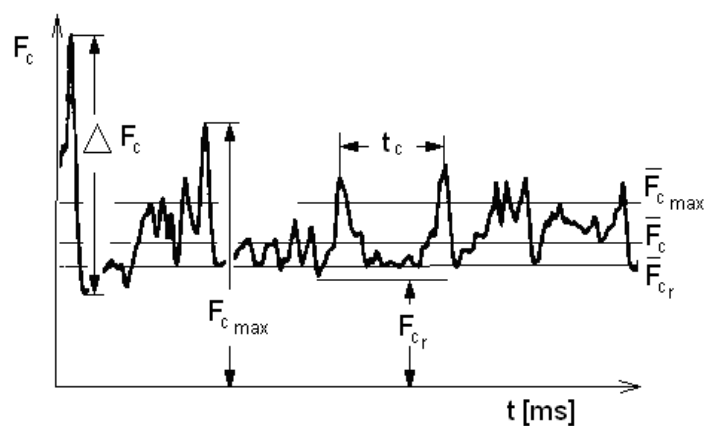
Rys. 3.1. Parametry części wióra odpajanego przy danej głębokości skrawania [33, 46]
A – strefa tworzenia drobnych elementów wióra, B – główny element wióra, C – strefa zmiżdżenia materiału, l_1 – długość głównego elementu wióra, l_2 – maksymalny wymiar drobniejszych frakcji wióra, l_3 – droga skrawania z głębokością porównywalną do promienia naroża, l_4 – zasięg strefy zmiżdżenia, h – maksymalna grubość wióra, g – głębokość skrawania, r – promień zaokrąglenia ostrza, ω_1 – średni kąt odspojenia głównego elementu wióra, ω_2 – średni kąt odspojenia w strefie wiórów rozdrobnionych

Ma to również swoje odzwierciedlenie w przebiegu czasowym siły obciążającej dane ostrze (siły skrawania). Dla prostoliniowego skrawania, realizowanego pojedynczym narzędziem ze stałą grubością warstwy skrawanej, przebieg zmian siły skrawania ilustruje rysunek 3.2.



Rys. 3.2. Wyidealizowany przebieg czasowy siły skrawania, charakterystyczny dla skrawania skał ostrzem narzędzia ostrego [7, 46, 73]

Jak wykazuje praktyka, w omawianym procesie, występuje korelacja pomiędzy momentem czasowym odspojenia elementu wióra o większych wymiarach, a wystąpieniem lokalnego maksimum siły skrawania. Rzeczywisty przebieg siły skrawania w czasie, dla ostrza o określonym stopniu stępienia, ilustruje rysunek 3.3.



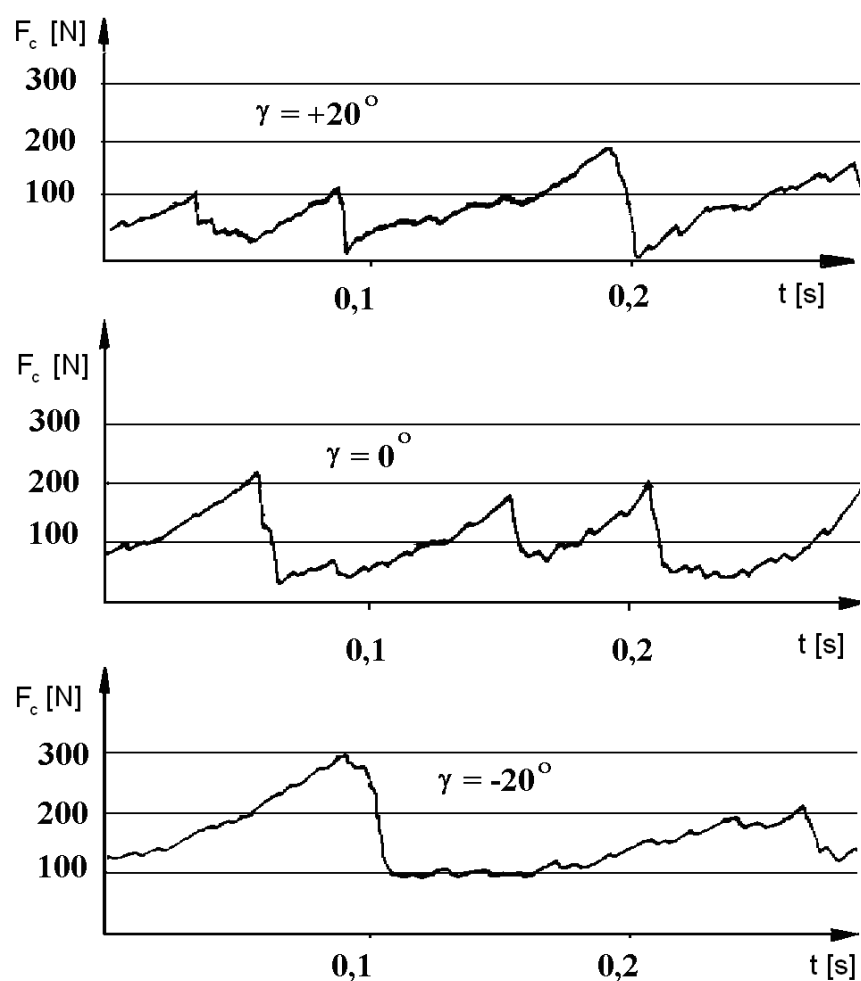
Rys. 3.3. Rzeczywisty przebieg siły skrawania F_c w czasie t [26, 46]

F_{cr} – resztkowa siła skrawania, ΔF_c – użyteczna siła skrawania (odspajania elementu wióra), $\overline{F_c}$ – siła średnia, t_c – czas elementarnego cyklu odspajania

Po odspojeniu elementu wióra, najczęściej występuje spadek wartości siły do zera lub też do pewnej, minimalnej wartości - F_{cr} ,

zależnej od właściwości skrawanej skały, technologii skrawania oraz geometrii i stanu ostrza noża skrawającego.

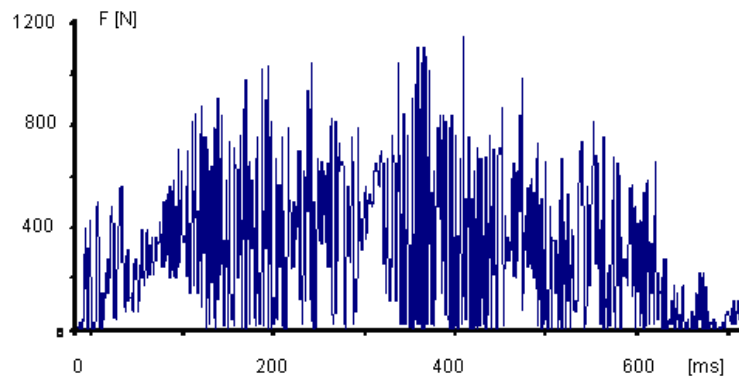
Dla dynamiki oraz efektywności procesu skrawania, istotne znaczenie mają zarówno geometria ostrza, właściwości skały jak również parametry skrawania. Tak np. zmniejszanie się kąta natarcia, powoduje wzrost wartości średniej siły skrawania, jak i mniejsze jej oscylacje (rys. 3.4).



Rys.3.4. Wpływ wartości kąta natarcia γ , na kształtowanie się sygnału siły skrawania F_c [26, 46]

Wartość „resztkowej” siły skrawania F_{cr} zależy w dużej mierze od wielkości strefy kontaktu bocznych krawędzi ostrza z nierozkruszoną skałą, jak również od stopnia stępienia narzędzia. Stępienie ostrza powoduje między innymi zmianę czasowego przebiegu siły skrawania. Znacznie wzrasta wartość resztkowej oraz średniej siły skrawania. Nieco w mniejszym stopniu zmienia się wartość „użytecznej” siły skrawania ΔF_c , która zależy głównie od parametrów wytrzymałościowych skały (w tym R_c , R_r , R_c/R_r), jej struktury itp.

Charakter zmian przebiegu czasowego siły skrawania pojedynczym nożem, zależy w dużym stopniu od trajektorii ostrza narzędzia, a co za tym idzie, chwilowej grubości warstwy skrawanej. Przykład zmian siły skrawania skały pojedynczym nożem, poruszającym się po trajektorii łukowej, ilustruje rysunek 3.5. W tym przypadku, występowała cykliczna (sinusoidalna) zmiana grubości warstwy skrawanej, począwszy od zera, przez wartość maksymalną, aż po wartość zerową w końcowym etapie skrawania.



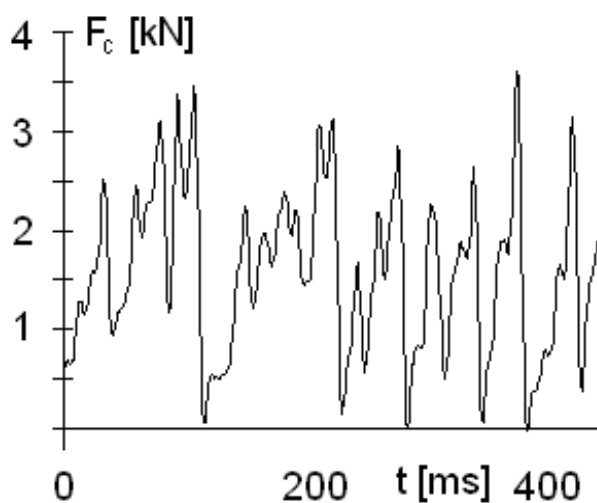
Rys.3.5. Przebieg czasowy siły skrawania nożem o płaskiej powierzchni natarcia i łukowej trajektorii skrawania [108]

Ponadto, charakter zmian przebiegu siły skrawania danym nożem, zależy w znacznym stopniu od parametrów konstrukcyjnych ostrza oraz stopnia jego zużycia.

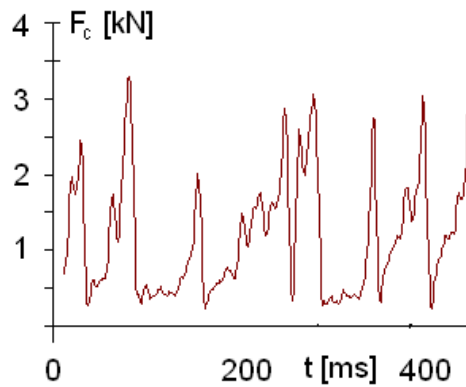
3.1.1. Typowe konstrukcje noży urabiających

W ostatnich latach, w polskim górnictwie, stosowanych jest kilka odmian konstrukcyjnych ostrzy noży urabiających. Ogólnie, noże te dzielą się na tzw. „promieniowe” oraz „styczne” (zależnie od usytuowania osi chwytu noża względem tworzącej głowicy). Dalsze podziały uwzględniają formę geometryczną powierzchni natarcia ostrza (np. „płaskie”, „klinowe” lub „soczewkowe”), wynikającą z geometrii wkładki wykonanej z węgla spiekanego WC- Co, tworzącej to ostrze [46, 49-58, 73].

Jak wynika z badań doświadczalnych, każdej z geometrii ostrza promieniowego noża urabiającego, odpowiada odmienny przebieg czasowy siły skrawania. Przykładowe przebiegi czasowe siły skrawania, dla wybranych noży, ilustrują rysunki 3.6, oraz 3.7.

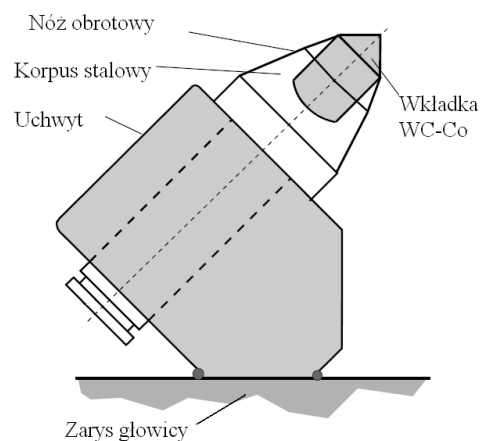


Rys. 3.6. Przebieg czasowy siły skrawania, charakterystyczny dla prostoliniowego skrawania wapienia, nożem promieniowym R87 [108]



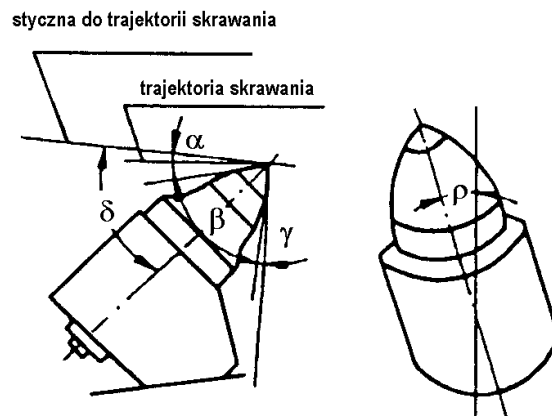
Rys. 3.7. Przebieg czasowy siły skrawania, charakterystyczny dla prostoliniowego skrawania wapienia, narzędziem promieniowym HWF [108]

Z uwagi jednak na coraz trudniejsze warunki urabiania, aktualnie najczęściej stosowanymi nożami, są tzw. noże stożkowe, obrotowe (rys. 3.8), należące do grupy noży stycznych.



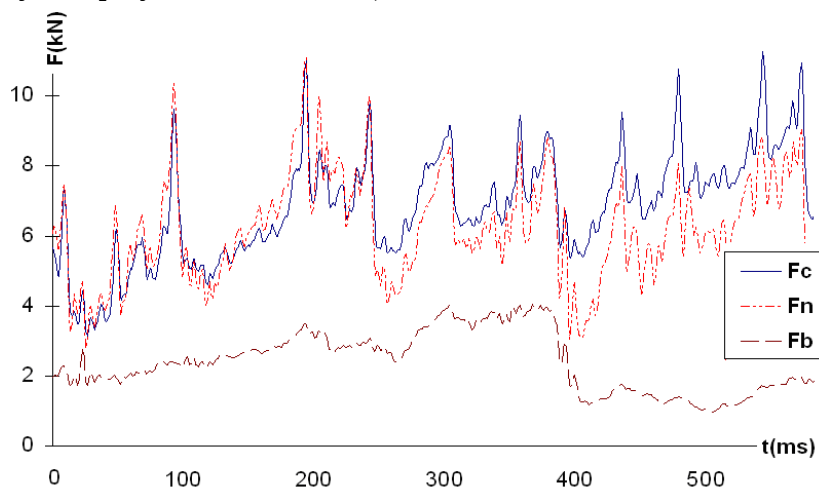
Rys. 3.8. Nóż styczno- obrotowy wraz z uchwytem, zamocowany na głowicy urabiającej

Obciążenie tych noży w trakcie urabiania, jak i przebieg zmian składowych siły na ostrzu, zależą w dużej mierze od parametrów konstrukcyjnych tych noży (rys. 3.9).

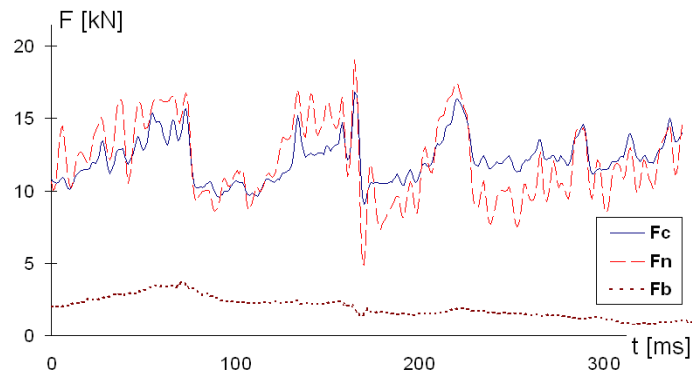


Rys. 3.9. Kąty noża stożkowego [45, 46, 61]

Jak wynika z rysunków 3.10 oraz 3.11, dla tej samej wartości kątów ustawienia i bocznego wychylenia noża stycznie- obrotowego, wzrost kąta ostrza powoduje znaczący przyrost średniej siły skrawania. Świadczy to o znaczącym przyroście sił tarcia w strefie skrawania (przekrój czynny ostrza rośnie w niewielkim stopniu, istotnie natomiast maleje kąt przyłożenia i natarcia) [46, 48].

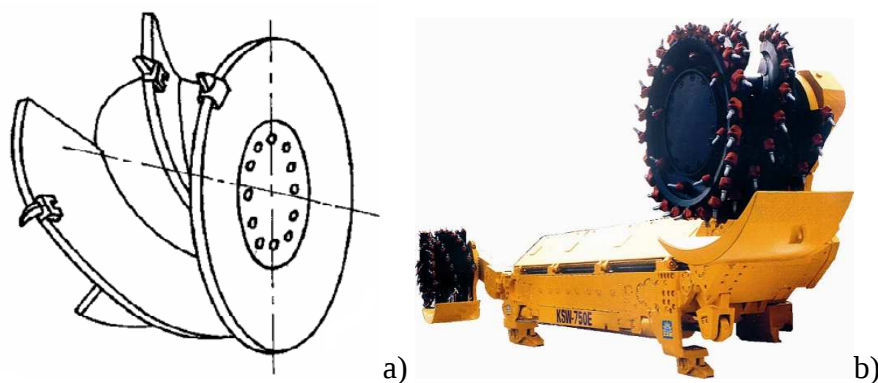


Rys. 3.10. Przebiegi czasowe składowych siły na ostrzu stożkowego noża obrotowego o kącie stożka $\beta=75^\circ$ [46, 48]



Rys. 3.11. Przebiegi czasowe składowych siły na ostrzu stożkowego noża obrotowego o kącie stożka $\beta=85^\circ$ [46, 48]

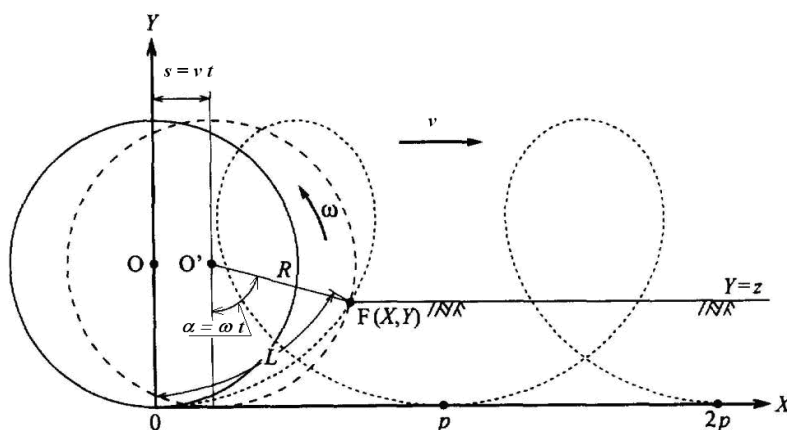
Dla głowic frezujących, proces urabiania ma bardziej złożony charakter, gdyż omawiane narzędzia mocowane są na głowicach wielonarzędziowych (organach urabiających), o różnorodnych kształtach oraz kinematyce ruchów. Schemat konstrukcji oraz rozmieszczenia promieniowych noży urabiających, umocowanych w uchwytych nożowych, usytuowanych na spiralnych płytach głowicy urabiającej (służących również do ładowania urobku na środek odstawy), ilustruje rysunek 3.12.



Rys. 3.12. a) Schemat głowicy urabiającej kombajnu ścianowego,
b) głowice zamontowane na kombajnie ścianowym

Narzędzia skrawają po złożonych trajektoriach, ze zmienną w czasie grubością warstwy skrawanej, zależnie od miejsca zamocowania

na głowicy, czy też kinematyki całej głowicy (rys. 3.13). Jak wiadomo, materiał skalny poddawany procesowi urabiania charakteryzuje się dużą niejednorodnością. W efekcie, siła skrawania na pojedynczym nożu, zmienia się w dość szerokich granicach (rys. 3.14).



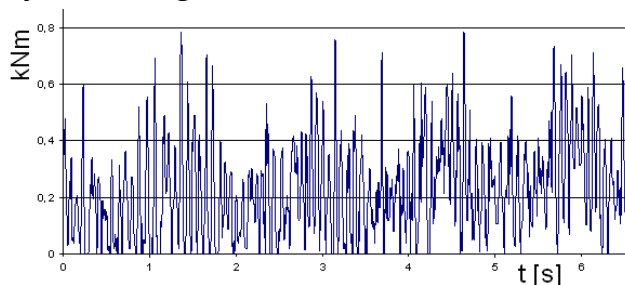
Rys. 3.13. Trajektoria skrawania nożem zamocowanym na głowicy urabiającej [70]

s – droga głowicy w czasie t , v – prędkość posuwu

L – długość łuku (drogi) ostrza noża w czasie t ,

ω – prędkość kątowa głowicy, α – chwilowy kąt obrotu noża głowicy, R – promień głowicy

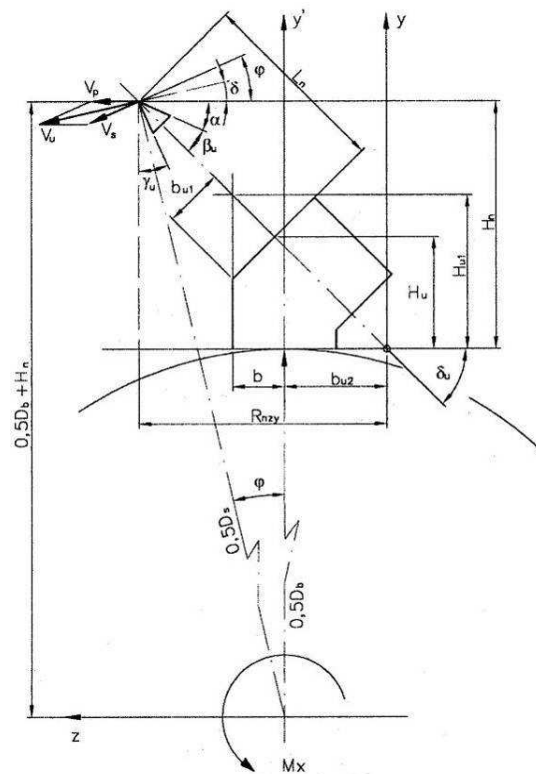
Dla danej głowicy, w danym momencie czasowym, w strefie kontaktu ze skałą, równocześnie znajduje się kilka noży urabiających. Stąd na wale głowicy występuje pewien, wypadkowy moment oporów urabiania (rys. 3.14), zależny od bardzo wielu czynników, których wpływ musi być indywidualnie identyfikowany. W podobny sposób powstaje określony przebieg czasowy prądu silnika napędowego głowicy oraz przebieg mocy urabiania głowicą.



Rys. 3.14. Przebieg czasowy momentu urabiania głowicą wielonarzędziową [23]

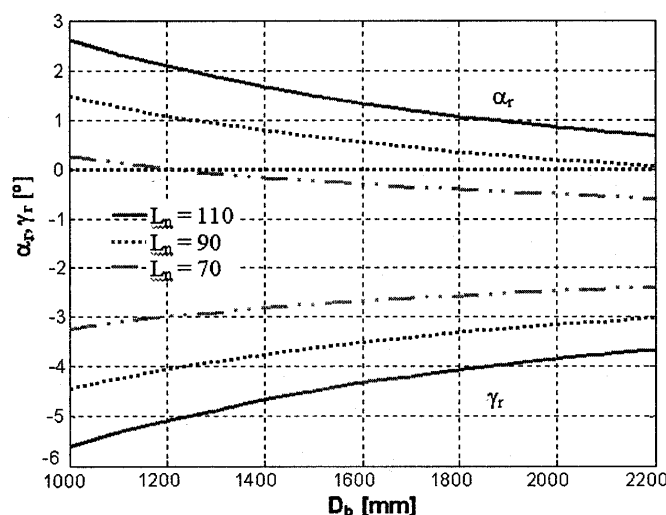
Jak wynika z rysunku 3.14, obciążenie głowicy urabiającej oporami urabiania jest losowe i szybkozmienne. Powoduje to, że opis matematyczny tego procesu jest bardzo trudny, zwłaszcza w aspekcie budowy algorytmów jak i systemów sterowania tym procesem. W układzie roboczym, zależnie od konstrukcji głowicy oraz technologicznych parametrów urabiania, robocze kąty ostrza noża stożkowego podlegają znaczącym zmianom [45, 64], co dodatkowo utrudnia analizę kształtowania się obciążenia takiego ostrza.

Narzędzia na części urabiająco-ładującej głowicy, mocowane są w specjalnych uchwytach, przyspawanych do płatów ślimaka, rozmieszczonych z odpowiednią podziałką kątową. Osie noży znajdują się w płaszczyźnie obrotu organu i nachylone są pod kątem ustawienia δ , wynikającym z konstrukcji uchwytu narzędzia (rys. 3.15) [64].



Rys. 3.15. Ustawienie noża i uchwytu na części urabiająco-ładującej frezującego organu ślimakowego [64]

W zależności od długości noży rozmieszczonych w uchwytach na części urabiająco-ładującej frezującego organu ślimakowego, uzyskuje się różne średnice zewnętrzne organu urabiającego, dla tej samej średnicy bębna D_b . Te parametry mają wpływ na ruchowe (robocze) kąty skrawania, co uwidocznił rysunek 3.16 [64]. Rysunek ten ilustruje wyraźnie, jak duży wpływ na proces urabiania, może mieć stopień stępienia ostrzy noży, w tym zwłaszcza noży obrotowych, gdzie aktualnie dopuszcza się bardzo duże skrócenie ostrza wynikające z jego zużycia się w trakcie eksploatacji. Uzasadnia to dodatkowo potrzebę podjęcia badań w tym zakresie.



Rys. 3.16. Wpływ średnicy bębna D_b i długości noża L_n na wartości kątów skrawania [64]

3.1.1.1 Inne typy narzędzi stosowanych w procesie urabiania skał

W uzupełnieniu powyższych rozważań należy dodać, że od szeregu lat podejmowane są także próby wykorzystania tzw. noży krążkowych (dysków urabiających), gładkich i uzębionych, do zbrojenia głowic frezujących kombajnów. Badania wykazują, że w porównaniu z klasycznymi nożami, narzędzia takie, cechuje nieporównywalnie małe

zużycie, jednocześnie jednak duża dynamika pracy głowic. Zalety tej metody urabiania spowodowały, że dyski jako jedyne z pośród dotychczas stosowanych narzędzi, najlepiej nadawały się do urabiania pokładów minerałów użytecznych o $R_c \geq 120$ MPa, np. rudy platyny, miedzi [32]. Z uwagi na dużą wytrzymałość skał towarzyszących oraz ich bardzo wysoką ścierność, jedynie metoda urabiania głowicami uzbrojonymi w dyski (rys. 3. 17), pozwoliła na efektywne, technicznie i ekonomicznie, ich urabianie.

a)



b)



Rys. 3.17. Maszyna wyposażona w głowicę zbrojoną dyskami (a), przeznaczona do urabiania skał o bardzo dużej zwięzłości i ścierności (b) [32]

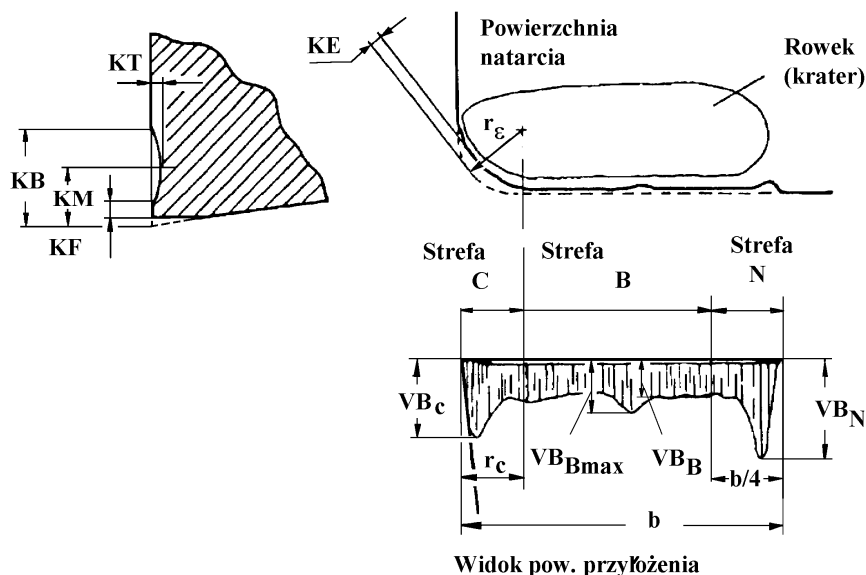
3.2. Problematyka tępienia się noży urabiających

W przypadku technologii górniczej, tematyka zużywania się noży urabiających, nie doczekała się opracowania jednolitej terminologii, jak również jednolitych wskaźników oceny stopnia stępienia ostrza. Nie zostały także określone graniczne wartości wskaźników stępienia ostrza, które pozwalałyby jednoznacznie ocenić jego stan oraz zaklasyfikować ostrze, np. do stępionych. W obróbce wyrobów np. metalowych, stan ostrza korelowany jest z jakością powierzchni obrobionej. Ponieważ jakość tej powierzchni nie ma w górnictwie istotnego znaczenia, lecz ważna jest np. ilość skały oddzielonej danym ostrzem od górotworu, stąd też, do zagadnienia zużycia narzędzi urabiających podchodzi się nieco inaczej.

Generalnie, z uwagi na odmienny mechanizm zużywania się noży obrotowych oraz noży promieniowych, istnieje kilka rodzajów wskaźników oraz metod oceny zużycia tych narzędzi.

3.2.1. Wskaźniki zużycia ostrza

Dla porównania, na rysunku 3.18, przedstawiono wskaźniki stępienia wykorzystywane w technologii skrawania metali. W tym przypadku, jednym z najważniejszych wskaźników zużycia ostrza, jest tzw. średnia szerokość pasma zużycia na powierzchni przyłożenia, oznaczana w płaszczyźnie widoku tej powierzchni (rys. 3.18), jako VB_B .



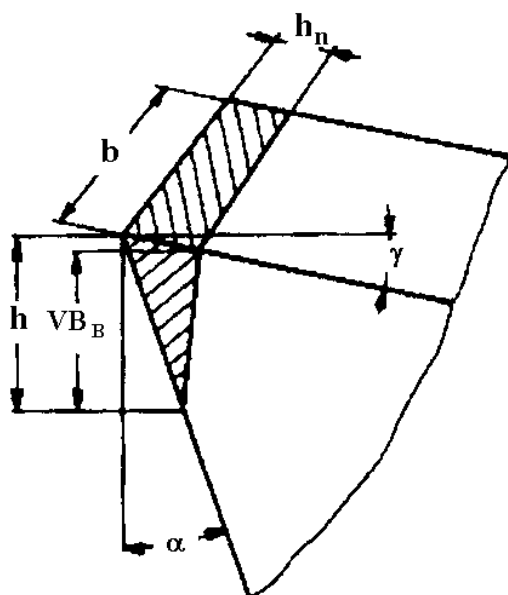
Rys. 3.18. Wskaźniki zużycia ostrza wg PN- ISO 3685

W przypadku narzędzi górniczych, w tym zwłaszcza płaskich noży promieniowych, efekt zużywania się ostrza, szacowany jest m.in. za pomocą pomiaru wysokości starcia na powierzchni przyłożenia lub za pomocą pomiaru wysokości skrócenia ostrza (mierzonego w kierunku działania siły normalnej do dna bruzdy), promieniem zaokrąglenia krawędzi skrawającej, czy też objętością starcia ostrza (narzędzia).

Za jednostkowe zużycie lub postęp zużycia, przyjmuje się zazwyczaj wysokość starcia, mierzoną na powierzchni przyłożenia (mm), w odniesieniu do drogi skrawania (m, rzadziej w km).

Innym wskaźnikiem, często używanym w praktyce, jest wskaźnik zużycia noży przypadających na jednostkę objętości urobionego ośrodka skalnego (szt/m³) lub metr bieżący wykonanego wyrobiska (szt/m), czy też w przypadku wiercenia, ilością metrów odwierconego otworu jednym narzędziem do momentu jego zużycia (m/szt).

Rysunek 3.19 ilustruje wskaźniki zużycia dla płaskiego noża promieniowego w układzie przestrzennym.



Rys. 3.19. Schemat zużycia noża promieniowego [61]: b - szerokość ostrza, h - wysokość starcia powierzchni przyłożenia w układzie ostrza ostrego, h_n - promieniowe skrócenie ostrza, VB_B - średnia wysokość pasma zużycia, α , γ kąty przyłożenia i natarcia ostrza

W tym przypadku, ostrze noża promieniowego potraktowane zostało jako trójkątny klin, a objętość startej części ostrza wyrazić można wzorem [61]:

$$V = 0,5VB_Bbh_n \quad (3.1)$$

gdzie:

V - objętość startej części ostrza, mm^3

VB_B - średnia szerokość starcia ostrza po stronie powierzchni przyłożenia, mm

b - szerokość ostrza, mm

h - wysokość starcia mierzona względem pierwotnej geometrii ostrza, mm

h_n - promieniowe skrócenie ostrza, mm

Korzystając z wartości objętości startego ostrza, wyznaczonej metodą pomiaru utraty masy noża, szerokość starcia można wyznaczyć, przekształcając wspomnianą zależność do postaci

$$VB_B = 2V / bh_n, \text{ mm} \quad (3.2)$$

Objętość V startego materiału ostrza wyznacza się również z zależności [61]

$$V = A_p T_p v_s t, \text{ mm}^3 \quad (3.3)$$

gdzie:

A_p - wydajność właściwa ścierania, mm^3/J lub mm^3/Nmm ,

T_p - siła tarcia, N

v_s - prędkość skrawania, mm/min

t – czas ścierania, min.

Wydajność właściwa ścierania A_p jest podstawowym wskaźnikiem procesu i mówi ona o objętości materiału, który może być usunięty przez ścieranie, gdy praca ma wartość jednostkową.

Wartość skrócenia ostrza h_n można wyznaczyć ze wzoru:

$$h_n = htg\alpha, \text{ mm} \quad (3.4)$$

a ponieważ:

$$VB_B = h(1 - tg\alpha) \quad (3.5)$$

stąd:

$$h_n = VB_B tg\alpha / (1 - tg\alpha tg\gamma) \quad (3.6)$$

Siłę tarcia T_p można wyznaczyć z zależności

$$T_p = F_n \mu \quad (3.7)$$

gdzie:

F_n - siła docisku noża do skały, N

μ - kinematyczny współczynnik tarcia noża o skałę

Stąd ostatecznie:

$$VB_B = \sqrt{\frac{2A_p \mu F_n v_s t (1 - tg\alpha tg\gamma)}{btg\alpha}} \quad (3.8)$$

Gdyby wielkości, które wchodzą do wzoru (3.8) nie ulegały zmianom wraz z upływem czasu, zależność ta mogłaby służyć do obliczania zużycia ostrza VB_B . W miarę zużycia zwiększa się jednak powierzchnia tarcia, siła docisku, ilość wydzielanego ciepła (temperatura), itp. Jednoznaczne określenie zmian tych wielkości jest jednak bardzo trudne. Z tego punktu widzenia niezwykle korzystne wydaje się opracowanie skutecznej metody oceny stanu ostrzy narzędzi. Taką propozycję przedstawia niniejsza rozprawa w kolejnych rozdziałach.

3.2.2. Czynniki mające wpływ na tępienie się ostrzy narzędzi górniczych

Rodzaj zużycia zależy od szeregu czynników, mających wpływ na destrukcję noża urabiającego. Według [76, 77, 98-100], spośród parametrów mających wpływ na kształtowanie się zużycia narzędzi górniczych (w tym także koronek wiertniczych) wyróżnić można między innymi:

- geologiczne:

- właściwości skały (skład mineralogiczny, wytrzymałość, wymiary i kształt ziarna),
- zwartość skały (układ i odległość szczelin),
- stan nasączenia skały wodą,
- struktura masywu skalnego (jednorodna, niejednorodna),
- kierunek i poziom naprężeń w górotworze,

- związane z materiałem i konstrukcją ostrza:

- skład i struktura węgliku spiekanego,

- związane z parametrami technologicznymi realizowanego procesu urabiania:

- prędkość skrawania,
- prędkość posuwu,

- związane z warunkami chłodzenia ostrza:

- sposób i natężenie chłodzenia, rodzaj chłodziwa,
- temperatura ostrza

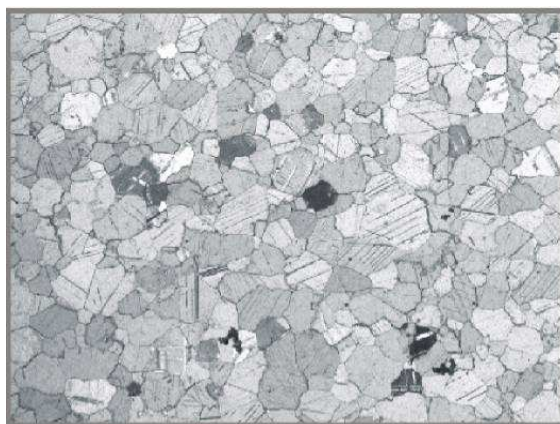
Analizę czynników mających wpływ na postęp tępienia narzędzi górniczych analizuje się najczęściej w trzech grupach [76] związanych z:

- masywem,
- rozpatrywaną skałą,
- minerałami tworzącymi skałę poddawaną urabianiu.

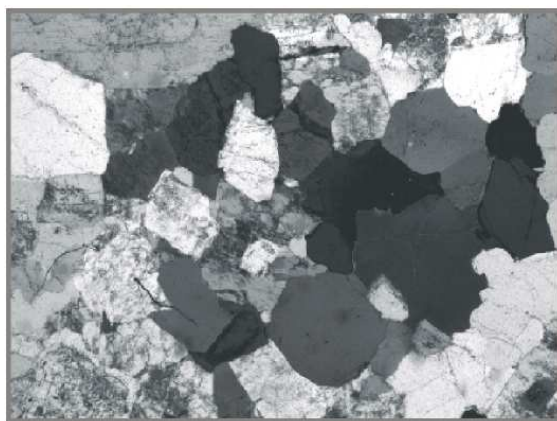
Każdy z tych czynników rozpatrywany jest w innej skali.

W grupie czynników związanych z właściwościami skały, najistotniejsze to [63, 66]:

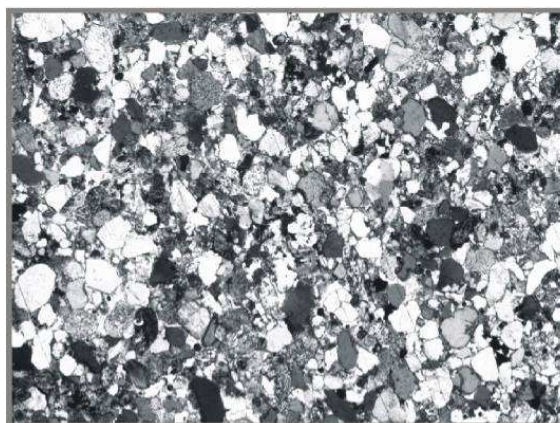
- wytrzymałość na jednoosiowe ściskanie oraz rozrywanie (w tym zwłaszcza wartość proporcji tych parametrów),
- przeliczeniowa zawartość oraz średnia średnica ziaren kwarcu zawartego w urabianej skale czy węgla (ścieralność),
- średnie uziarnienie materiału skalnego,
- rodzaj lepiszcza i jego wytrzymałość warunkująca określony przebieg mechanizmu niszczenia danej struktury skalnej.



a)



b)

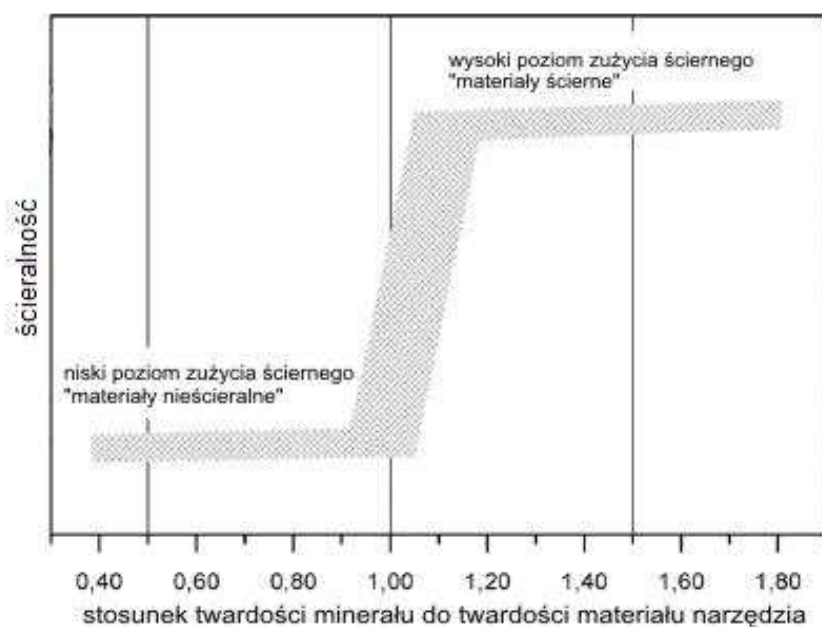


c)

Rys. 3.20. Typowe struktury skał poddawanych urabianiu: a) marmur, b) granit, c) piaskowiec (jednakowa skala powiększenia) [4]

W tych samych warunkach urabiania, dla tych samych parametrów technologicznych urabiania, np. prędkości i głębokości skrawania, istotną rolę pełnią szczelinowatość, gęstość oraz twardość skały (urabialność). Czynniki te wpływają na wartość siły a zatem i nacisków kontaktowych generowanych na ostrzu noża.

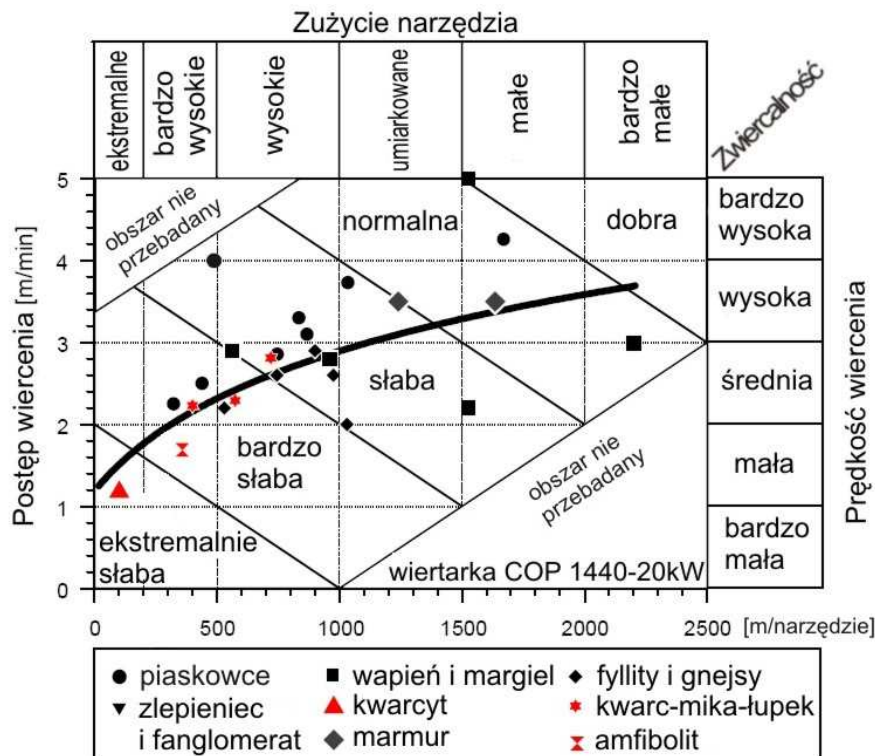
Generalnie stwierdza się (np. [76]), że na dynamikę procesu tępienia ostrzy narzędzi, najistotniejszy wpływ ma wartość proporcji twardości ostrza oraz urabianej skały (rys. 3.21).



Rys. 3.21. Wpływ wartości proporcji twardości minerału i materiału ostrza, na kształtowanie się wskaźnika zużycia ostrza [76]

Szczegółową analizę zagadnienia dotyczącego zużycia noży górniczych przedstawiono np. w pracy [46, 63]. Warto jednak przytoczyć tutaj wykres (rys. 3.22) [99], sporządzony dla ostrzy narzędzi wiertniczych, który kompleksowo ujmuje wzajemną korelację rozpatrywanych czynników, istotnych z punktu widzenia trwałości ostrza. W odniesieniu do noży górniczych nie wyznaczono tak jednoznacznych

zależności, co dodatkowo uzasadnia podjęcie tematu zamieszczonego w tytule rozprawy.



Rys. 3.22. Wpływ porowatości oraz rodzaju skały na kształtowanie się postępu wiercenia, prędkości wiercenia oraz zużycia ostrza [99]

Działanie ściernie jest cechą czynną oddziaływania skały na ostrze. W chwili obecnej, jednym z bardziej rozpowszechnionych wskaźników pozwalających ocenić skłonność skały do tępienia ostrzy narzędzi górniczych, jest tzw. wskaźnik ścierności F , który opracował Schimazek [88]. Wskaźnik ten pozwala określić ścierność skały na podstawie podstawowych parametrów skały takich jak:

- zastępcza lub inaczej tzw. przeliczeniowa- procentowa zawartość kwarcu Q ,

- średnia średnica ziaren kwarcu,

- wytrzymałość skały na jednoosiowe ściskanie.

Określa się go wg zależności:

$$F = Q d_k f_c; \quad \text{N/cm} \quad (3.9)$$

gdzie:

Q – zastępcza (przeliczeniowa), procentowa zawartość kwarcu, %,

d_k – średnia średnica ziaren kwarcu (w cm),

f_c – wytrzymałość skały na jednoosiowe ściskanie (w N/cm^2),

F – wskaźnik ścierności skały.

lub

$$F = \frac{Q d_k f_c}{100}; \quad \text{N/mm} \quad (3.10)$$

gdzie:

Q – zastępcza (przeliczeniowa), procentowa zawartość kwarcu, %,

d_k – średnia średnica ziaren kwarcu (w mm),

f_c – wytrzymałość skały na jednoosiowe ściskanie (w N/cm^2 lub MPa),

F – wskaźnik ścierności skały.

Przy czym:

$$Q = 1,0\sigma_q + 0,33\sigma_m; \quad \% \quad (3.11)$$

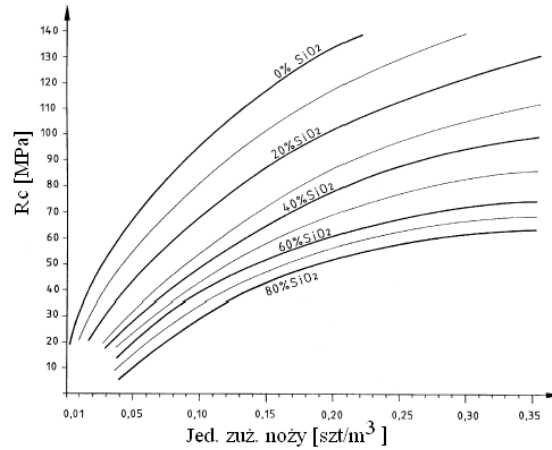
gdzie:

σ_q – procentowa zawartość kwarcu w danej skale, %

σ_m – procentowa zawartość innych, ściernych minerałów, np. skaleni, %.

Dla skał osadowych, średnia średnica ziaren minerałów, zawarta jest najczęściej w przedziale 0,01÷1mm.

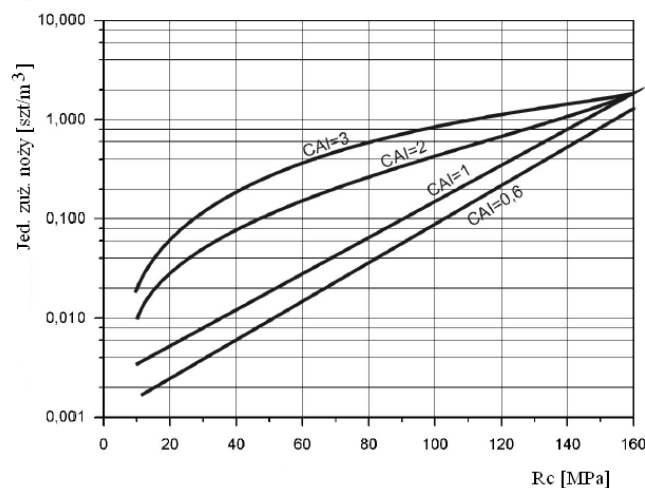
Funkcjonuje pogląd, że istnieje pewna równoważność skumulowanego oddziaływania na ostrze noża, określonych czynników destrukcyjnych. Równoważny efekt zużycia ostrza może zaistnieć tak przy skrawaniu skał zwięzłych, o dużej wytrzymałości ale o małej zawartości przeliczeniowej kwarcu jak i przy urabianiu skał stosunkowo słabych (o małej wytrzymałości na ściskanie), jednak o dużej zawartości przeliczeniowej kwarcu. Stąd też istotne wydaje się uwzględnianie w prognozie trwałości noży, większości omawianych czynników. Inaczej prognoza staje się mało wiarygodna.



Rys.3.23. Współzależność jednoosiowej wytrzymałości skały, zawartości kwarcu oraz jednostkowego zużycia noży [98]

Rysunek 3.23 ilustruje wyraźnie, jak ważne jest precyzyjne oszacowanie przeliczeniowej zawartości kwarcu w danej skale. Dla tej samej wartości wytrzymałości skały, zależnie od zawartości kwarcu, jednostkowe zużycie ostrzy może się różnić nawet kilkadziesiąt razy.

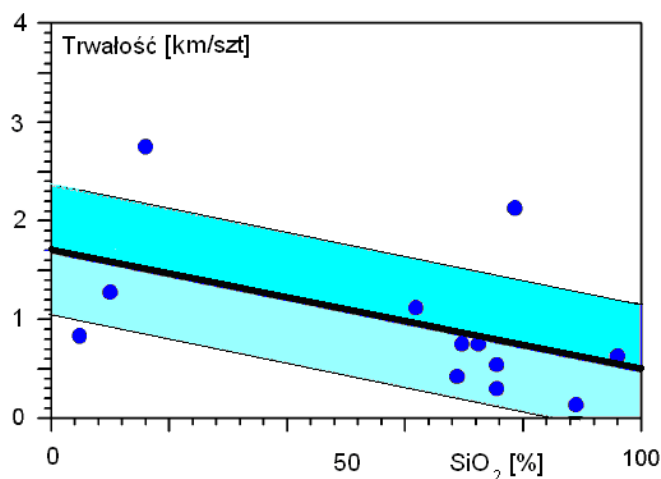
Bardzo zbliżone zależności uzyskuje się w przypadku wykorzystania tzw. wskaźnika ścierności CERCHAR (CAI) [9], jak na rysunku 3.24.



Rys. 3.24 Zależność jednostkowego zużycia noży w funkcji wytrzymałości skały oraz wartości wskaźnika ścierności CERCHAR (CAI) [76, 77]

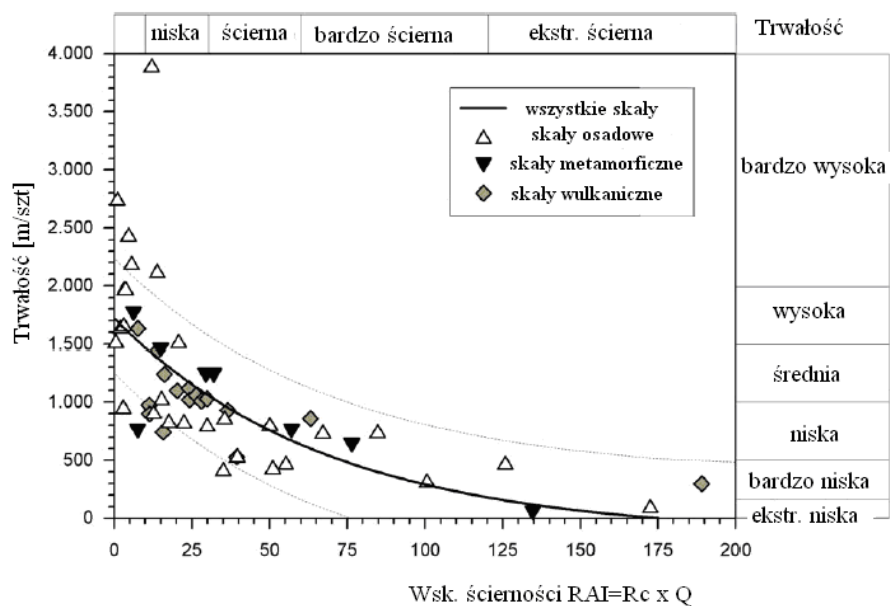
Z rysunku 3.24 wynika również, że dla wytrzymałości skał powyżej 140MPa, wpływ ścierności wyraźnie maleje.

W przypadku prognozowania zużycia koronek wiertniczych, zależności opisujące ten proces w funkcji badanych parametrów, ilustrują rysunki 3.25 oraz 3.26. Jak wynika z wykresu zamieszczonego na rysunku 3.25, trwałość koronek wiertniczych (szacowana ilością metrów otworu wiertniczego odwierconego jedną koronką do momentu jej stępienia) liniowo maleje wraz ze wzrostem zawartości krzemionki w skale.



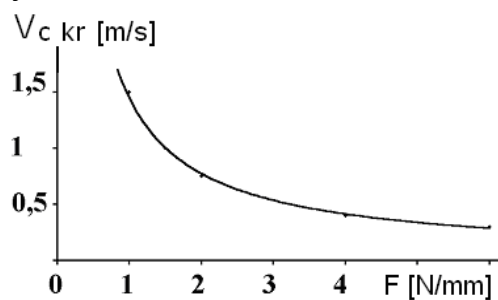
Rys. 3.25. Przebieg zmian trwałości narzędzi wiertniczych w funkcji zawartości krzemionki SiO₂ [77]

Od niedawna postuluje się (np. [76]) stosowanie zmodyfikowanego wskaźnika ścierności skały (RAI), który uzyskuje się jako iloczyn jednoosiowej wytrzymałości skały oraz przeliczeniowej zawartości kwarcu. Dla tak wyznaczanego wskaźnika, zależność trwałości koronek wiertniczych w funkcji wartości rozpatrywanego wskaźnika RAI, ilustruje rysunek 3.26.



Rys. 3.26. Przebieg zmian trwałości koronek w funkcji zmian wskaźnika ścierności skały RAI [76]

Z pośród grupy czynników technologicznych, jednym z bardziej istotnych parametrów z uwagi na przebieg procesu zużycia, jest prędkość skrawania. Z jednej strony ma ona decydujący wpływ na wydajność urabiania, z drugiej zaś, decyduje o trwałości ostrza narzędzia. Wspomniany wskaźnik ścierności skały, ma kolosalne znaczenie w kształtowaniu się tzw. krytycznej prędkości skrawania, co zostało zilustrowane na rysunku 3.27.



Rys. 3.27. Wpływ ścierności skały F wg Schimazka, na wartość krytycznej prędkości skrawania v_{ckr} [66]

W zależności od intensywności ściernego oddziaływania skały na narzędzie i od twardości ostrza, zakres dopuszczalnej prędkości skrawania jest różny. Istnieje pewna, krytyczna prędkość skrawania v_{ckr} , której przekroczenie powoduje bardzo szybki, nadmierny postęp tępienia.

Wg Schimazka [88], krytyczną prędkość skrawania dla ośrodków skalnych, wyznaczyć można z zależności:

$$v_{ckr} = k e^{-F}; \quad \text{m/s} \quad (3.12)$$

gdzie:

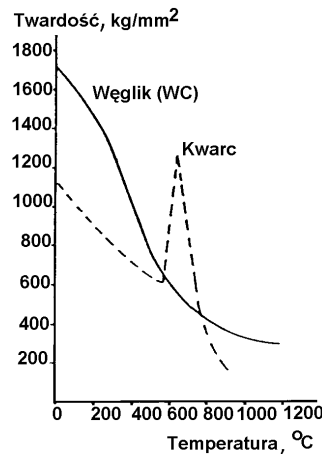
F - wskaźnik ścierności skały,

k - współczynnik proporcjonalności.

Jest to więc zależność hiperboliczna, zatem ze wzrostem wskaźnika ścierności F , krytyczna prędkość skrawania v_{ckr} gwałtownie maleje (rys. 3.27).

Różnym, krytycznym prędkościom skrawania, np. dla różnych piaskowców, odpowiada identyczna temperatura krytyczna na powierzchni zużycia, równa $550^0 \div 600^0$, charakterystyczna dla materiału ostrza wykonanego z węgliku spiekanego. Warto zauważyć, że nie chodzi tutaj o średnią temperaturę ostrza, lecz o tzw. temperaturę w strefie mikrokontakt, gdzie może już następować lokalne „zmiękczenie” węgliku spiekanego oraz gwałtowne jego „wycieranie” przez skałę. Prędkość ta nie zależy zatem w sposób istotny od parametrów technologicznych procesu (głębokość, podziałka), zależy natomiast od konstrukcji, stopnia zużycia ostrza a zwłaszcza materiału (węgliku) z jakiego zostało to ostrze wykonane.

Jak wynika z badań [74], twardość węgliku jak i niektórych minerałów, silnie zależy od temperatury (rys. 3.28). Jak już wspomniano, z uwagi na dużą ilość ciepła generowaną w strefie tworzenia wióra, czynnik ten ma ogromne znaczenie dla szybkości (postępu) tępienia się ostrza.



Rys. 3.28. Przebieg zmian twardości węgla spiekane (WC) oraz kwarcu, w funkcji zmian temperatury otoczenia [74]

Wpływ materiału ostrza i jego struktury na kształtowanie się zużycia ostrza, nie jest jednak do końca poznany. Jak się sugeruje, z uwagi na dwufazowy skład węgla WC- Co, możliwe są trzy rodzaje zużywania się ostrza [63]:

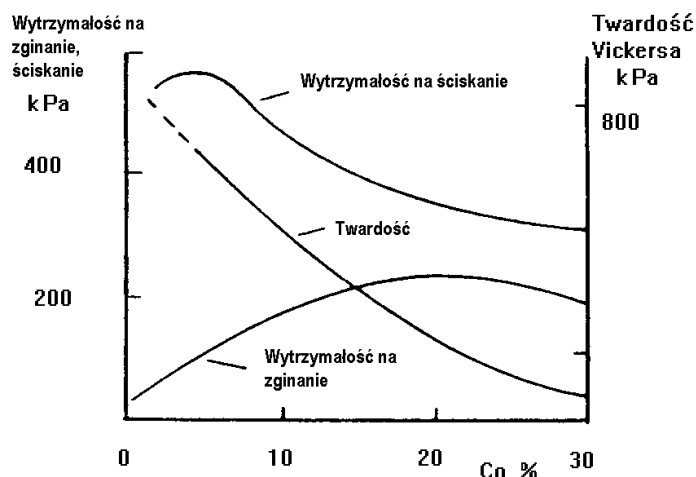
- zmęczeniowe, kiedy twardość fazy kobaltowej jest większa od kontaktowych nacisków ziaren kwarcu na ostrze,
- zmęczeniowo-ściernie, kiedy nacisk kontaktowy ziaren kwarcu jest większy od twardości fazy kobaltowej ale mniejszy od twardości fazy WC,
- ściernie, kiedy nacisk ten jest większy od twardości WC.

Według innych źródeł, zależnie od realizowanych procesów, z uwagi na dyskretny charakter urabiania skał oraz ich właściwości, najczęściej obserwowane objawy zużycia węglików to [67, 97]:

- mikropęknięcie i wykruszanie ziaren węgla,
- plastyczne złobienie i polerowanie ziaren węgla w kontakcie ze sproszkowaną (rozdrobnioną) skałą, przy czym zależnie od warunków, zachodzić może w pierwszej kolejności usuwanie metalicznego spoiwa łączącego ziarna WC, spękanymi ziarnami skały (przy małym postępie drażenia),

- pękanie wewnątrz-ziarnowe ziaren węglika z międzyziarnowym pękaniem skały (duże postępy drażenia),
- termiczne zmęczenie z międzyziarnowym pękaniem węglika.

Odporność na zużycie oraz odporność na kruche pękanie, to dwa podstawowe parametry, którymi powinny charakteryzować się materiały na ostrza narzędzi górniczych. Kombinacja wysokiej odporności na ścieranie oraz twardość, w przypadku węglików spiekanych WC- Co, jest konsekwencją głównie ich mikrostruktury [90].

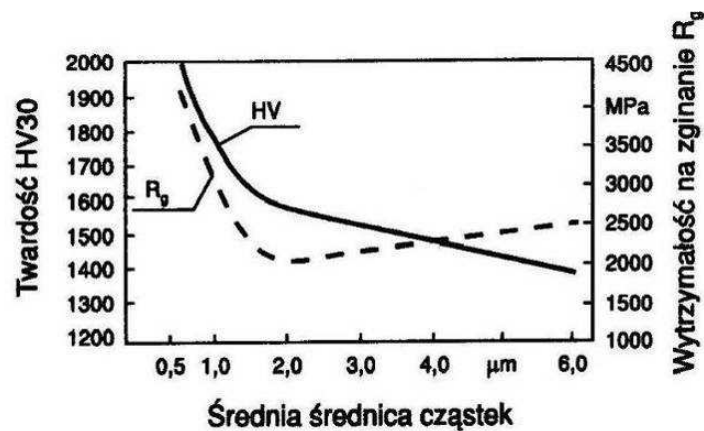


Rys.3.29. Wpływ zawartości kobaltu na właściwości węglika WC- Co [14]

W ostatnim okresie postuluję się ich podział na:

- drobnoziarniste ($0,6 \div 0,7 \mu\text{m}$),
- ultradrobnoziarniste ($0,4 \div 0,5 \mu\text{m}$),
- superdrobnoziarniste ($0,2 \div 0,3 \mu\text{m}$) oraz
- nanoziarniste ($< 0,2 \mu\text{m}$).

Z badań wynika, że węgliki superdrobnoziarniste jak i nanoziarniste, cechuje bardzo duża twardość oraz wytrzymałość na zginanie, co ilustruje rysunek 3.30. Stąd zainteresowanie tymi węglkami w ostatnich latach gwałtownie rośnie.



Rys.3.30. Wpływ średnicy ziarna węgla spiekane WC+6%Co, na kształtowanie się twardości oraz wytrzymałości na zginanie [62]

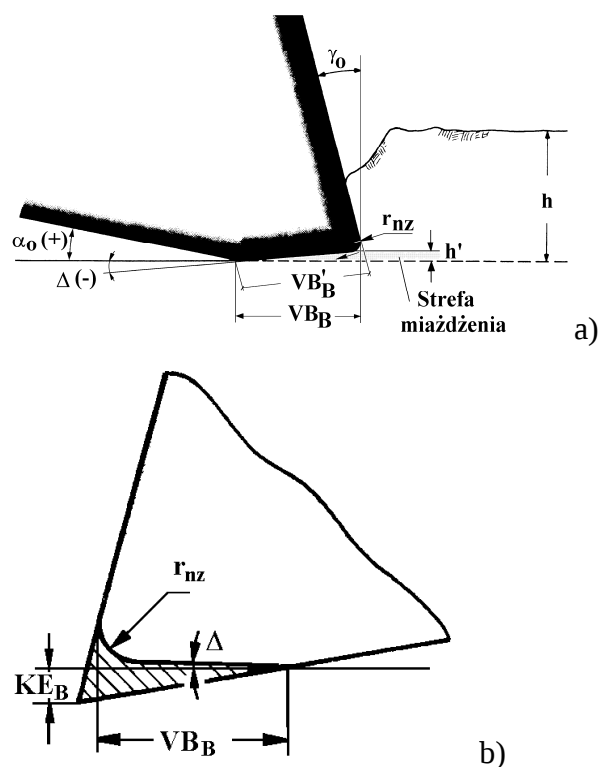
Ostatnia grupa czynników wpływających na tempo zużywania się noży, to czynniki związane z chłodzeniem ostrzy. Proces chłodzenia ostrzy poprzez zraszanie jest jakby efektem wtórnym w stosunku do zraszania mającego za zadanie ograniczenie zapylenia generowanego przez głowicę jak też zabezpieczenie ściany przed wybuchem metanu lub pyłu węglowego w strefie oddziaływania noży urabiających. Wpływ zraszania na zużycie noży nie jest jednak do końca poznany. Wiadomo, że zraszanie powoduje odczuwalny spadek średniej temperatury ostrzy jak też zmniejsza współczynnik tarcia pomiędzy skałą a ostrzem. Nie eliminuje jednak działania innych czynników mających wpływ na tępienie się narzędzi, np. ścierności skały, która jak już wspomniano, zależy od jej składu, struktury, wytrzymałości itd.

3.2.3. Efekty stępienia ostrza noża urabiającego

Proces tępienia się ostrzy narzędzi górniczych ma istotny wpływ na parametry procesu urabiania. Efekty stępienia ostrzy noży są ściśle związane z ich parametrami geometrycznymi. Zjawisko to ma inny charakter w przypadku narzędzi promieniowych oraz dla narzędzi styczno- obrotowych.

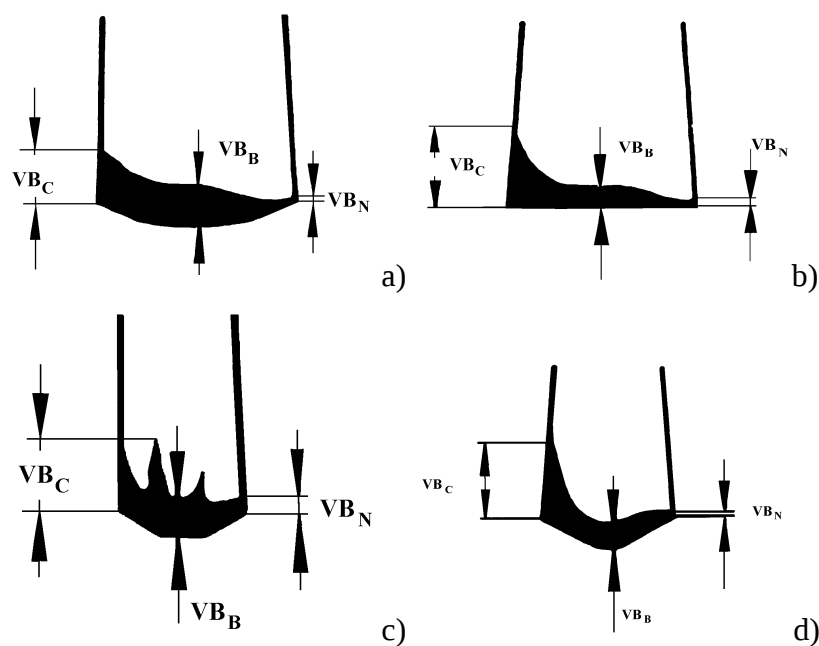
3.2.3.1 Zużycie noży promieniowych

W przypadku noży promieniowych, w zakresie określania stopnia zużycia ostrza, występują pewne analogie z technologią skrawania metali. Przyjmuje się tutaj, że objawami zużycia ostrza są: zmiany kształtu (geometrii ostrza), pęknięcia oraz ubytki materiału. Nie ma jednak w tym przypadku jednoznacznie określonych wartości wskaźników stopienia (np. VB_B , KE_B , r_{nz}), które pozwalałyby klasyfikować ostrza na stępione, bądź ostre. Krapiwín [63] postuluje, aby za wartość graniczną VB_B przyjmować 2÷3mm (rys. 3.31.).



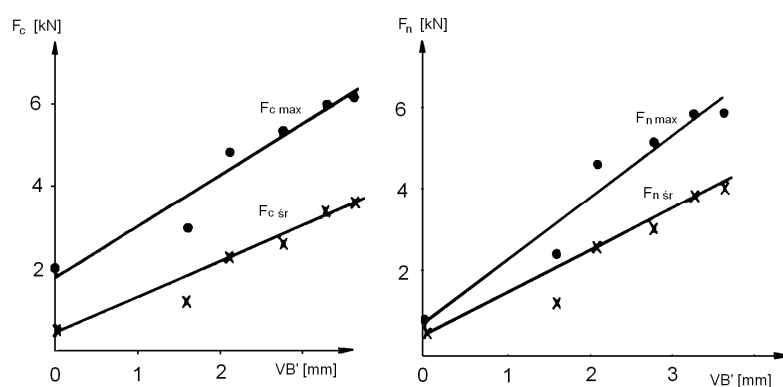
Rys. 3.31. Wskaźniki zużycia klinowego ostrza noża promieniowego wg:
a) Osburn [74], b) Krapiwín [63]

Należy mieć jednak na uwadze fakt, że każdej geometrii ostrza towarzyszy inna forma stępienia, co prezentują rysunki 3.32a- 3.32d [16].



Rys. 3.32. Przykładowe formy zużycia ostrzy o różnej geometrii [16]

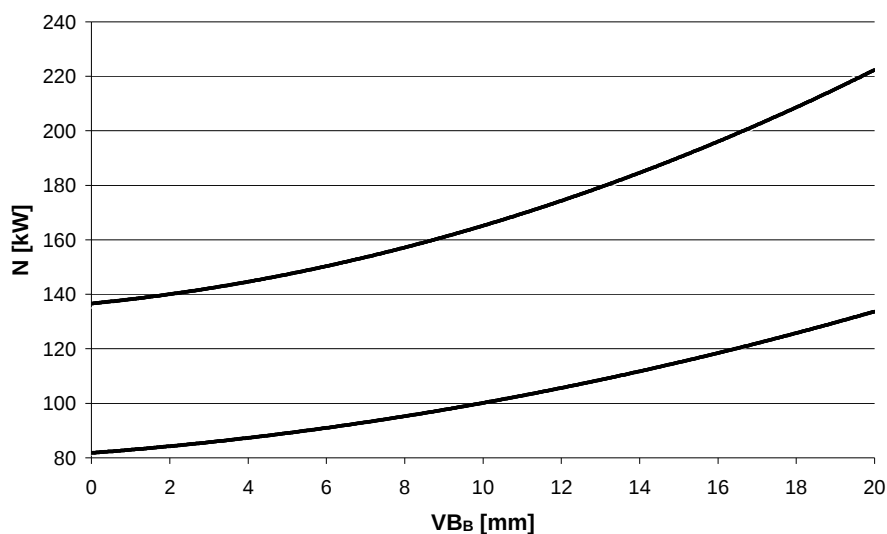
Jak już wspomniano wcześniej, tak formie geometrycznej jak i określönemu stopieniu ostrza, towarzyszą odmienne zmiany np. w czasowym przebiegu składowych siły na ostrzu jak i ich wartości. Rysunek 3.33, ilustruje, jakim zmianom podlegają wartości składowej siły na ostrzu noża, zależnie od jego stopienia, szacowanego w tym przypadku wartością wskaźnika VB' (rys. 3.31.).



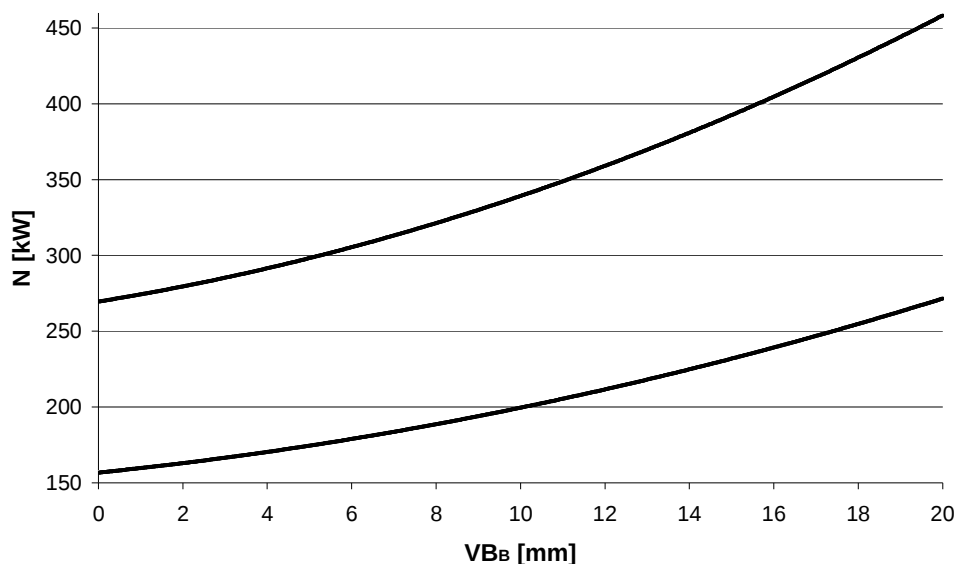
Rys. 3.33. Wpływ długości starcia na powierzchni przyłożenia ostrza, na kształtowanie się składowych siły na ostrzu [59]

Jak wynika z wykresów przedstawionych na rysunku 3.33, dla starcia ostrza na powierzchni przyłożenia, równego 3mm, siła styczna (skrawania) F_c (tak średnia jak i maksymalna), rośnie około trzy razy. W zbliżony sposób, rośnie też siła normalna F_n (docisku).

Istnieje związek między stopniem zużycia ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej, a poborem mocy silników kombajnów. Związek ten trudny jest do jednoznacznego określenia, z powodu dużej liczby parametrów wpływających na wielkość obciążenia silnika kombajnu. Zaprezentowane na rysunkach 3.34 i 3.35 krzywe przedstawiające zależność poboru mocy od stopnia zużycia narzędzi urabiających, stanowią wyniki badań przeprowadzonych w kopalniach „Pstrowski” oraz „Czerwone Zagłębie”. Zamieszczone dwie funkcje obrazują badania realizowane na dwóch różnych ścianach, dla obydwu kopalni, z odrębnymi zestawami narzędzi. [27]



Rys. 3.34. Zależność poboru mocy od stopnia zużycia noży. Pomiar nr 1 KWK „Pstrowski” [27]



Rys. 3.35. Zależność poboru mocy od stępienia noży w KWK „Czerwone Zagłębie” [27]

Na podstawie przeprowadzonych pomiarów, określono zależność poboru mocy przez silniki kombajnu ścianowego, w funkcji stępienia noży, co wyrażono w postaci wielomianu [27]:

$$N = a + bVB_B + cVB_B^2 + dVB_B^3 \quad (3.13)$$

gdzie:

a, b, c, d – współczynniki wielomianu,

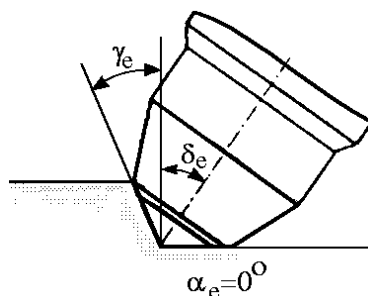
N – moc urabiania,

VB_B – średnia wartość zużycia ostrza na powierzchni przyłożenia.

Wg [27], narzędzia o stępieniu $VB_B = 3,7 \div 5,3$ mm uznaje się za nadające się jeszcze do dalszej eksploatacji. W praktyce, proces wymiany narzędzi prowadzony jest jednak wg subiektywnej oceny operatorów maszyn.

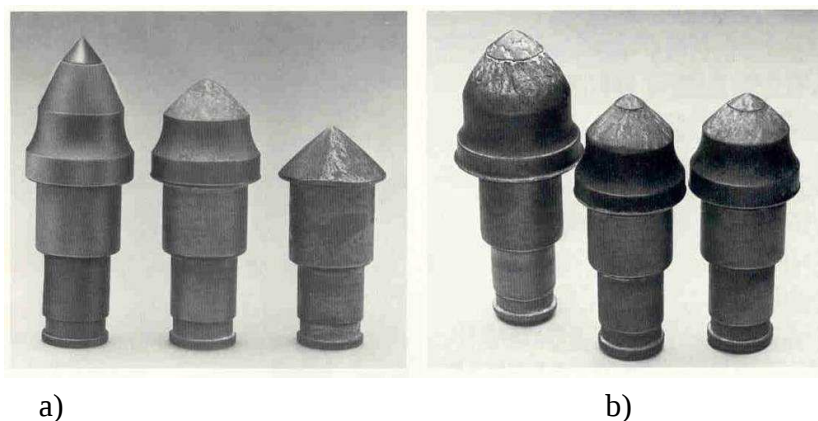
3.2.3.2 Zużycie noży obrotowych

W przypadku noży styczno- obrotowych zagadnienie zużycia jest bardziej złożone. Przesłanką do opracowania tej konstrukcji noży było założenie, że ich ostrza, z uwagi na ciągły obrót, będą się jednorodnie zużywać, zachowując tym samym w czasie eksploatacji kształt stożkowy. W związku z tym, efekt ten nazwano samoostrzeniem się noży.



Rys. 3.36. Parametry geometryczne ostrza noża stożkowego podlegającego prawidłowemu zużyciu się („samoostrzeniu”) [84]

W konsekwencji tego procesu, zmienia się kąt stożka ostrza, z konstrukcyjnego (najczęściej $\beta = 75 \div 85^\circ$), na wynikający z jego ustawienia i bocznego wychylenia (kąty: $\delta = 45 \div 50^\circ$, $\rho = 7 \div 20^\circ$) względem skały (którą można traktować jak ściernicę), w układzie ruchowym, co ilustruje rysunek 3.37 [50].

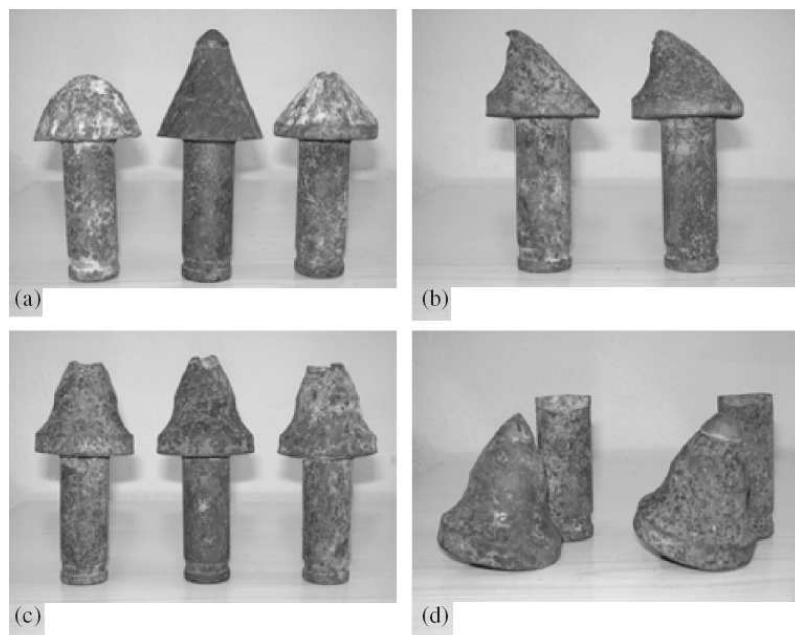


Rys. 3.37. Typowy przebieg zużycia obrotowego noża stożkowego [50]: a) klasyczne ścieranie, b) złożony mechanizm zużycia węgla

W efekcie, rośnie wartość kąta ostrza, maleje kąt natarcia oraz maleje do zera wartość roboczego kąta przyłożenia. Jak wynika z rysunku 3.37a, konsekwencją „samoostrzenia” się obrotowego noża stożkowego, jest jego sukcesywne skracanie. Po starciu wkładki (wałeczka) z węglika spiekanego, proces ten postępuje intensywniej. W rzeczywistych warunkach urabiania głowicą, kąt stożka może osiągać wartości około 110° i więcej (rys. 3.37). Fakt ten nie był dotychczas brany pod uwagę, o czym mogą świadczyć wartości kątów ostrzy noży obrotowych, stosowanych w badaniach laboratoryjnych i przemysłowych. Trudno więc jednoznacznie prognozować jaka będzie dynamika skrawania, jak i na ile wzrośnie obciążenie ostrza. Ponadto, z uwagi na znaczne skrócenie długości noża (nawet o 20mm), zmienia się kinematyka ostrza, maleje wartość prędkości skrawania (z uwagi na mniejszy promień trajektorii skrawania). Dla założonej wartości posuwu głowicy, będzie to skutkowało kolejną zmianą wartości kątów ostrza w układzie roboczym. Aspekty te, poza nielicznymi wyjątkami (np. [64]), były jak do tej pory zaniechane w analizach zagadnienia.

Funkcjonująca opinia, że noże takie same się ostrzą i mogą pracować (przy założeniu występowania ich obrotu) do momentu całkowitego zużycia wkładki z węglika WC- Co, może stanowić jednak pewną przesłankę co do kryterium zużycia tych noży.

Najbardziej charakterystyczne przypadki zużycia noży stożkowych, zaobserwowane w praktyce przemysłowej, ilustrują kolejne rysunki 3.38.+3.41.



Rys. 3.38. Charakterystyczne przypadki zużycia (zniszczenia) noży obrotowych, wg [8]:
a) zużycie symetryczne, b) asymetryczne, c) wykruszenie węglików, d) złamanie korpusu
noża

W wyniku procesów tribologicznych w strefie styku narzędzia ze skrawanym materiałem oraz wiórem dochodzi do zużycia. Powoduje ono zmiany zarówno kształtu geometrycznego noża, jak również ubytek masy narzędzia.

Można wyróżnić zużycie:

- ciągłe (narastające w czasie),
- skokowe (katastroficzne).

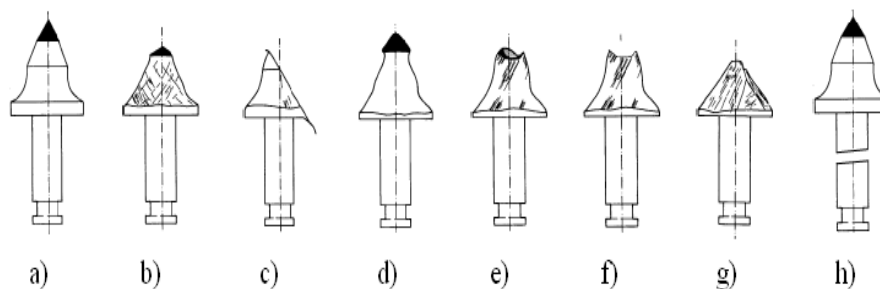
Zużycie ciągłe polega na sukcesywnym ubywaniu materiału ostrza w trakcie skrawania. Zużycie skokowe polega z kolei na gwałtownym ubytku masy ostrza spowodowanej np. złamaniem wkładki lub wykruszeniem jej znacznej części.

Oba rodzaje zużycia (lub wręcz jego uszkodzenia) zostały zaprezentowane na rysunkach 3.39 i 3.40.



Rys. 3.39. Obserwowane formy zużycia noży obrotowych, wg [78]

Do celów prowadzonych badań, w pracy [100], dokonano specyfikacji rodzajowej zaobserwowanych form zużycia noży stożkowych, które to formy ilustruje rysunek 3.40.



Rys. 3.40. Zdyskretyzowane formy zużycia noża stożkowego, wg [100]:

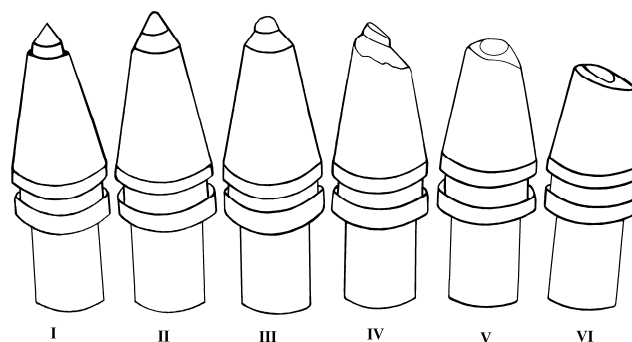
- a) nowy nóż ostry, b) symetryczne zużycie (prawidłowe), c) zużycie asymetryczne,
- d) przyspieszone zużywanie korpusu noża, e) kruche złamanie płytki, f)
- wyrwanie płytki z korpusu, g) przyspieszone (katastroficzne) zużycie ostrza po
- zużyciu ściernym wkładki, h) złamanie chwytu noża

Rysunek 3.39 dowodzi, iż każda z form zużycia ostrza, ma inne podłoże fizyczne. Część uszkodzeń powstaje z niewłaściwie prowadzonej eksploatacji (np. zbyt duże prędkości posuwu) inne zaś powstawać mogą już na etapie produkcji noży (np. zła technologia przeprowadzania operacji wlutowywania wkładki z węglika, w korpus noża).

Jak wspomniano, doświadczenia pokazują, iż zakładany obrót uzyskuje niewiele ponad połowa noży. W innych przypadkach ostrze

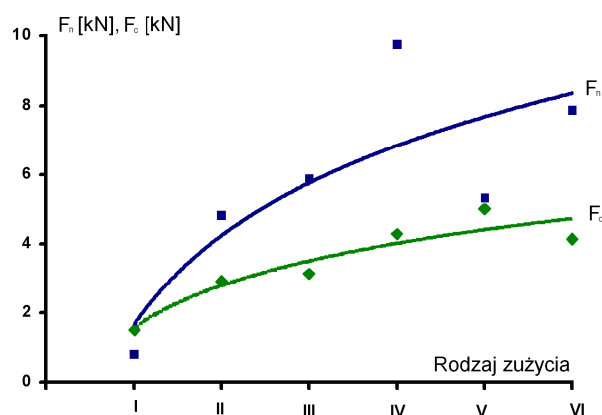
podlega niesymetrycznemu tępieniu, co powoduje znaczne pogorszenie pracy narzędzia (m.in. zwiększają się wibracje, wzrasta zapylenie, wzrasta składowa normalna całkowitej siły na nożu, rosną moc i siła skrawania, wzrasta zapylenie w strefie skrawania, zwiększa się wydzielanie ciepła). Stąd prowadzi się szerokie badania w tematyce zapewnienia właściwego obrotu noża [28, 61, 83, 91].

Z kolei, według [5], typowe etapy zużycia noża stożkowego sklasyfikować można w sześciu grupach, jak na rysunku 3.41.



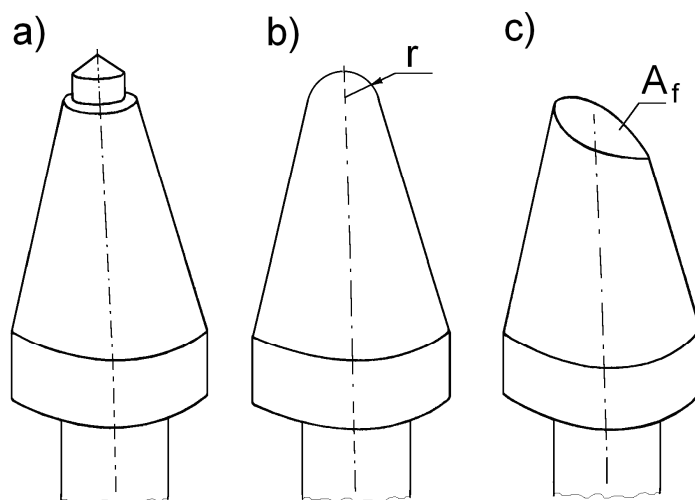
Rys. 3.41. Etapy zużycia (I-III) i zniszczenia (IV-VI) noża stożkowego [5]

Rosnący stopień tępienia ostrza noża, skutkuje sukcesywnym wzrostem tak siły skrawania jak i siły docisku (normalnej). Jak wynika z rysunku 3.42, bardziej intensywny przyrost, występuje w przypadku siły normalnej.



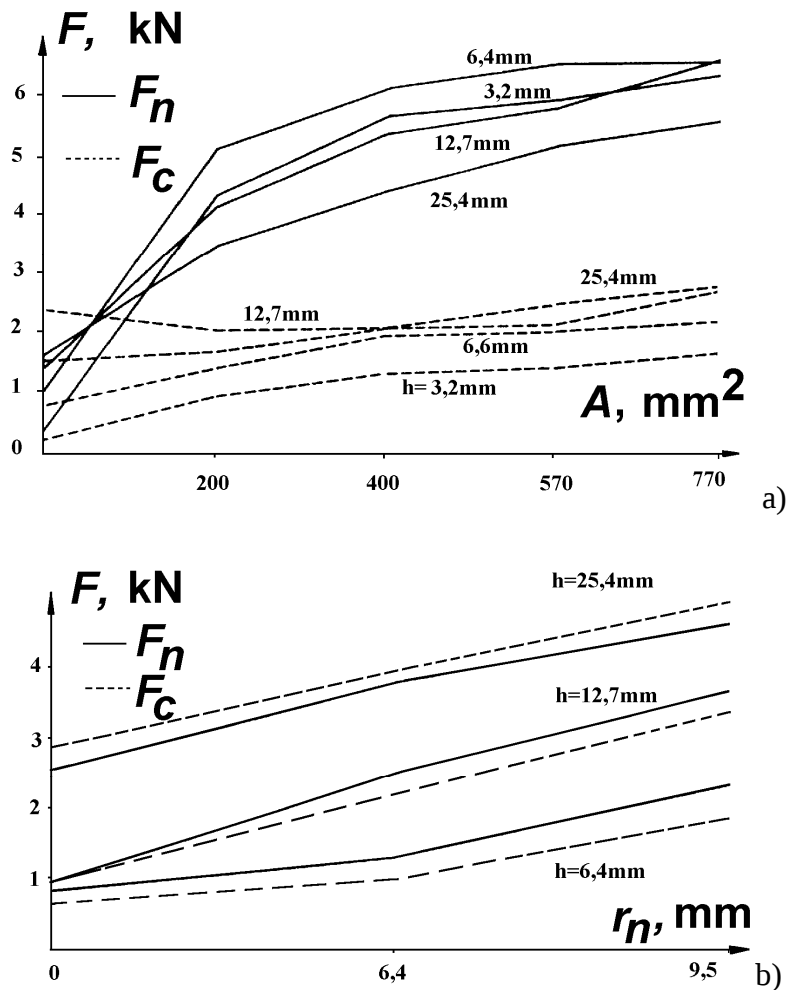
Rys. 3.42. Kształtowanie się obciążenia noża stożkowego w kolejnych etapach zużycia ostrza (etapy wg rysunku 3.37), opracowane na podst. [5] przez [46]

Inni autorzy ([82]) zwracają uwagę, że w przypadku noży obrotowych, istotne są właściwie dwie formy zużycia, tj. symetryczna, objawiająca się rosnącym promieniem zaokrąglenia ostrza (rys. 3.43b) oraz asymetryczna, objawiająca się rosnącą powierzchnią stycznego do trajektorii skrawania, starcia ostrza (rys. 3.43c).



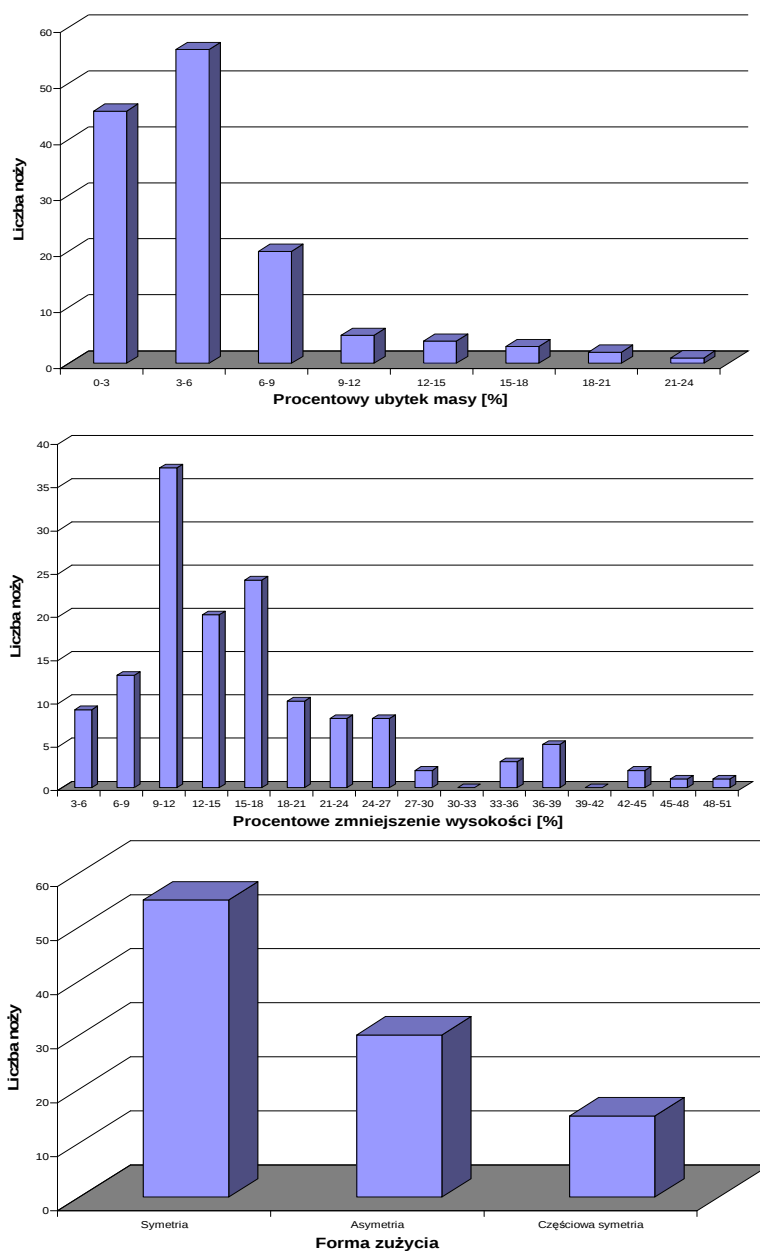
Rys. 3.43. Zużycie symetryczne noża stożkowego (zaokrąglenie po promieniu r) oraz asymetryczne (powierzchnia starcia A_f na powierzchni przyłożenia) [82]

Jak wykazują badania (np. [82]), każdej z tych form zużycia ostrza, odpowiada inny schemat jego obciążenia, co przedstawiono na rysunku 3.44. W przypadku zużycia asymetrycznego (rys. 3.44a.), występuje bardzo gwałtowny przyrost siły docisku (F_n), podczas gdy wzrost siły skrawania, spowodowany rosnącym stępieniem ostrza, jest bardzo powolny. Z kolei w przypadku zużycia symetrycznego, obserwuje się stopniowy wzrost składowych sił na ostrzu, zachodzący prawie w tym samym tempie dla rozpatrywanych sił składowych. Ta informacja może być bardzo cenna, z punktu widzenia monitorowania stanu ostrza noża stożkowego, prowadzonego w rzeczywistych warunkach urabiania.



Rys. 3.44. Kształtowanie się obciążenia noża stożkowego zależnie od formy stępienia ostrza: a) dla stępienia asymetrycznego, b) dla stępienia symetrycznego, wg [82]

Analizy częstości występowania określonego stopnia oraz formy zużycia narzędzi stożkowych, przeprowadził np. Khair [60]. Wyniki tych analiz prezentuje rysunek 3.45.



Rys. 3.45. Częstości występowania określonej formy oraz stopnia zużycia noży stożkowych z wkładkami z węglików spiekanych, wg [60].

Z rysunku 3.45 wynika, że najliczniej występowała symetryczna forma zużycia, rzadziej natomiast asymetryczna. Podobnie, najczęściej

3.2.4. Teoretyczno- empiryczne wyznaczanie obciążenia ostrza z uwzględnieniem jego stopienia

54

Ze względu na fakt, iż modele teoretyczne nie ujmują w większości zagadnień wpływu stopienia ostrza na jego obciążenie, nie znalazły one szerszego rozwinięcia w niniejszej pracy.

Badania empiryczne stanowią podstawową metodę kreowania funkcji opisujących procesy rzeczywiste. Stanowią one jak dotąd najważniejszą metodę pozyskiwania informacji o zachodzących procesach ([29, 45, 48, 79, 83, 91, 105]).

Stwierdzono, że pole przekroju skrawu otwierającego, można wyznaczyć z zależności [7, 73]:

$$A_s = h(b + htg \psi) \quad (3.14)$$

gdzie:

h - głębokość skrawania,

b - szerokość ostrza,

ψ - kat boczny rozkruszania skały.

Odnosząc wartość średniej siły skrawania F_c do przekroju skrawu A_s , można wyznaczyć, tzw. jednostkowy opór skrawania, charakterystyczny dla danej skały, w postaci [7, 73]

$$K_s = A \frac{0,3 + 0,35b}{b + htg \psi} \quad (3.15)$$

gdzie:

A - wskaźnik skrawalności skały wyznaczany doświadczalnie [N/cm] (wartość siły skrawania odniesiona do głębokości skrawania), współczynnik proporcjonalności 0,35 w liczniku zależności ma wymiar 1/mm.

W konsekwencji, siłę skrawania można wyznaczyć z zależności [7, 73]:

$$F_c = A_s K_s = A \frac{0,3 + 0,35b}{b + htg \psi} A_s \quad (3.16)$$

Z uwagi na fakt, że w rzeczywistym procesie urabiania, przekrój skrawu A_s jest odmienny od skrawu otwierającego, wyznacza się go z zależności:

$$A_s = th \quad (3.17)$$

po uwzględnieniu innych współczynników poprawkowych (z uwagi na odmienną proces skrawania niż w metodyce wzorcowej), siłę skrawania ostrym nożem wyznacza się z zależności [7, 73] :

$$F_c = A \frac{0,3 + 0,35b}{b + htg \psi} th k_{ks} k_{\gamma} k_{od} \quad (3.18)$$

gdzie:

k_{ks} - współczynnik kształtu skrawu,

k_{γ} - współczynnik uwzględniający zmianę kąta natarcia noża względem wzorcowego,

k_{od} - współczynnik odprężenia calizny

Znając lub zakładając średnią szerokość powierzchni stępienia VB_B (wg. niektórych źródeł dla węgla zakłada się $VB_B \approx 0,2\text{mm}$, np. [7, 73]) powierzchnię stępienia wyznacza się z zależności:

$$A_f = b \cdot VB_B \quad (3.19)$$

Stąd też siłę normalną działającą na tę powierzchnię można zapisać jako:

$$F_{st} = A_f R_c k_c \quad (3.20)$$

gdzie:

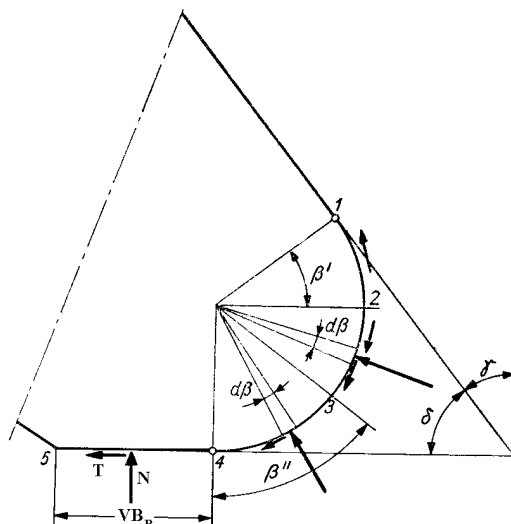
R_c - wytrzymałość skały na ściskanie,

k_c - współczynnik uwzględniający różnicę pomiędzy rozkładem naprężeń w próbce ściskanej a średnim w czasie rozkładem naprężeń pod powierzchnią stępienia noża.

W efekcie, składowe siły na ostrzu noża stępionego wyznacza się w uproszczeniu z zależności [7, 73] :

$$F_{cst} = F_c + \mu F_{st}; \quad F_{nst} = F_n + F_{st} \quad (3.21)$$

W metodyce tej niektóre założenia są zbliżone do metodyki obliczeń zaprezentowanej przez autorów badań [101], których model wyjściowy ilustruje rysunek 3.47. W tym przypadku, powierzchnię stępienia podzielono na odcinki 1-2, 2-3, 3-4 i 4-5 oraz założono, że wyciskanie mąłu od punktu 2 w górę następuje ku górze, zaś w dół od niego ku dołowi. Na tej podstawie, siły tarcia i pionowe składowe nacisków na odcinakach 1-2 i 2-3 równoważą się. Jest to założenie prawdopodobne, jednak nie udowodnione do dzisiaj w praktyce.



Rys. 3.47. Siły działające na powierzchnię stępienia noża, wg Topczijew i Szuris [101]

Pozioma składowa sił nacisku na tych powierzchniach wynosi [101]:

$$N_z = 2qbr \int_0^{\beta'} (\cos \beta + \mu \sin \beta) d\beta \quad (3.22)$$

gdzie:

$q = k_c R_c$ - nacisk na powierzchni stępienia,

k_c - współczynnik rozkładu naprężeń.

Podstawiając $\beta' = 90 - \delta$, otrzymuje się

$$N_z = 2qbr(\cos \delta - \mu \sin \delta + \mu) \quad (3.23)$$

Na odcinku 3-4 otrzymuje się składową poziomą

$$\begin{aligned} dN'_z &= dN(\sin \beta + \mu \cos \beta) \\ N'_z &= qbr(\sin \delta + \mu + \mu \sin \delta) \end{aligned} \quad (3.24)$$

i składową pionową

$$dN'_y = dN(\cos \beta - \mu \sin \beta) \quad (3.25)$$

$$N'_y = qbr(\sin \delta + \mu + \cos \delta) \quad (3.26)$$

Na prostoliniowym odcinku o długości VB_B pionowa składowa wynosi

$$N''_y = q \cdot b \cdot VB_B \quad (3.27)$$

Pozioma natomiast

$$N''_z = \mu \cdot q \cdot b \cdot VB_B \quad (3.28)$$

W efekcie otrzymuje się

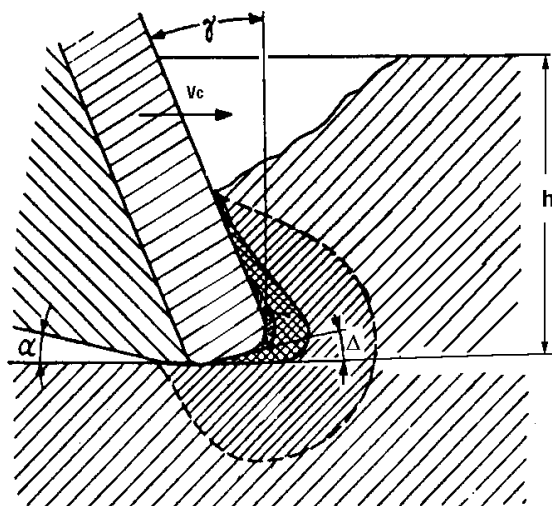
$$F_{st,z} = q \cdot b[r(\cos \delta - \mu \sin \delta + 2\mu + 1) + VB_B \mu] \quad (3.29)$$

$$F_{st,y} = q \cdot b[r(\sin \delta + \mu \cos \delta - \mu) + VB_B] \quad (3.30)$$

Znając kąt $\delta = 90^\circ - \gamma$, współczynnik tarcia μ oraz wymiary stępienia r i VB_B , można wyznaczyć dodatkowe siły w kierunku skrawania i docisku, spowodowane przez stępienie.

Przedstawiona metodyka budzi jednak pewne wątpliwości. W modelu założono powierzchnię starcia, równoległą do kierunku ruchu ostrza, jak na rysunku 3.47. Jak już wspomniano w pracy, duże kontrowersje budzi również zakładana wartość VB_B , tj., od 0.2 do 3.2mm dla noży promieniowych oraz 20 mm skrócenia ostrza dla obrotowych. Ponadto, jak dowodzą inne badania, np. Daviesa i Dalziela [11], dla powierzchni stępienia równoległej do kierunku skrawania, siła docisku nie ulega dostrzegalnym zmianom. Dopiero nachylenie powierzchni stępienia (pod kątem $\Delta=2^\circ$, a nawet $\Delta=10^\circ$, jak na rysunku 3.48),

powoduje efekty zbliżone do występujących przy rzeczywistym stępieniu (gwałtowny wzrost składowych siły na nożu).



Rys. 3.48. Skrawanie ostrzem stępionym

Przy tworzeniu modeli empirycznych, wykorzystuje się funkcje aproksymujące, które poprzez zastosowanie matematycznych procedur ich optymalizacji, służą do określania optymalnych parametrów procesu. W określonych warunkach, można wyznaczyć minimum funkcji aproksymującej, stanowiącej np. funkcję celu optymalizacji. Celowość wyznaczania funkcji aproksymujących uzasadnia fakt numerycznego sterowania przez komputery współczesnymi maszynami roboczymi, a komputery, do optymalnego sterowania, muszą dysponować określonymi funkcjami. Funkcja aproksymująca określa odpowiedź, czyli zmiany wielkości wyjściowej, spowodowane zmianami wielkości wejściowych. Stąd metody badań doświadczalnych stanowią podstawę do wyznaczania „powierzchni odpowiedzi”.

W przypadku klasycznych narzędzi urabiających, np. noży stożkowych, opis procesu urabiania charakteryzują najczęściej zależności typu:

$$F_c = a \cdot h^b \quad (3.31)$$

$$F_c = a \cdot t^b \cdot g^c \quad (3.32)$$

lub

$$F_c = k_1 + k_2 A \quad (3.33)$$

gdzie:

a, b, c – wykładniki potęgowe

k_1, k_2 – współczynniki proporcjonalności,

t, h – podziałka i głębokość skrawania,

A- pole powierzchni skrawu, w pł. prostopadłej do kierunku działania siły skrawania.

Ponieważ takie zależności stosunkowo słabo opisują proces urabiania skał nożami stożkowymi, poszukiwano bardziej doskonałych metod opisu tego procesu. Stąd też w oparciu o wnioski wynikające z aktualnego stanu wiedzy stwierdzono [45, 80], iż dla badań laboratoryjnych, wielkościami charakteryzującymi jakościowy model procesu skrawania skał, w tym przypadku nożem stożkowym, powinny być:

- **wielkości wejściowe:**

- * $x_1 = t$ (podziałka skrawania),
- * $x_2 = h$ (głębokość skrawania),
- * $x_3 = \beta$ (kąt ostrza),
- * $x_4 = \delta$ (kąt ustawienia),
- * $x_5 = \rho$ (kąt obrotu);

- **wielkości wyjściowe:**

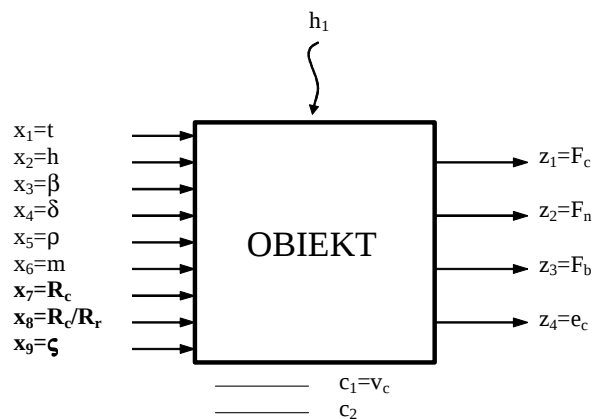
- * $z_1 = F_c$ (siła styczna),
- * $z_2 = F_n$ (składowa normalna),
- * $z_3 = F_b$ (składowa boczna),
- * $z_4 = e_c$ (jednostkowa energia skrawania);

- **wielkości stałe:**

- * c_1 = rodzaj skrawanej skały scharakteryzowany jej wytrzymałością na ściskanie R_c , gęstością i wilgotnością,

- * c_2 = prędkość skrawania,
- * c_3 = stan ostrza, gdzie z uwagi na przewidywany czas pracy przeznaczony na realizację badań, pomija się tępienie ostrza, a ewentualne objawy tępienia będą usuwane na bieżąco, poprzez ostrzenie narzędzia;
- **wielkości zakłócające:**
 - * h_1 = lokalne zaburzenia struktury skrawanej skały scharakteryzowane zmianą jej wytrzymałości, gęstości czy lokalnymi wtrąceniami, tj. zaburzeniami struktury i właściwości, mającymi wpływ na efekt skrawania w danym momencie czasowym.

Wtedy model procesu urabiania skał stożkowymi nożami obrotowymi, można przedstawić jak na rysunku 3.49.



Rys.3.49. Wielkości charakteryzujące model procesu urabiania skał nożem stożkowym [45, 80]

x - wielkości wejściowe, z - wielkości wyjściowe, c - wielkości stałe, h_1 - wielkości zakłócające,

x_7, x_8, x_9 - dodatkowe wejścia proponowane w modelu, ζ - gęstość właściwa skały

Wykorzystując metody regresji wielokrotnej, wyznacza się zależności wielkości wejściowych i wyjściowych w postaci wielomianu:

$$z = a_0 + a_1x_1 + a_{11}x_1^2 + a_2x_2 + a_{22}x_2^2 + \dots + a_{45}x_4x_5, \quad (3.34)$$

gdzie:

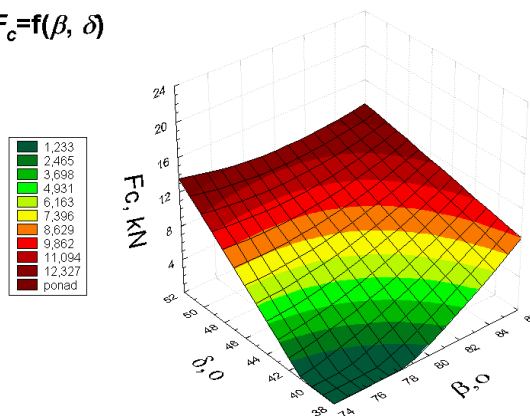
$x_i, \dots, x_j$ - zmienna niezależna,

z - badana zmienna zależna,

$a_0, \dots, a_i, a_j$ - współczynniki regresji.

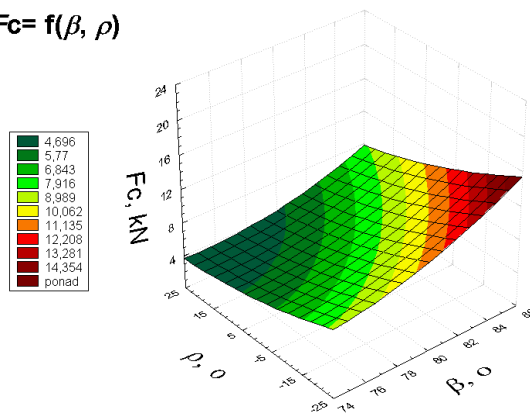
Utworzone na bazie badań doświadczalnych modele empiryczne, umożliwiając prowadzenie szczegółowych analiz wpływu poszczególnych zmiennych wejściowych na przebieg i wyniki procesu urabiania. Przykładowe wyniki takich analiz, prowadzonych dla noży styczno-obrotowych ilustrują powierzchnie odpowiedzi zamieszczone na rysunkach 3.50a i 3.50b.

$$F_c = f(\beta, \delta)$$



a)

$$F_c = f(\beta, \rho)$$



b)

Rys.3.50. Powierzchnie odpowiedzi wynikająca z analizy statystycznej ilustrujące:

a) wpływ kątów ostrza i ustawienia

b) wpływ kątów ostrza i obrotu noża styczno-obrotowego, na kształtowanie się siły skrawania [45]

Jak wykazuje praktyka, w codziennej rzeczywistości warsztatów naprawczych i konstrukcyjnych, zajmujących się maszynami urabiającymi, przedstawione zależności, z uwagi na złożoność wzorów, są bardzo niewygodne w zastosowaniach, stąd ciągle poszukuje się skutecznych ale w miarę prostych procedur opisujących te zjawiska.

Pośrednio i w uproszczeniu, model ten może służyć również do analizy kształtowania się obciążenia noża stożkowego, w przypadku występowania zużycia symetrycznego, gdzie jak wiadomo występuje głównie zmiana podstawowych parametrów geometrycznych ostrza (kąty ostrza, natarcia i przyłożenia). W modelu tym można zatem, poprzez zmianę wartości tych kątów, analizować w pewnym zakresie przebieg zmian obciążenia, w miarę rosnącego stopienia ostrza.

3.2.5. Wykorzystanie metod sztucznej inteligencji w technologii urabiania

Ostatnie lata wskazują na gwałtownie rosnący rozwój tzw. metod sztucznej inteligencji (np. [1, 38, 44, 75, 85, 86, 89, 94, 102, 106, 109 i inni]) jak i gwałtowny wzrost ich wykorzystania w wielu dziedzinach współczesnego przemysłu. Tak np. w przypadku przemysłu maszynowego prowadzone są intensywne prace badawcze nad systemami identyfikacji i monitorowania stanu ostrza skrawającego czy adaptacyjnego sterowania procesem obróbki, w tzw. elastycznie zautomatyzowanych systemach obróbkowych. Warunki bezzałogowej pracy takich systemów wymagają stosowania rozbudowanych układów diagnostyki oraz nadzorujących, tj. identyfikujących i prognozujących stan określonych elementów systemu [24].

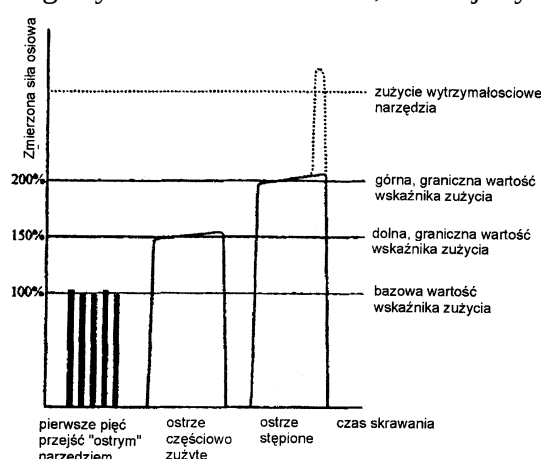
Nadzorowaniu stanu narzędzi towarzyszą zazwyczaj:

- ocena bieżącego stanu stopienia ostrza (w odniesieniu do wzorca tj. ostrza ostrego) w warunkach zużycia ciągłego,

- diagnozowanie stanów awaryjnych, spowodowanych głównie wytrzymałościowym (katastroficznym) zużyciem,
- prognozowanie stanu ostrza na podstawie informacji o dotychczasowej „historii jego życia” i bieżącym stanie jego zużycia w odniesieniu do zużycia ciągłego oraz prognozowania prawdopodobieństwa wystąpienia wytrzymałościowego zużycia ostrza, będącego wynikiem wzrostu obciążenia wskutek postępującego zużycia ciągłego.

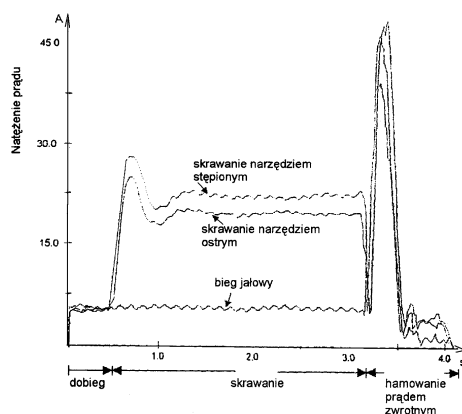
Przy czym, prognozowanie stanu zużycia ostrzy, daje np. podstawę do wyznaczenia, będącej do dyspozycji układu, rezerwy trwałości (resztkowego okresu trwałości) ostrzy i do planowania wymiany narzędzi, przy możliwie pełnym wykorzystaniu ich potencjalnych właściwości użytkowych.

Do najczęściej identyfikowanych wielkości fizycznych w systemach nadzorowania stanu narzędzi zaliczyć można: moc i składowe siły skrawania, moment oporów skrawania oraz emisję akustyczną i wibroakustyczną (amplituda oraz natężenie dźwięku, prędkość i przyspieszenie drgań). Przykład wykorzystania zmian w obciążeniu ostrza (wiertła) jakie towarzyszą jego tępieniu się, do uczenia automatycznego systemu nadzorowania, ilustruje rysunek 3.51.



Rys. 3.51. Wykorzystanie pomiaru siły osiowej przy wierceniu, do uczenia systemu nadzorowania stanu ostrza [87]

Jak wynika z rysunku 3.51, skrawaniu ostrym narzędziem towarzyszą określone siły, które traktowane są jako bazowe, w dalszym etapie nadzorowania. Ustalając doświadczalnie wartości obciążeń ostrza charakterystyczne dla określonych faz stępienia ostrza, można zbudować układ nadzorujący stan narzędzia. Podobne badania przeprowadzono dla procesu toczenia, co zostało zilustrowane na wykresie (rys. 3.52).



Rys. 3.52. Uczenie systemu nadzorowania stanu ostrza narzędzia przy toczeniu, na podstawie pomiaru poboru prądu przez silnik napędu głównego i określania granicznych przebiegów poboru prądu dla narzędzia „ostrego” i stępionego [93]

Jak wynika z rysunków 3.51 oraz 3.52, w nadzorowaniu mogą być wykorzystane różne wielkości charakteryzujące proces skrawania (siła, prąd silnika układu napędowego, itd.).

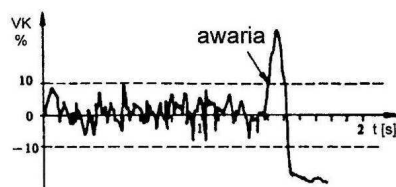
Do diagnozowania stanów awaryjnych, często wprowadza się wskaźniki, pozwalające precyzyjniej oceniać zmianę parametrów procesu, np. wskaźnik rozbieżności badanego sygnału VK, zdefiniowany w postaci [72]:

$$VK = \frac{W_t - a_t}{W_t} 100\% \quad (3.35)$$

gdzie:

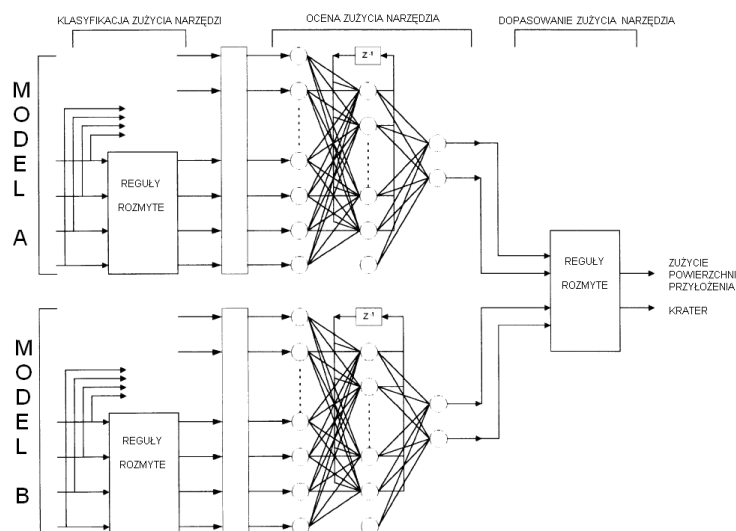
W_t - wartość przyspieszenia wzorcowego dla czasu t od rozpoczęcia skrawania,

a_t - wartość przyspieszenia zmierzona w chwili t .



Rys.3.53. Przebieg zmian wskaźnika VK do momentu katastroficznego zużycia ostrza [72]

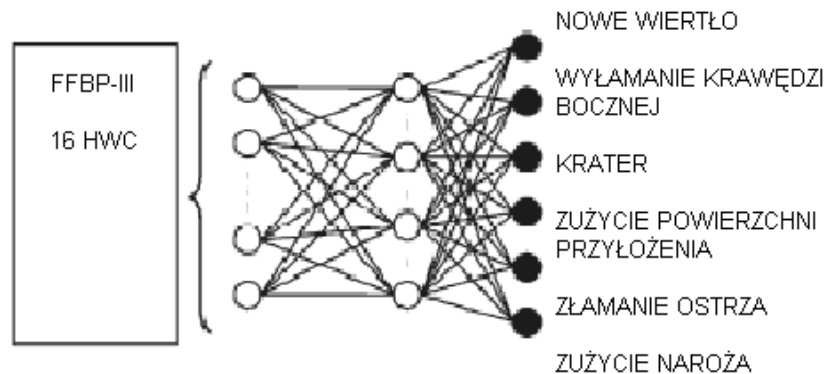
Większość budowanych w technologii obróbki metali systemów monitorowania procesu skrawania i diagnozowania stanu ostrza, oparta jest o najnowsze osiągnięcia z dziedziny tzw. sztucznej inteligencji. Rozpatrywane są tutaj różne warianty systemów. Przykładem może być np. testowanie systemu rozmytego (sieci neuronowej rozmytej) w określaniu rodzaju zużycia ostrza, którego strukturę, obrazuje rysunek 3.54.



Rys. 3.54. Schemat sieci rozmytej (systemu rozmytego) do określania rodzaju zużycia ostrza [10]

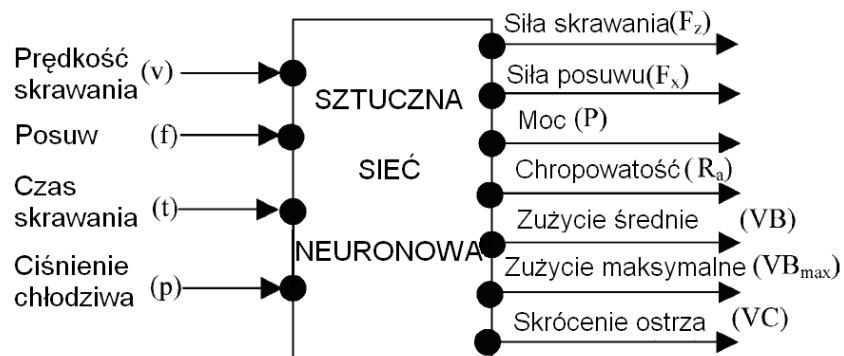
W tym przypadku, nadzorowaniu podlega rodzaj zużycia ostrza- stan powierzchni przyłożenia (starcie powierzchni przyłożenia) oraz stan powierzchni natarcia (krater).

Wykorzystując zagadnienie klasyfikacji danych pomiarowych, próbuje się zaklasyfikować zużycie do określonej grupy jak i równocześnie wyznaczać wartość wskaźników opisujących typ zużycia ostrza (rys. 3.55).



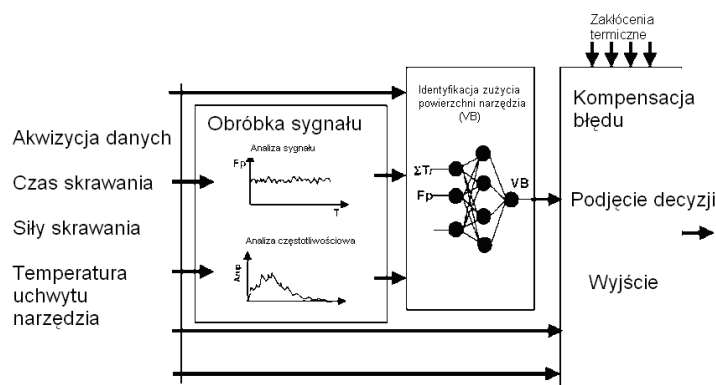
Rys.3.55. Schemat sieci neuronowej do kompleksowej klasyfikacji zużycia ostrza wiertła (rodzaje rozpatrywanego zużycia) [31]

W bardziej złożonych systemach, w oparciu o sieci neuronowe, testuje się procedury pozwalające na podstawie takich wielkości wejściowych jak prędkość skrawania, posuw, czy też czas skrawania, prognozować kształtowanie się efektów skrawania takich jak, siła skrawania, siła posuwowa, zapotrzebowanie mocy skrawania, chropowatość powierzchni, wartości wskaźników zużycia (VB , $VB_{\max}$) (rys.3.56).



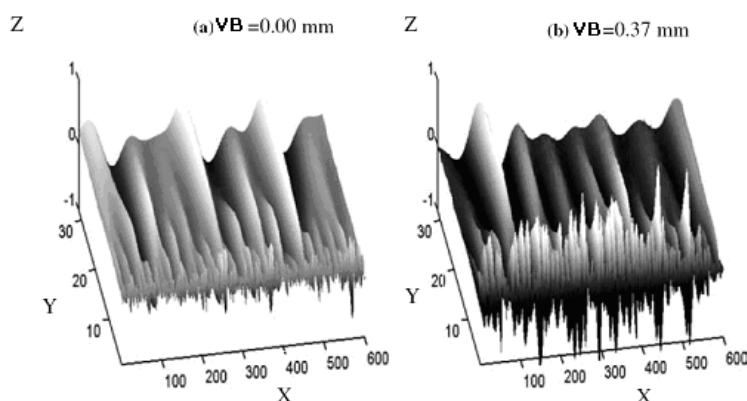
Rys. 3.56. Schemat sieci neuronowej służącej do prognozowania wskaźników procesu skrawania oraz wskaźników zużycia ostrza [15]

W zaawansowanych systemach, wykorzystuje się sieci neuronowe do kompensacji błędów obróbki, na podstawie zidentyfikowanej wartości wskaźnika zużycia ostrza oraz prognozowanych odkształceń termicznych np. korpusu obrabiarki. Przykład takiego systemu został zaprezentowany na rysunku 3.57.

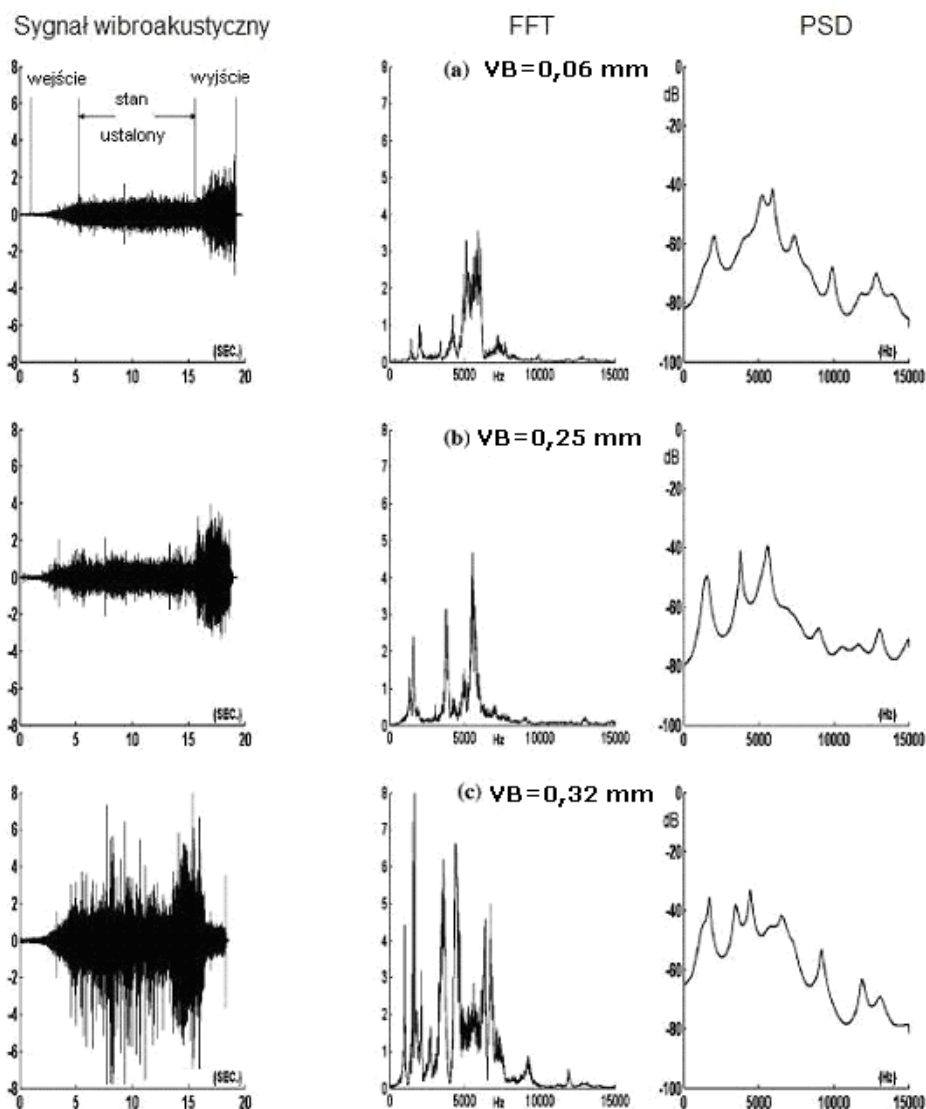


Rys. 3.57. Schemat systemu monitorowania stanu ostrza oraz kompensacji błędów obróbki z wykorzystaniem sieci neuronowej [107]

Ostatnie lata wykazują wzmożone zainteresowanie bardziej wyrafinowanymi metodami obróbki sygnałów diagnostycznych (np. Szybka Transformata Fouriera- FFT, Gęstość Widmowa Moc- PSD, Ciągła Transformata Falkowa – CWT). Wyniki stosowania tych przekształceń, dla przypadku monitorowania stanu ostrza w oparciu rejestrowany sygnał wibroakustyczny, ilustrują rysunki 3.58 oraz 3.59.



Rys. 3.58. Rozkład współczynników transformaty falkowej sygnału wibroakustycznego, dla dwóch wartości wskaźnika zużycia ostrza [30]



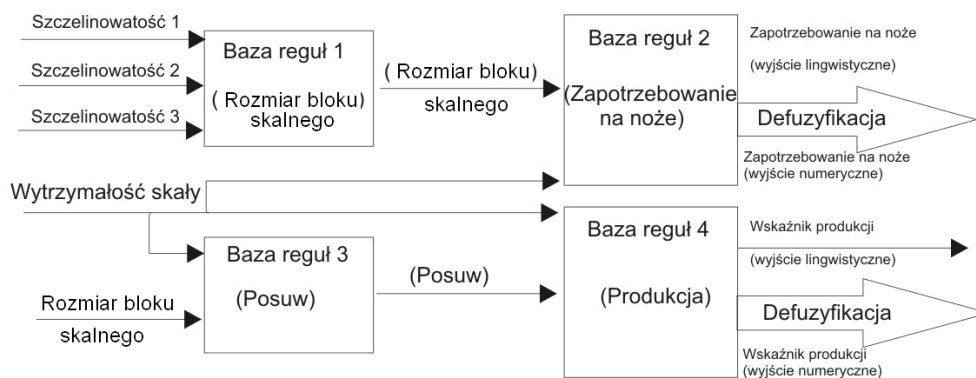
Rys. 3.59. Sygnal wibroakustyczny towarzyszący wierceniu oraz jego transformata Fouriera i obraz gęstości widmowej [30]

Wartości współczynników transformaty falkowej, są dalej wykorzystywane jako wielkości wejściowe do sieci neuronowej, służąc w efekcie do szacowania wartości wskaźników zużycia ostrza. Jest to jeden ze sposobów opisu procesu w celu wykorzystania do testowania modelu.

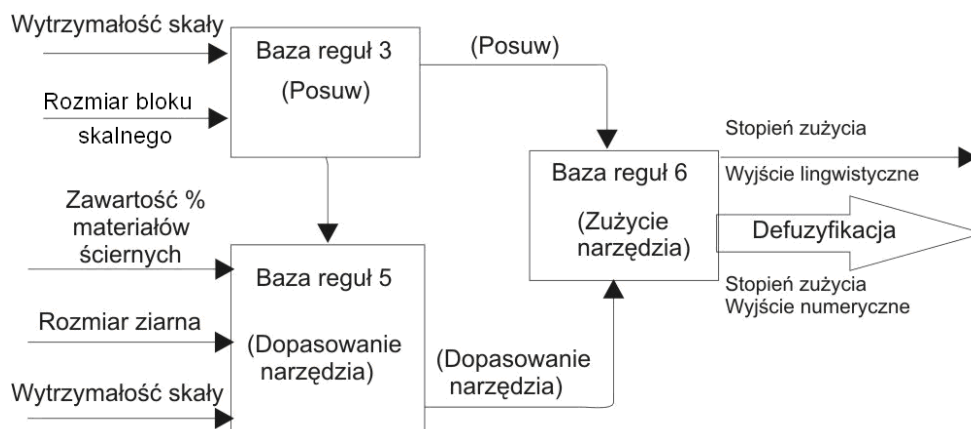
3.2.5.1 Sieci neuronowe w technikach urabiania

Z uwagi na znaczące różnice w mechanice skrawania metali i urabiania skał, do dzisiaj nie rozstrzygnięto jednoznacznie, czy możliwe jest wykorzystanie powyżej przedstawionej filozofii badań prowadzonych w przemyśle maszynowym, do rozwiązywania bardziej złożonych problemów w technikach urabiania, zwłaszcza w odniesieniu do robót podziemnych (zbyt mała jeszcze liczba badań w tej tematyce). Prowadzone są jednak pewne prace nad wdrażaniem opisanych technik SI, w analizie różnorodnych zagadnień [2]. Do bardziej znaczących zaliczyć można m.in. badania dotyczące prognozowania wytrzymałości skał, prognozowania postępu drążenia, kosztów drążenia czy też prognozowania zużycia noży urabiających [2].

Przykładem wykorzystania systemów rozmytych, do prognozowania zużycia noży oraz postępu robót inżynierskich dla maszyn typu Vermeer T- 850 Trencher, wykonujących wykopy w gruntach spoistych, może być system, który ilustruje rysunek 3.60.



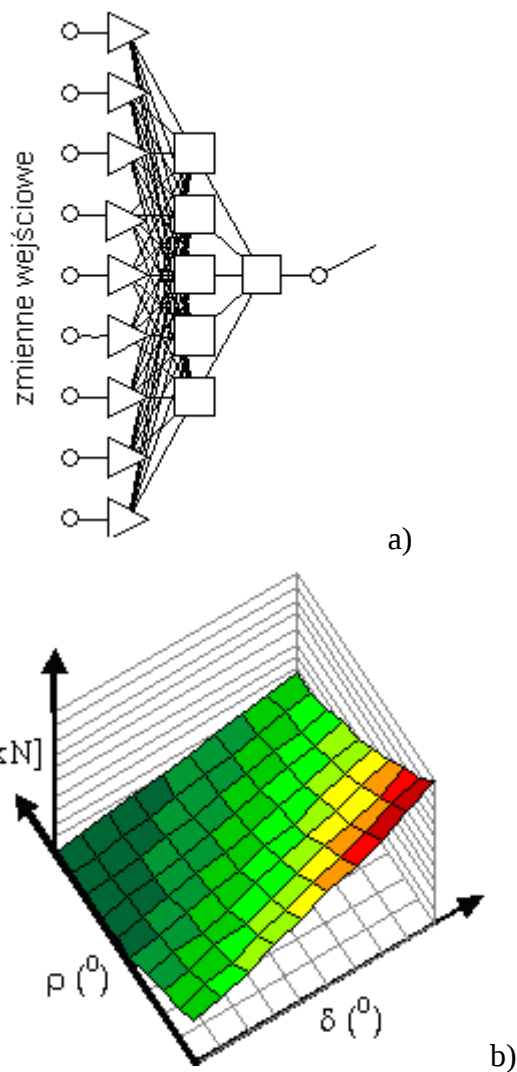
Rys. 3.60. Struktura rozmytego systemu do prognozowania zużycia noży oraz postępu kopania wg [2]



Rys.3.61. Struktura rozmytego systemu do prognozowania wskaźnika zużycia wg [2]

W odniesieniu do prostoliniowego skrawania skał, dotychczas w Polsce podjęto wstępne badania, których zadaniem było przetestowanie i adaptowanie wybranej grupy zagadnień dotyczących omawianej tematyki, wyjaśnienie powstałych wątpliwości oraz wypracowanie dalszych kierunków badań. Do najważniejszych zagadnień zrealizowanych w tym zakresie zaliczyć można:

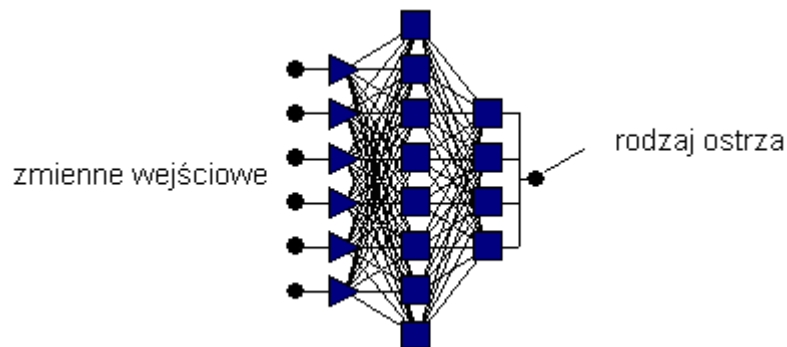
- **przeprowadzenie badań nad optymalnymi strukturami sieci służącymi do identyfikacji procesów urabiania skał stożkowymi nożami obrotowymi.** Potwierdzono tutaj pełną przydatność sieci neuronowych do tego typu zadań, uzyskano lepsze dopasowanie modelu neuronowego do danych pomiarowych niż ma to miejsce w przypadku klasycznych metod statystycznych (np. [80]). Dla parametrów wejściowych sieci tj. parametrów technologicznych realizacji procesu (podziałka t oraz głębokość skrawania h), parametrów geometrycznych ostrza noża obrotowego (kąty: ostrza β , ustawienia δ , bocznego wychylenia ρ) parametrów wytrzymałościowych skały (R_c , R_c/R_t , gęstość - ζ) oraz masy urobionej skały m , prognozowano kształtowanie się składowych siły obciążającej ostrze oraz energochłonności urabiania (rys. 3.62).



Rys.3.62. Struktura sieci neuronowej do identyfikacji procesu urabiania skał stożkowymi nożami obrotowymi a) oraz odpowiedź sieci w przypadku prognozowania kształtowania się obciążenia noża zależnie od jego parametrów, tj. kąta bocznego wychYLENIA ρ i kąta ustawienia δ , b) [80]

- wstępne określenie przydatności sieci neuronowych w identyfikacji rodzaju noży urabiających. Dla pojedynczych noży kombajnowych, wykorzystując procedury klasyfikacji sygnałów charakterystycznych dla różnych konstrukcji ostrzy noży urabiających, pozytywnie

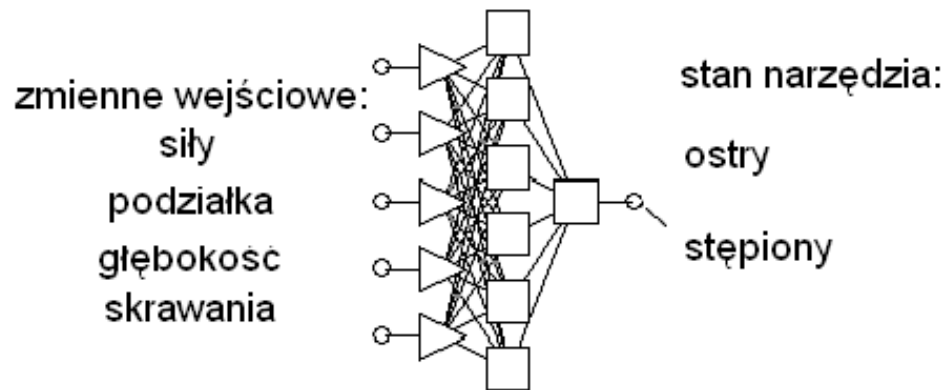
zweryfikowano przydatność sieci neuronowych, w układach identyfikacji rodzaju narzędzia urabiającego (np. [21, 36, 42]). Dysponując przebiegami czasowymi siły skrawania, charakterystycznymi dla noży typu Rapid 89 (R89), NKP2w, Rapid 86 (NK) oraz specjalnie przygotowanym nożem płaskim, o parametrach stosowanych w przyrządzie DKS (POS), wyznaczając wartości średnie siły skrawania (F_{csr}) oraz wartości średnie periodogramów (WP) poszczególnych przebiegów, podjęto próbę identyfikacji tych noży w oparciu o klasyfikację wzorców (rys. 3.63).



Rys.3.63. Struktura sieci neuronowej wykorzystywanej w klasyfikacji badanych cech sygnałów w procesie identyfikacji rodzaju noża urabiającego [42]

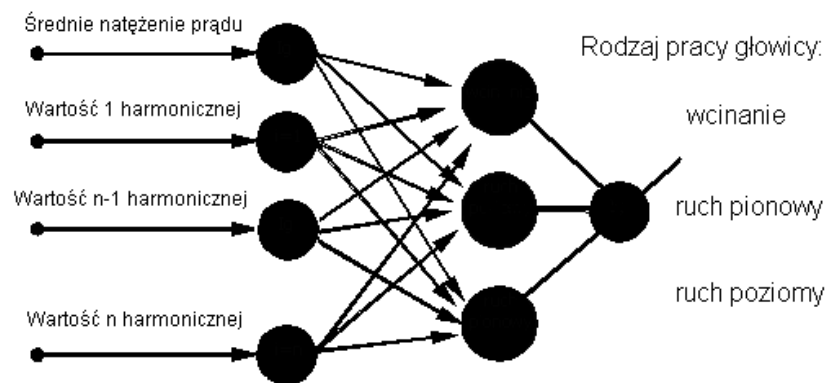
- **wstępne zbadanie przydatności sieci neuronowych w układach oceny stopnia stopienia noży urabiających** (rys. 3.64). Przeprowadzone badania nad możliwością wykorzystania sieci neuronowych w klasyfikacji sygnałów siły obciążającej ostrze, w oparciu o wybrane cechy sygnału (wartość średnia, średnia maksymalna, średnia minimalna siły skrawania oraz parametry skrawania tj. podziałka t oraz głębokość skrawania h) wykazały, iż ocena stanu noży jest możliwa. Tym samym możliwe jest zbudowanie systemu, który pośrednio, w oparciu o taką klasyfikację, umożliwiałby identyfikację stanu ostrza narzędzia. Możliwe jest zbudowanie sieci, która nauczona na bazie sygnałów charakterystycznych dla ostrza ostrego oraz w dopuszczalnym technicznie stopniu stopienia (określona wartość wskaźnika zużycia ostrza), pozwalałaby monitorować w trybie rzeczywistym, proces skrawania, oraz

wychwytywać moment osiągnięcia przez narzędzie, dopuszczalnego stopnia stępienia.



Rys.3.64. Struktura sieci neuronowej do określania stanu ostrzy noży urabiających [41]

- przeanalizowanie możliwości wykorzystania sieci neuronowych w określaniu (identyfikacji) ruchów roboczych maszyn drążących, co może być bardzo istotne dla budowy automatycznych, adaptacyjnych układów sterowania procesem urabiania kombajnami pracującymi bez udziału załogi (rys. 3.65) [39].



Rys. 3.65. Propozycja struktury sieci neuronowej do klasyfikacji rodzaju pracy głowicy [39]

3.2.5.2 Metody sztucznej inteligencji w prognozowaniu obciążenia narzędzi i organów roboczych

Ze względu na specyfikę realizacji procesów urabiania maszynami górniczymi, zwrócono uwagę na fakt, iż samo monitorowanie kształtowania się obciążenia oraz stanu ostrzy noży urabiających, zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej kombajnu ścianowego, może być niewystarczające [43, 47]. Z uwagi na zapewnienie bezpiecznej eksploatacji ścian wydobywczych, niezbędne jest prognozowanie zachowania systemu czy realizacji procesu wyprzedzająco w czasie, minimum o jeden krok prognozy, aby mieć czas niezbędny na rozpoznanie i ocenę zachodzących zjawisk, oraz na zmianę np. parametrów realizowanego przez kombajn procesu urabiania.

Modele neuronowe mają charakter adaptacyjny. Mogą zatem służyć do opisu zależności zmieniających się w czasie. W chwili pojawienia się nowych danych przeprowadzony może zostać proces douczenia sieci, co umożliwia uwzględnienie w tworzonym modelu informacji zawartych w najnowszych obserwacjach.

Sieci służące do analizy szeregów czasowych służą zatem przede wszystkim do prognozy późniejszych wartości zmiennych na podstawie wartości wcześniejszych zmiennej. Dlatego też każdy wzorzec wykorzystywany w analizie szeregów czasowych musi być tworzony z kilku przypadków. W związku z tym przy projektowaniu sieci tego typu zdefiniować należy dwa podstawowe parametry, mianowicie *rzqd* i *horyzont prognozy*.

Rzqd jest to parametr, który określa ile należy uwzględnić próbek, odpowiednio przesuniętych w czasie, każdej analizowanej zmiennej w celu zdefiniowania wejścia dla sieci.

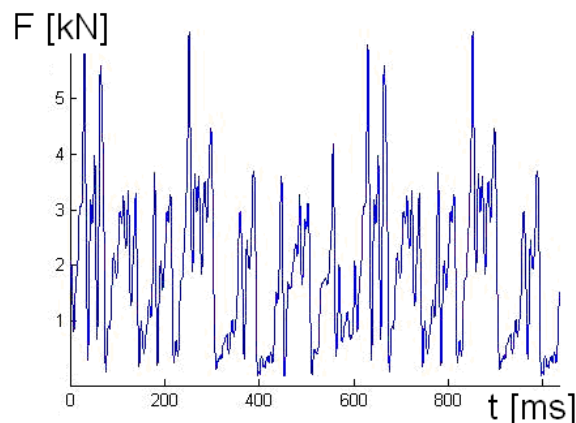
Horyzont prognozy określa na jaką odległość, w stosunku do ostatniej wartości wejściowej, przesunięta jest wartość prognozowana.

W sieciach analizujących szeregi czasowe w większości przypadków zmienne wejściowe i wyjściowe są identyczne, zaś *horyzont prognozy* jest rutynowo przyjmowany jako równy jeden, oznacza to, że

sieć prognozuje następną wartość rozważanej zmiennej, następującą bezpośrednio po odcinku czasu, z którego zbierano próbki sygnału wykorzystywane jako dane wejściowe). Parametr *rzqd* jest najczęściej swobodnie ustalany przez użytkownika i determinuje on liczbę przeszłych wartości zmiennej, wykorzystywanych w charakterze informacji wejściowych przy próbie budowy prognozy. Im bardziej skomplikowanej zależności się spodziewamy, tym większy należy przyjmować parametr *rzqd*.

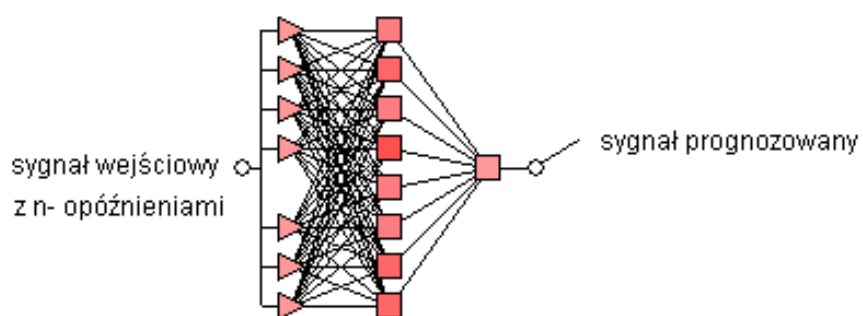
Parametry *rzqd* oraz *horyzont prognozy* mają wpływ na konstrukcję wzorców wykorzystywanych w trakcie uczenia i uruchomienia sieci. Zdefiniowanie każdego wzorca wymaga zastosowania pewnej liczby przypadków występujących w zbiorze danych. Liczba tych przypadków zależna jest od przyjętych parametrów, na przykład gdy *rzqd* jest równy 4, zaś *horyzont prognozy* wynosi 1, to wówczas każdy wzorec wykorzystywany w trakcie uczenia sieci prognozowania tego szeregu czasowego konstruowany jest na podstawie 5 kolejnych przypadków ze zbioru danych.

W badaniach [43] wykorzystano szereg czasowy w postaci przebiegu czasowego siły skrawania wapienia nożem Rapid 83, który ilustruje rysunek 3.66.

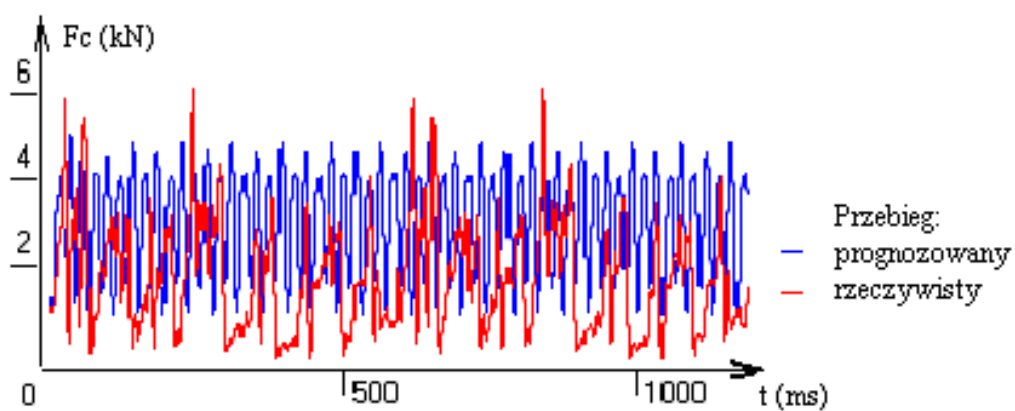


Rys.3.66. Przebieg czasowy siły skrawania wapienia nożem promieniowym R83 [43]

Na podstawie wyznaczonych parametrów opracowano model sieci o strukturze perceptronu wielowarstwowego (MLP), jak na rysunku 3.67a, który posiadał warstwę wejściową, jedną warstwę ukrytą z 8 neuronami oraz jedną warstwę wyjściową. Przyjęto wartość „rzędu prognozy” równą 10, oraz „horyzont prognozy” równy 1.



a)



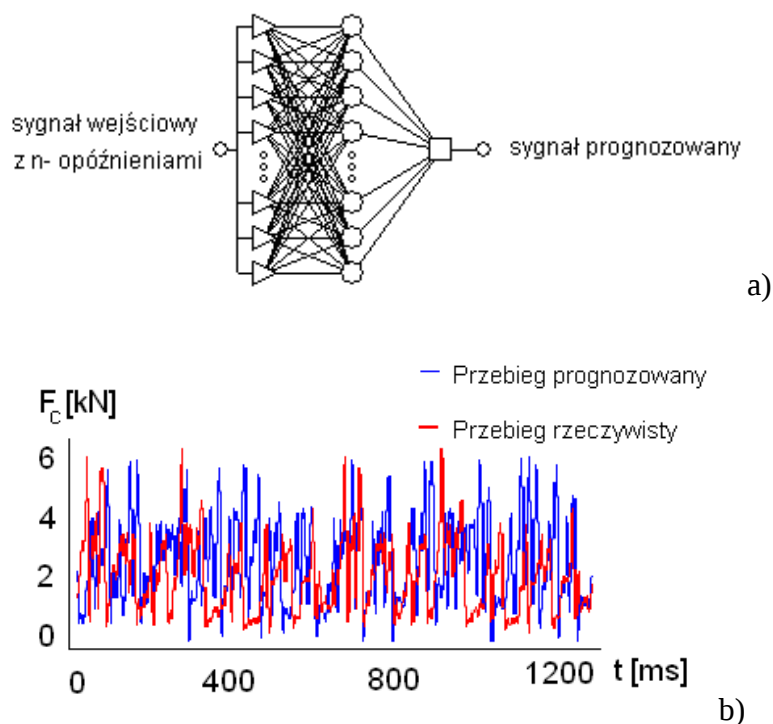
b)

Rys.3.67. Struktura perceptronu wielowarstwowego (MLP) a) oraz wynik prognozy obciążenia ostrza b) [43]

Jak wynika z rysunku 3.67b, sieć typu MLP niezbyt dobrze radziła sobie z tak postawionym zadaniem. Prognoza, niezależnie od metody uczenia, znacznie odbiegała od przebiegu rzeczywistego.

W związku z powyższym, do analizy wykorzystano sieć o radialnych funkcjach bazowych (RBF), w której neuron ukryty realizuje funkcję aktywacji (funkcję przejścia) zmieniającą się radialnie wokół wybranego centrum i przyjmującą wartości niezerowe tylko w otoczeniu tego centrum [43].

Dla rozpatrywanego przebiegu czasowego, wygenerowano strukturę sieci podaną na rysunku 3.68. Struktura ta posiadała 1 wejście, 414 neurony ukryte, 1 wyjście.



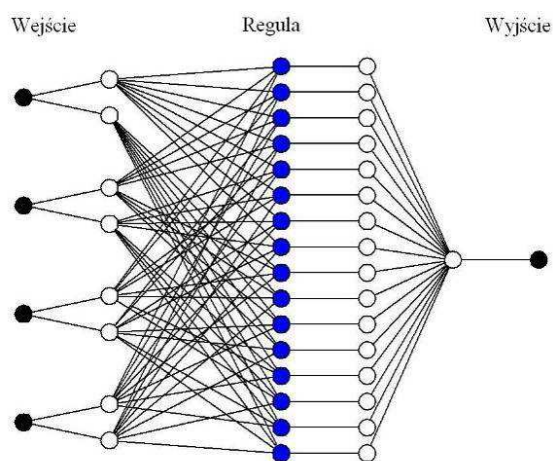
Rys.3.68. Struktura sieci typu RBF- a), oraz wynik prognozy obciążenia ostrza -b), [43]

Podczas uczenia metodą wstecznej propagacji błędów, dla 400 epok uczenia, przyjęto współczynniki: uczenia równy 0,16, szumu wynoszący

0,02 oraz bezwładności 0,24. Czas uczenia wynosił 1min 57s., uzyskano odpowiedź, którą ilustruje rysunek 3.64b.

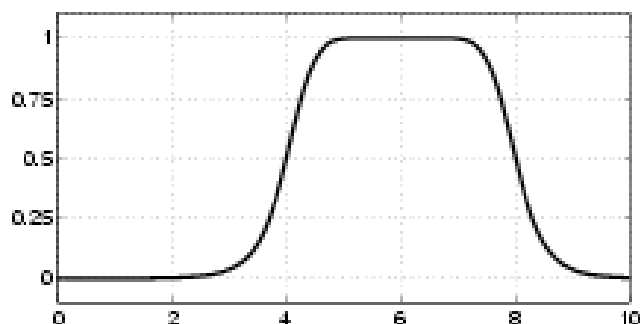
Pomimo stosunkowo dobrych statystyk regresyjnych, dla obu rodzajów sieci, przebieg prognoz uznano za jeszcze zbyt odległy od rzeczywistości, co wynika z wykresów obu przebiegów, i trudny do wykorzystania dla celów monitorowania i sterowania procesem urabiania. Stąd też powstała koncepcja wykorzystania systemów rozmytych [43, 47].

W efekcie wykorzystania standardowych procedur dostępnych w programie MATLAB, otrzymano strukturę systemu rozmytego którą prezentuje rysunek 3.69.



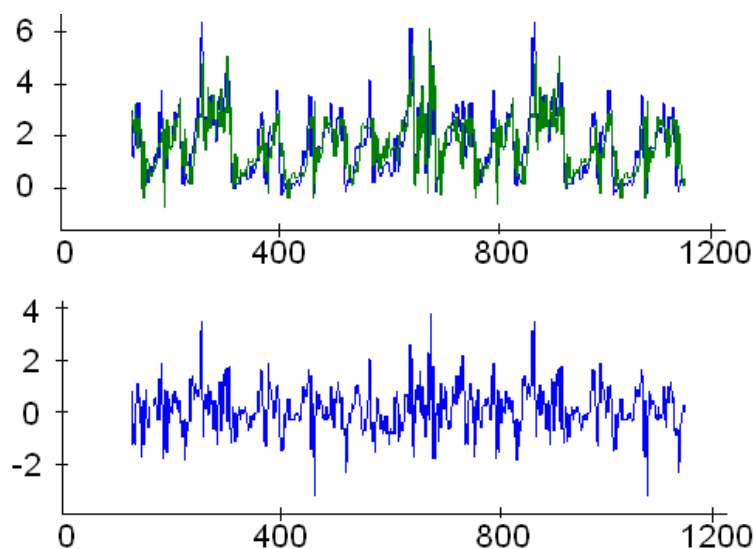
Rys.3.69. Struktura sieci rozmytej, wykorzystana do prognozy obciążenia noża urabiającego [47]

Jak wynika ze schematu przedstawionego na rysunku 3.69, strukturę charakteryzują 4 wejścia i jedno wyjście oraz 16 reguł rozmytych. Każdemu wejściu zostały przyporządkowane po 2 funkcje przynależności, kształt funkcji przynależności ilustruje rysunek 3.70.



Rys.3.70. Wykres funkcji przynależności wykorzystanej w analizie [47]

W efekcie uczenia sieci „rozmytej”, uzyskano prognozowany przebieg czasowy siły urabiania wapienia nożem Rapid 83, który ilustruje górny wykres na rysunku 3.71. [47].

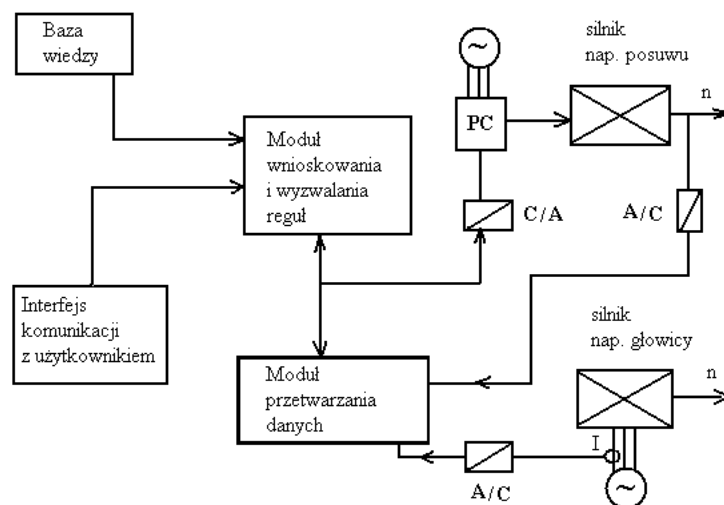


Rys.3.71. Porównanie przebiegów czasowych rzeczywistych i prognozowanych (górne wykresy). Odpowiednio, wykres błędu (rysunek dolny). Czas uczenia 400 epok [47]

Korzystając z odpowiednich procedur oraz przyjmując i wyznaczając charakterystyczne wartości np. sygnału prądu silnika głowicy w danych, ustalonych warunkach urabiania, oraz dokonując

prognozy sygnału np. dla kroku wprzód, można zbudować system monitorowania sterowania procesem urabiania.

Po przekroczeniu przez monitorowany sygnał wartości dopuszczalnej, możliwe jest wprowadzanie odpowiedniej korekty, np. prędkości posuwu tak, aby przywrócić przebieg procesu urabiania w dopuszczalnych granicach (np. nominalnego prądu silnika głowicy, itp.) [47].



Rys.3.72. Struktura rozmytego systemu sterowania procesem urabiania [47]

PC- przemiennik częstotliwości, A/C- przetwornik analogowo cyfrowy,
C/A- przetwornik cyfrowo-analogowy, n- prędkość obrotowa, I-natężenie prądu

Proponowana metoda oceny stanu ostrzy noży pracujących na głowicy wielonarzędziowej może umożliwić powstanie systemu sterowania pracą kombajnu, opartego m.in. na klasyfikacji stanu ostrzy narzędzi.

3.3. Metoda klasyfikacji stanu ostrzy i rodzaju narzędzi

Podsumowując istniejący stan wiedzy można stwierdzić, że w technologii górniczej, dotychczas nie udało się wprowadzić jednolitych kryteriów oceny stopnia stopienia ostrza noża urabiającego, w tym zwłaszcza w odniesieniu do stożkowych noży obrotowych. Mechanizm

zużywania się tych noży jest stosunkowo mało poznany. Powoduje to znaczne utrudnienia w prognozowaniu zmian obciążenia głowic urabiających zachodzących w trakcie urabiania, zależnie od stopnia zużycia narzędzi.

W przypadku noży promieniowych, jak dotąd nie określono nawet dopuszczalnych wartości wskaźników zużycia ostrzy tych noży. Nie udało się jak dotąd opracować skutecznych metod monitorowania stanu ostrzy noży, prowadzonego w trybie rzeczywistym.

Uniemożliwia to budowę tak modeli matematycznych opisujących proces tępienia jak również np. opisujących kształtowanie się obciążenia całych głowic wielonarzędziowych, zależnie od postępującego zużycia poszczególnych ostrzy noży. Możliwość matematycznego opisu tych procesów jest niezbędna np. w potencjalnej budowie adaptacyjnych, automatycznych układów sterowania procesem urabiania kombajnami górniczymi, co jest koniecznością np. w świetle najnowszych dyrektyw unijnych.

Jak wynika z dokonanego stanu wiedzy, specyfika branży górniczej (prowadzonych tutaj badań) powoduje, że stan tej wiedzy jest ciągle zbyt mało satysfakcjonujący. Pozyskiwane informacje zatem są często niekompletne, „rozmyte” oraz niejednoznaczne. Występujące zależności mają charakter silnie nieliniowy. Z tego też powodu, w pracy zaproponowano metodę oceny stanu ostrzy noży urabiających montowanych na głowicach wielonarzędziowych, z zastosowaniem metod tzw. „sztucznej inteligencji”.

Skuteczność działania sztucznych sieci neuronowych została potwierdzona w innych dziedzinach techniki oraz w zagadnieniach urabiania pojedynczym narzędziem.

Przyjęto założenie, iż również w przypadku omawianych głowic wielonarzędziowych, sieci neuronowe, mogą być skutecznym narzędziem w ocenie stanu noży pracujących zespołowo. Stąd też z uwagi na szybkozmienny, losowy oraz niejednoznaczny sygnał chwilowego obciążenia głowic wielonarzędziowych, powstała koncepcja

wykorzystania metod sztucznej inteligencji w procesie oceny stanu ostrzy narzędzi urabiających.

Jedną z przyczyn podjęcia tematu w przyjętej formie, było założenie, iż sieci neuronowe, przy odpowiednim doborze zmiennych wejściowych, będą odpowiednim narzędziem klasyfikacji wykorzystywanej w ocenie stopnia zużycia oraz geometrii ostrza omawianych noży. W świetle analiz literaturowych oraz przeprowadzonych badań rozpoznawczych, szczególne nadzieje, w pierwszej kolejności wiązano z sieciami o strukturze perceptronu wielowarstwowego oraz z siecią o radialnych funkcjach bazowych (szybkość działania, prostota konstrukcji, uniwersalność).

W związku z rozwojem technicznych zastosowań logiki rozmytej podjęto również próbę opracowania metody oceny stanu ostrzy z użyciem tzw. rozmytych sieci neuronowych.

Nowością proponowanej metody oceny stanu ostrzy jest wykorzystanie wybranych parametrów statystycznych losowych sygnałów mocy i momentu urabiania. Rokuje to pewną uniwersalność i przydatność proponowanej metody, niezależnie od zmiennych warunków urabiania.

Wyniki badań wykazują przydatność zastosowania metod sztucznej inteligencji, jakimi są sztuczne sieci neuronowe, w zagadnieniach urabiania głowicą wielonarzędziową, co, jak wynika z analiz literaturowych, nie było dotychczas rozważane. Uzasadnia to tym samym celowość podjęcia i prowadzenia badań we wspomnianej tematyce.

Na podstawie przeprowadzonego przeglądu literatury oraz analizy teoretycznej procesu urabiania głowicą wielonarzędziową, przyjęto następującą hipotezę badawczą: wykorzystanie sztucznej inteligencji, w tym sztucznych sieci neuronowych, oraz wybranych miar sygnałów pomiarowych, pozwoli na skuteczną ocenę stanu ostrzy noży zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej do urabiania.

Ocena stanu ostrzy noży urabiających, prowadzona w czasie rzeczywistym, umożliwia skuteczne prognozowanie momentu wymiany

stępionych narzędzi. Opracowanie właściwej metody oceny wpłynie na ograniczenie start energii urabiania, zmniejszenie zapylenia oraz umożliwi w przyszłości projektowanie i budowę automatycznych, adaptacyjnych układów sterowania tymi procesami. Pozwolić to powinno na wyprowadzenie osób obsługi technicznej z potencjalnych stref zagrożenia oraz umożliwić monitorowanie i sterowanie kombajnem z powierzchni (dyspozytorni) kopalni.

3.3.1. Koncepcja proponowanej metody oceny stanu ostrzy i rodzaju narzędzi; cel, zakres oraz sposób realizacji przeprowadzonych badań

Istotą prowadzonych badań było opracowanie nowej metody oceny stanu oraz klasyfikacji geometrii ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej. Obecnie w górnictwie nie stosuje się jasnych kryteriów wymiany narzędzi pracujących zespołowo na głowicy. Ocena ich stanu jest bardzo subiektywna. Z uwagi na energochłonność procesu urabiania oraz koszty ewentualnych przestojów związanych ze sprawdzeniem stanu i ewentualną wymianą narzędzi, wykorzystanie skutecznej metody pozwalającej na **określenie w trakcie urabiania stanu ostrzy narzędzi** (w trybie rzeczywistym) będzie przydatne w praktyce.

W oparciu o rozważania wstępne [20-23, 35, 36] oraz analizy literaturowe przyjęto założenie, iż na podstawie pomiaru mocy oraz momentu urabiania głowicą urabiającą możliwa jest skuteczna ocena stanu ostrzy noży w czasie rzeczywistym.

Narzędziem służącym do realizacji celu rozprawy są sztuczne sieci neuronowe. W celu uzyskania bazy danych służących do testowania SN zaplanowano przeprowadzenie eksperymentu na stanowisku badawczym. Aby potwierdzić uniwersalność metody, jako obiekt badań wykorzystano dwa różne typy narzędzi górniczych montowanych na eksperymentalnych głowicach wielonarzędziowych, tj. noże promieniowe oraz styczno- obrotowe. W celu ograniczenia ilości czynników

wpływających na wartości mocy oraz momentu zdecydowano się posłużyć blokiem skały modelowej. W odróżnieniu od skał spotykanych często w warunkach rzeczywistych, bryła modelowa jest jednorodna, co umożliwia zarejestrowanie parametrów urabiania zmienionych jedynie na skutek stępienia się ostrzy narzędzi. Badania realizowano na specjalnie przystosowanym i oczujnikowanym stanowisku badawczym. Schemat stanowiska badawczego oraz przebieg badań laboratoryjnych zamieszczono w rozdziale czwartym.

Eksperyment realizowano poprzez urabianie bloku skalnego głowicą uzbrojoną w ostre narzędzia. Zamontowane noże były w trakcie badań samoistnie tępione. Badania przeprowadzono dla obu typów narzędzi. Uzyskane sygnały mocy oraz momentów urabiania podzielono ze względu na rozpatrywany aspekt prowadzonych badań. Podział realizowano ze względu na stan ostrza narzędzia: ostre oraz częściowo stępione, lub biorąc pod uwagę rodzaj noża urabiającego: noże promieniowe lub obrotowe.

Z uwagi na zmienne w rzeczywistych warunkach własności urabianych skał oraz parametry realizowanego procesu, np. wartość posuwu, różnorodność stosowanych narzędzi, uznano, iż nie jest możliwa skuteczna ocena stanu ostrzy i rodzaju narzędzi przy wykorzystaniu jedynie wartości mocy lub momentu urabiania. Istota proponowanej metody polega na tym, aby jako zmienne wejściowe do sztucznej sieci neuronowej wykorzystać takie parametry statystyczne przebiegów czasowych, które nie są bezpośrednio związane jedynie ze wzrostem wartości sygnału, lecz reprezentują charakter procesu. Perspektywiczne, z tego punktu widzenia, przydatne wydawały się skośność oraz kurtoza sygnału, informujące odpowiednio o symetryczności oraz spłaszczeniu sygnału. Wykorzystywano również wariancje przebiegów, a tam gdzie było to niezbędne także wartości średnie, wyznaczone dla poszczególnych przedziałów.

Aby klasyfikacja narzędzi była możliwa w czasie rzeczywistym, niezbędne jest wykorzystywanie przez model SSN krótkich odcinków przebiegów czasowych. Wychodząc z takiego założenia, zarejestrowane

sygnały mocy oraz momentu urabiania zostały podzielone na części odpowiadające jednemu, pełnemu obrotowi głowicy wielonarzędziowej. Dopiero dla takich, około 2 sekundowych przebiegów, wyznaczono wartości charakterystycznych statystyk, które posłużyły jako zmienne wejściowe do modelu sieci neuronowej. Opracowane wyniki badań stanowiskowych zamieszczono w rozdziale piątym.

W badaniach numerycznych, biorąc pod uwagę klasyfikacyjny charakter eksperymentu, wykorzystano klasyczne sieci neuronowe o strukturze perceptronu wielowarstwowego oraz o radialnych funkcjach bazowych. Posłużono się również sieciami neuronowymi rozmytymi. Wejściami do sieci były wspomniane parametry statystyczne, zmienną wyjściową był natomiast stan ostrzy narzędzi. Wyniki badań numerycznych, zamieszczone w tabelach wartości generowanych błędów, schematy sieci oraz wykresy przebiegu uczenia zawiera rozdział szósty.

Metoda, której założenia oraz sposób realizacji omówiono powyżej, umożliwiła dla tak realizowanych badań laboratoryjnych, szybką i skuteczną ocenę stanu ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej. Weryfikacja możliwości zastosowania opracowanej metody oceny stanu ostrzy narzędzi w praktyce, wymaga jednak przeprowadzenia badań w warunkach kopalnianych, co powinno być przedmiotem dalszych badań.

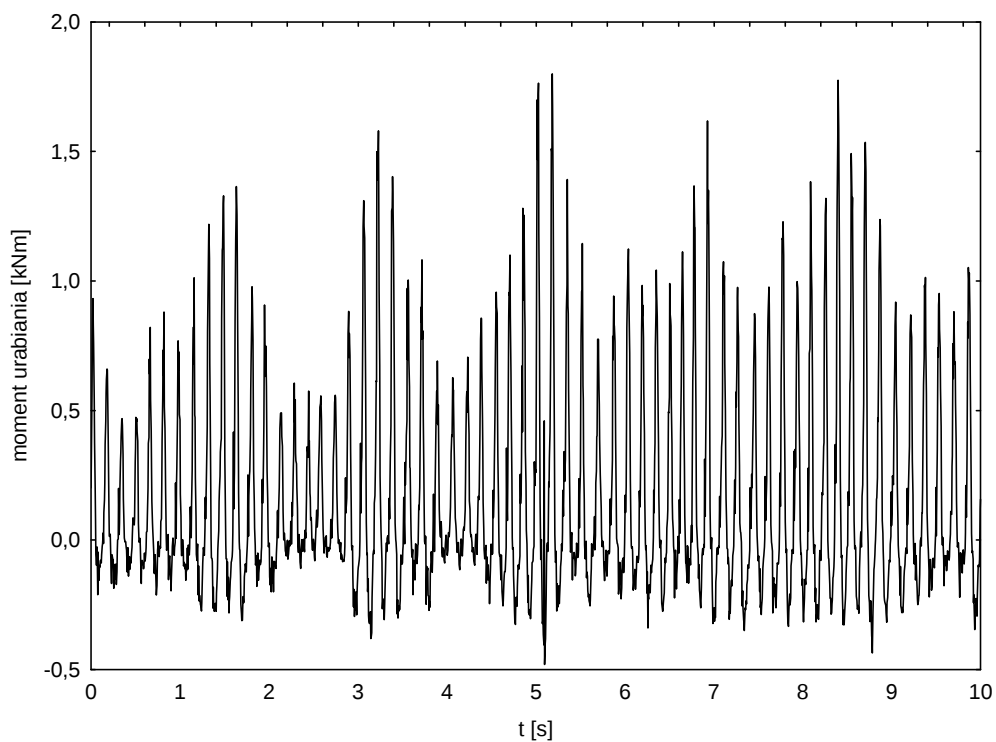
4. Badania stanowiskowe procesu urabiania skał głowicą wielonarzędziową

Badania stanowiskowe zostały przeprowadzone na stanowisku badawczym znajdującym się w Katedrze Maszyn Górniczych, Przeróbczych i Transportowych Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie.

Badania przeprowadzono dla dwóch typów narzędzi montowanych zespołowo na głowicy wielonarzędziowej. Przeprowadzono pomiary dla noży ostrych oraz częściowo stępionych

narzędzi obu typów (promieniowe oraz styczno- obrotowe), rejestrując jednocześnie sygnały mocy i momentu urabiania, celem uzyskania odpowiednio zasobnej bazy tych sygnałów. Następnie dane poddano odpowiedniemu przetwarzaniu, celem wyznaczenia wielkości statystycznych opisujących te sygnały.

Typowy przebieg rejestrowanych sygnałów momentu oporów urabiania zarejestrowany na wale napędowym głowicy urabiającej, ilustruje rysunek 4.1.



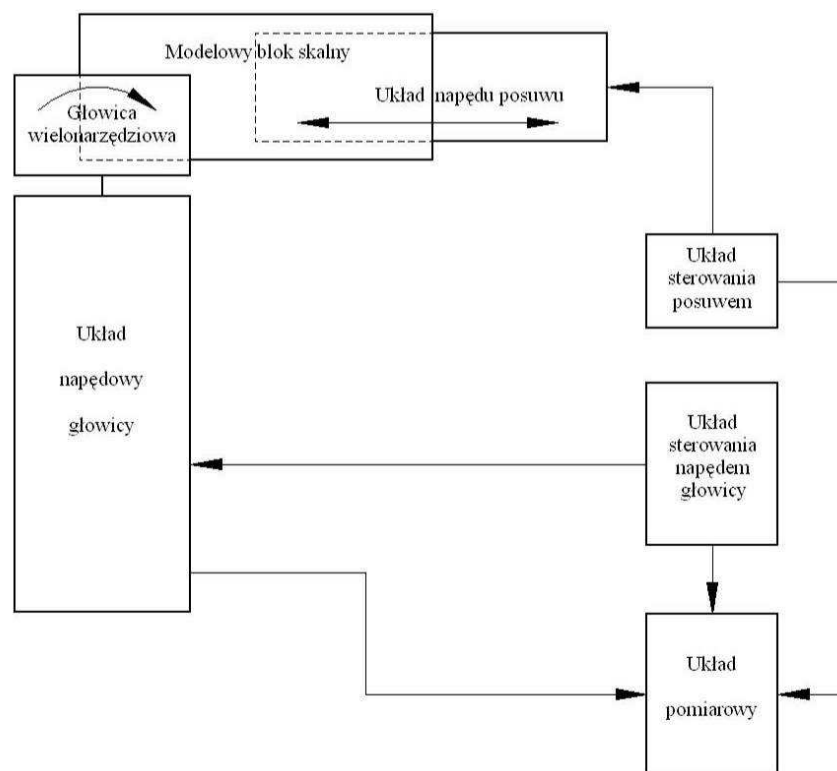
Rys.4.1 Przebieg czasowy momentu oporów urabiania głowicą wielonarzędziową

Z uwagi na wysokie koszty badań, związane między innymi z faktem, że zastosowano jednostkowo wytworzone głowice eksperymentalne, a modelowa skała posiadała specjalnie dobierane właściwości fizyko- mechaniczne, zakres badań laboratoryjnych był ograniczony i obejmował przede wszystkim eksperymenty mające przede

wszystkim dać odpowiedź, czy sygnały mocy oraz momentu urabiania narzędziami ostrymi i częściowo stępionymi oraz przebiegi czasowe zarejestrowane dla poszczególnych grup narzędzi będą możliwe do rozróżnienia.

4.1. Stanowisko badawcze

Stanowisko badawcze umożliwia prowadzenie badań procesu urabiania głowicami o różnej geometrii, z zamontowanymi różnymi typami narzędzi. Schemat ideowy stanowiska zaprezentowany został na rysunku 4.2.



Rys. 4.2. Schemat ideowy stanowiska badawczego

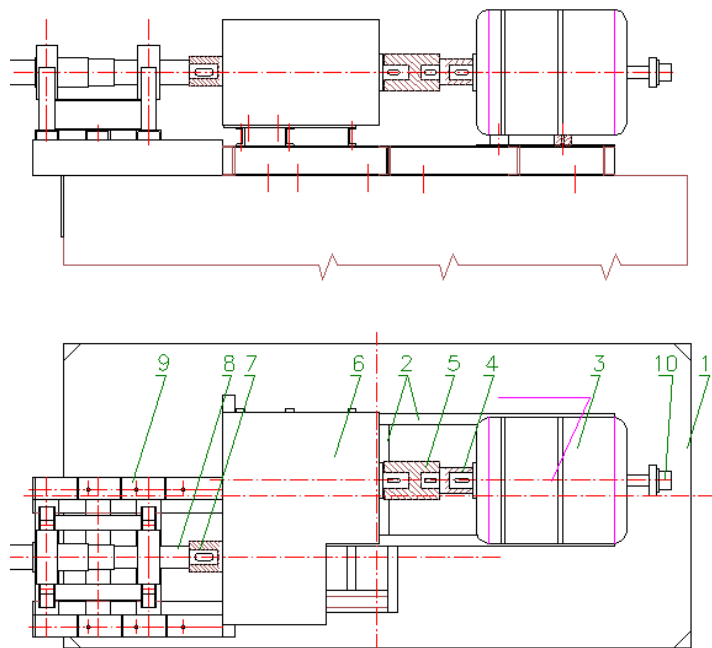


Rys.4.3. Stanowisko do badania procesu urabiania głowicą wielonarzędziową- układ napędowy głowicy

Stanowisko składa się z układu napędu głowicy urabiającej (rys.4.3), układu posuwu bryły modelowej wraz ze sterowaniem oraz układów pomiarowych i sterujących. Posuw realizowany był za pośrednictwem siłowników hydraulicznych, przesuwających modelową bryłę skalną, prostopadle do osi obrotu głowicy. Regulacja prędkości posuwu realizowana była za pomocą regulacji przepływu w układzie hydraulicznym.

Eksperyment realizowany był na wzorcowym materiale skalnym. Stanowisko badawcze daje możliwość przeprowadzenia pomiarów prądu i mocy silnika napędowego głowicy oraz momentu na wale napędowym modelowej głowicy. Zarejestrowane zostały również przebiegi ciśnienia w układzie napędu posuwu. Na głowicy wielonarzędziowej istnieje możliwość przeprowadzenia różnorodnych badań, poprzez alternatywę zastosowania podzespołów, co daje możliwość badania noży o różnej konstrukcji.

Głowica wielonarzędziowa zamontowana jest na wale napędowym, osadzonej na fundamencie żelbetonowym. Napędzana jest poprzez przekładnię, za pomocą silnika prądu stałego firmy „Damel”. Jest to silnik elektryczny o mocy 140 kW i prędkości obrotowej 1460 obrotów na minutę. Schemat układu napędowego głowicy prezentuje rysunek 4.4.



Rys.4.4. Schemat układu napędowego głowicy.

Specyfikacja zespołów tworzących układ napędowy głowicy zaprezentowana została w tabeli 4.1.

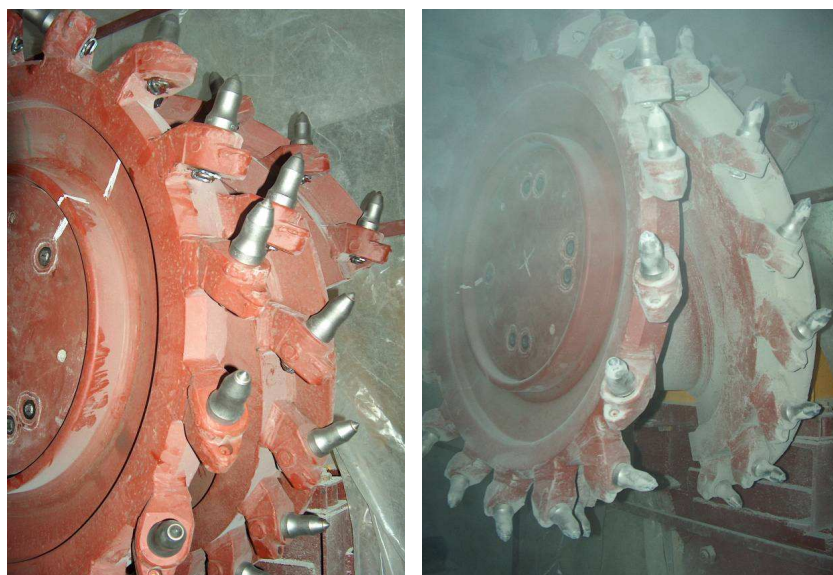
Tabela 4.1. Specyfikacja stanowiska badawczego.

1	Fundament
2	Rama napędu organu Ø 1600
3	Silnik elektryczny
4	Sprzęgło 1
5	Momentomierz
6	Reduktor
7	Sprzęgło 2
8	Wał
9	Rama wału
10	Tachoprądnica

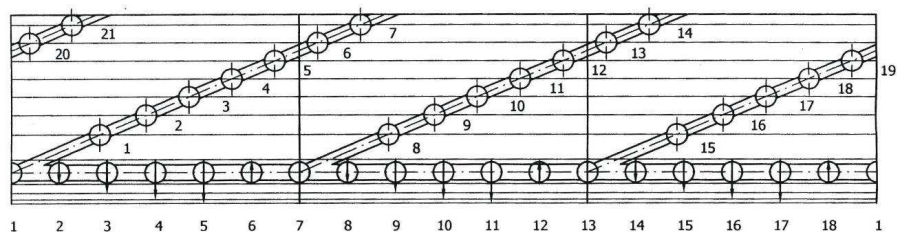
W badaniach zastosowano dwie eksperymentalne głowice frezujące, dedykowane do obu badanych typów narzędzi. Noże, które były obiektem badań, montowane były na głowicach wielonarzędziowych wg. schematów przedstawionych na rysunkach 4.6 oraz 4.8. Umieszczone zostały w specjalnych uchwytach, które były przyspawane do organu urabiającego. Narzędzia zostały usytuowane na głowicy z uwzględnieniem odpowiedniej podziałki skrawania.

Eksperyment prowadzony był z wykorzystaniem dwóch typów noży urabiających stosowanych w praktyce (rys.4.5, 4.7). Zamontowane zostały narzędzia nowe, w pełni ostre, które w trakcie urabiania modelowej skały były stopniowo tępiące. Zarejestrowane sygnały zostały następnie podzielone na dwie grupy, odpowiadające okresom urabiania nożami ostrymi, oraz częściowo stepionymi.

Do badań noży styczno- obrotowych wykorzystano głowicę wielonarzędziową, o średnicy 1400mm. Na głowicy zamontowano 39 noży, w tym 18 na tarczy obcinającej, a pozostałe na trzech płatach. Narzędzia zamontowano równomiernie na obwodzie głowicy, co uwidocznione jest na rysunku 4.5.



Rys 4.5. Głowica wielonarzędziowa do urabiania z zamontowanym zespołem noży obrotowych.

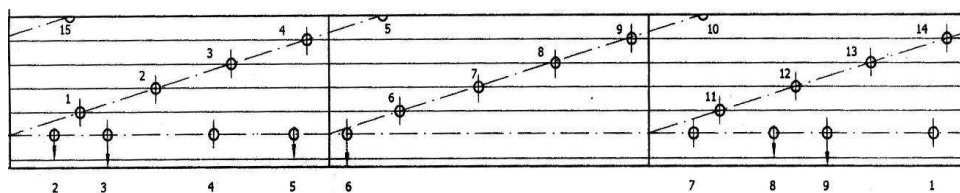


Rys. 4.6. Schemat rozmieszczenia noży stycznych na głowicy urabiającej

Noże promieniowe zamontowane na głowicy przedstawione zostały na rysunku 4.7. Zamontowano 24 narzędzia, z czego 9 na tarczy obcinającej.



Rys.4.7. Głowica wielonarzędziowa uzbrojona w narzędzia promieniowe



Rys.4.8. Schemat rozmieszczenia narzędzi promieniowych na głowicy wielonarzędziowej

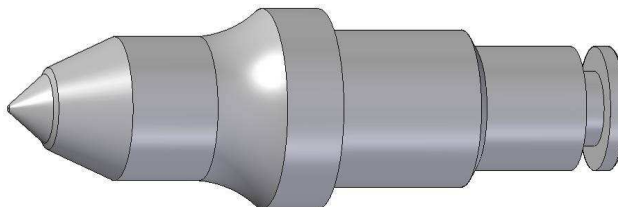
Stanowisko badawcze umożliwia pomiar i rejestrację sygnałów ciśnień w układzie posuwu, momentu obrotowego oraz mocy urabiania (przetwornik mocy typ PP74, zakres 0÷200kW). Do pomiaru ciśnień w układach posuwu urabiania oraz zawrębiania wykorzystano przetworniki ciśnienia typu ARO57 o zakresie pomiarowym 0÷20MPa. Pomiar momentu obrotowego przeprowadzono przy pomocy momentomierza indukcyjnego typu MiB1000 o zakresie pomiarowym 0÷10 kNm. Rejestrowanie sygnałów dokonywane było na komputerze klasy PC.



Rys.4.9. Zestaw aparatury w laboratorium procesu urabiania

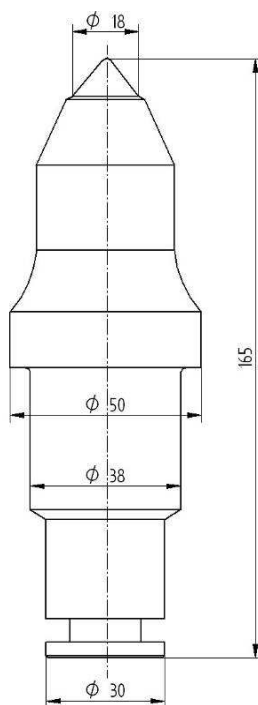
4.2. Obiekt badań

Obiektem badań były dwa typy noży urabiających. Zastosowano narzędzia, które znajdują obecnie zastosowanie w górnictwie. W badaniach wykorzystywane były narzędzia styczno- obrotowe (rys. 4.10- 4.12) oraz promieniowe (rys. 4.13- 4.15).



Rys.4.10. Nóż styczno- obrotowy zastosowany w badaniach

Parametry noża styczno- obrotowego został przedstawiony na rysunku 4.11.

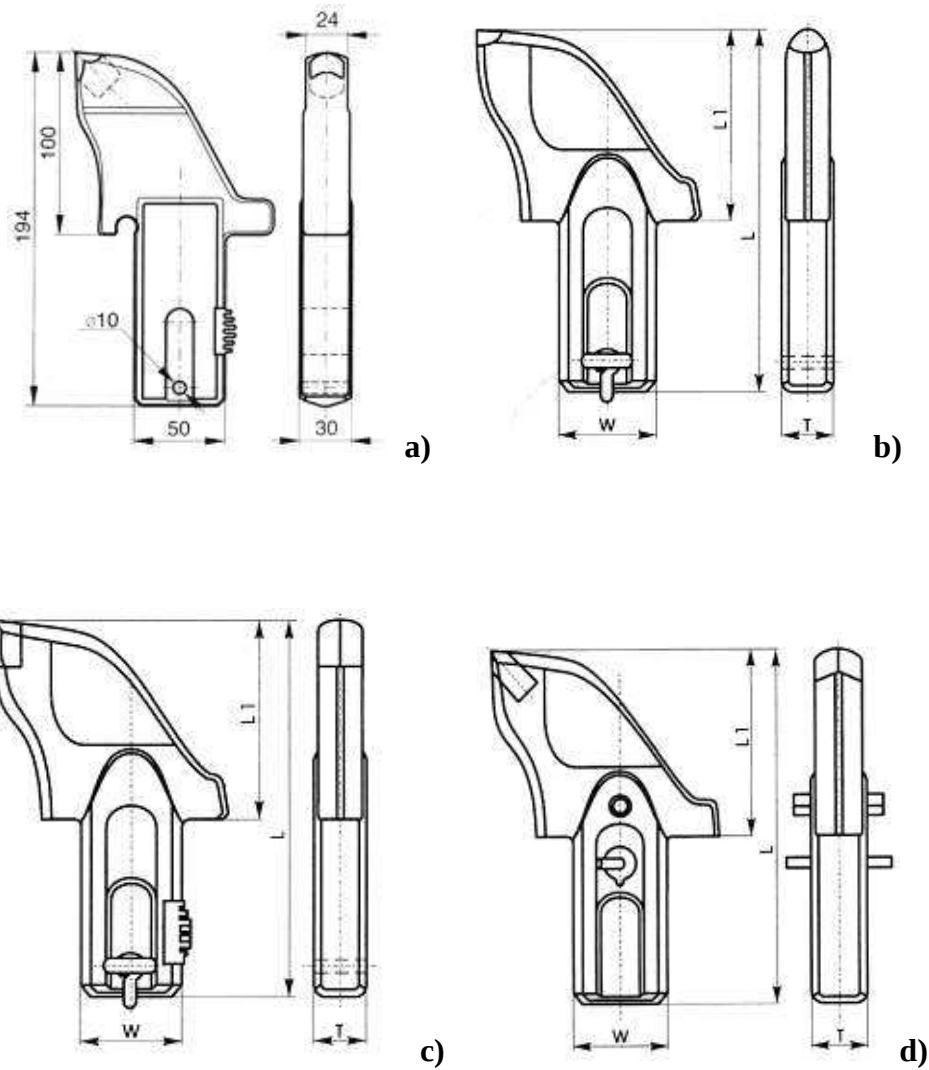


Rys.4.11. Parametry noża styczno- obrotowego zastosowanego w badaniach eksperymentalnych



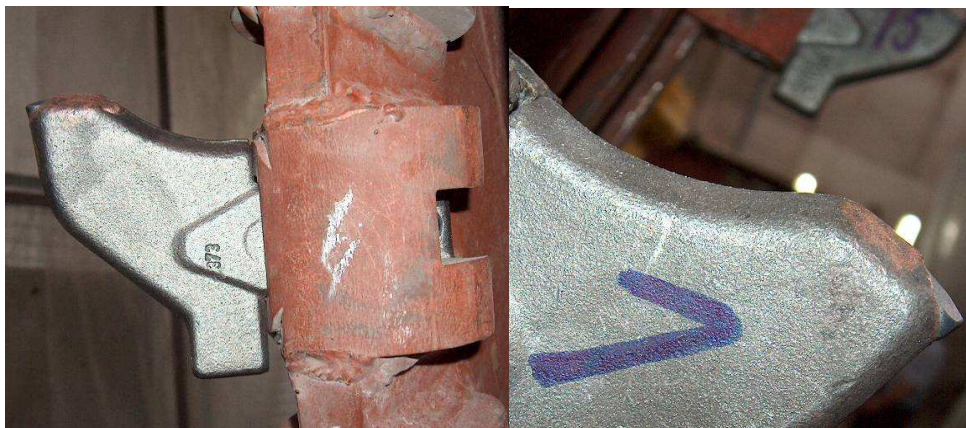
Rys. 4.12. Nóż obrotowy ZWM „CARBONEX”

Najbardziej typowe geometrie ostrzy noży promieniowych (aktualnie stosowanych w górnictwie), ilustruje rysunek 4.13. Narzędzia tego typu zostały wykorzystane w badaniach stanowiskowych.



Rys. 4.13. Najczęściej stosowane konstrukcje noży „promieniowych”. Nóż typu : a) Boart hwf-100s, b) Rapid 87 ϕ 15z, c) Rapid 89-63-20wz, d) Rapid 84-27 [55, 58]

Na rysunku 4.14 zaprezentowano nowe noże promieniowe, które były przedmiotem badań laboratoryjnych.



Rys.4.14. Noże promieniowe będące obiektem badań

Rysunek 4.15 przedstawia fragment głowicy wielonarzędziowej do urabiania z zamontowanym zespołem narzędzi promieniowych. Zdjęcie uwidaczniające część noży na płatach organu oraz na tarczy odcinającej zostało wykonane przed urabianiem na stanowisku badawczym.



Rys.4.15. Głowica wielonarzędziowa zamontowanymi nożami promieniowymi

4.3. Realizacja badań

Badania przeprowadzono na modelowej bryle skalnej (rys. 4.16). Wynikało to z założonego uproszczenia, mającego na celu ograniczenie, na tym etapie badań, ilości czynników wpływających na opory urabiania. Zastosowanie izotropowej skały modelowej eliminuje wpływ czynników związanych z niejednorodnością urabianego materiału (m.in. występowania płaszczyzn uławicenia, płaszczyzn kliważu, itd.). W celu określenia właściwości fizyko-mechanicznych materiałów wykorzystanych do wykonania sztucznego bloku skalnego, wykonano stosowne badania laboratoryjne. W ich wyniku, określono recepturę kompozytu wiążącego, uwzględniającą skład chemiczny i mineralny oraz założoną wytrzymałość na ściskanie. Podstawowym składnikiem kompozytu był piasek oraz cement portlandzki. Wytrzymałość na ściskanie określano na próbkach, zgodnie z normą (badania laboratoryjne wykonano zgodnie z normami: PN-EN 196-1 Metody badania cementu-Oznaczenie wytrzymałości i PN-EN 196-3).

Z uwagi na odmienne konstrukcje korpusów oraz różne materiały, z których one były wykonane, intensywność tego procesu była w każdej grupie noży odmienna. Należy sądzić, że także odmiennie kształtowały się dodatkowe opory tarcia, towarzyszące urabianiu badanymi, stępionymi nożami. Mogło to utrudniać również odróżnienie badanych sygnałów (mocy czy momentu urabiania), utrudniając ocenę stanu ostrza w oparciu o wartości charakterystyczne sygnału. Również z uwagi na odmienne konstrukcje noży, przyjęto za parametr zużycia, promieniowe skrócenie noży, wynoszące 2mm (wartości tej odpowiadała, zależnie od noża, średnia szerokość starcia na powierzchni przyłożenia VB_B równa około 13mm).



Rys.4.16. Sztuczny blok skalny poddawany urabianiu

W tablicy 4.2 przedstawiono parametry geometryczne oraz mechaniczne sztucznego bloku skalnego wynikające z przeprowadzonych pomiarów na odpowiednio przygotowanych próbkach

Tablica 4.2. Parametry geometryczno- mechaniczne bloku skalnego

<i>a</i>	-długość	mm	2000
<i>b</i>	-szerokość	mm	1000
<i>c</i>	-wysokość	mm	2000
<i>R_c</i>	- doraźna wytrzymałość na ściskanie	MPa	16

Badania przeprowadzono dla dwóch zestawów noży urabiających: styczno- obrotowych oraz promieniowych. W obu przypadkach przeprowadzono pomiary dla narzędzi ostrych, oraz (w tych samych warunkach pracy) dla narzędzi częściowo stępionych. Prędkość realizowanego hydraulicznie posuwu wynosiła $v_p = 0,183$ m/min.

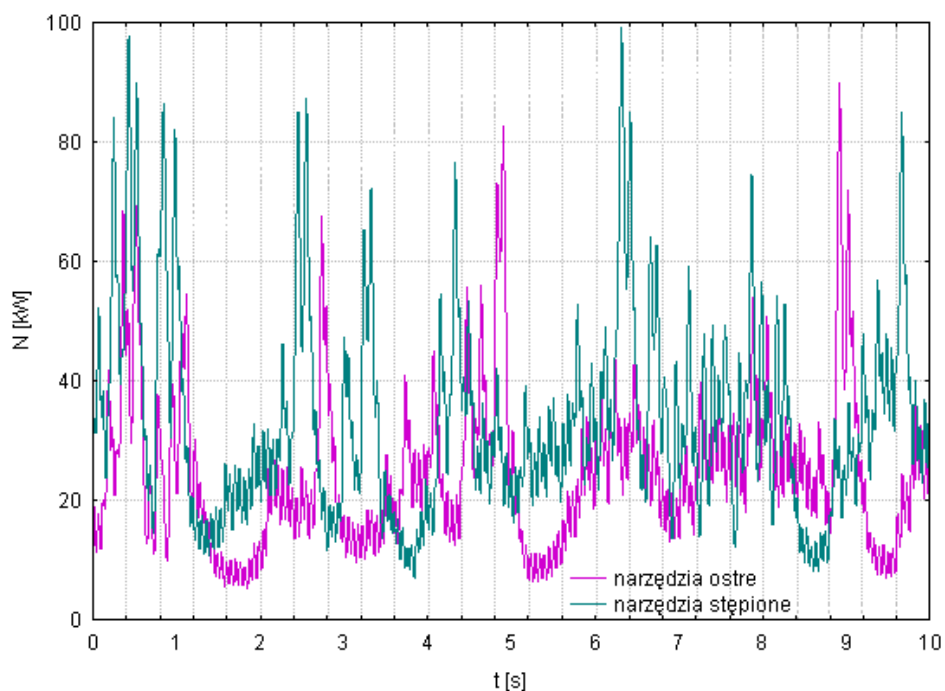
Prędkość obrotowa głowicy wynosiła $n = 32$ obr/min., dla noży promieniowych (rys. 4.8), oraz $n = 42$ obr/min., w przypadku noży stycznych.

W czasie badań mierzono i rejestrowano w sposób ciągły sygnały mocy i momentu urabiania. Tak uzyskane przebiegi czasowe były następnie poddawane analizie.



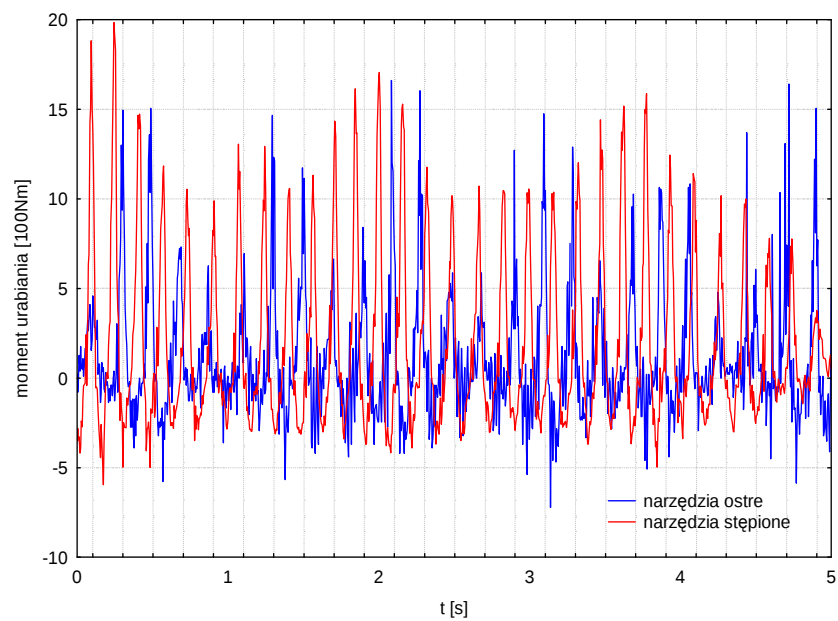
Rys. 4.17. Stanowisko badawcze, blok skalny po urabianiu

W wyniku badań stanowiskowych pozyskano przebiegi czasowe mocy (rys. 4.18.) oraz momentu (rys. 4.19, 4.20) urabiania głowicą wielonarzędziową uzbrojoną w narzędzia ostre oraz częściowo stępione. Przebieg czasowy mocy urabiania narzędziami częściowo zużytymi uwidacznia wzrost maksymalnej mocy urabiania, jednak w pewnych przedziałach jego wartość średnia może być mniejsza niż dla narzędzi ostrych.

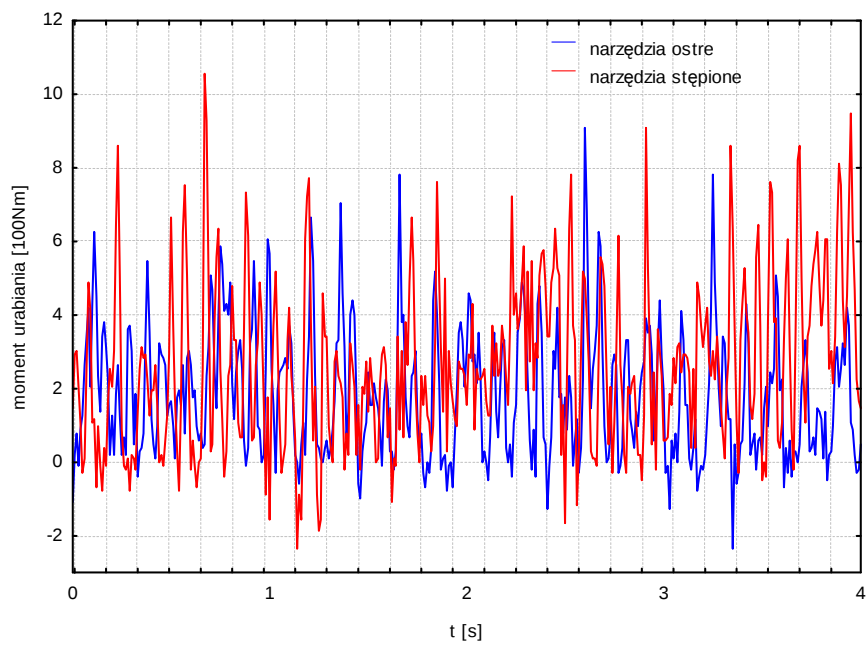


Rys.4.18 Przebiegi czasowe mocy urabiania głowicą wielonarzędziową z zamontowanymi nożami promieniowymi

Z wykresów na rysunkach 4.19 oraz 4.20 wynika, że w przebiegach czasowych momentu urabiania głowicą urabiającą, występują ujemne wartości na osi rzędnych. Są one wynikiem silnych drgań skrętnych wału głowicy i momentomierza, powstałych na skutek uderzania podczas urabiania narzędzi o blok skalny. Z uwagi na możliwość dwukierunkowego (zależnie od kierunku obrotów wału) pomiaru momentu na wale skrętnym, w momencie pojawienia się drgań skrętnych wału, mogą występować wartości ujemne momentu, odpowiadające chwilowej zmianie kierunku skrętu wału po odbiciu się głowicy od skały.

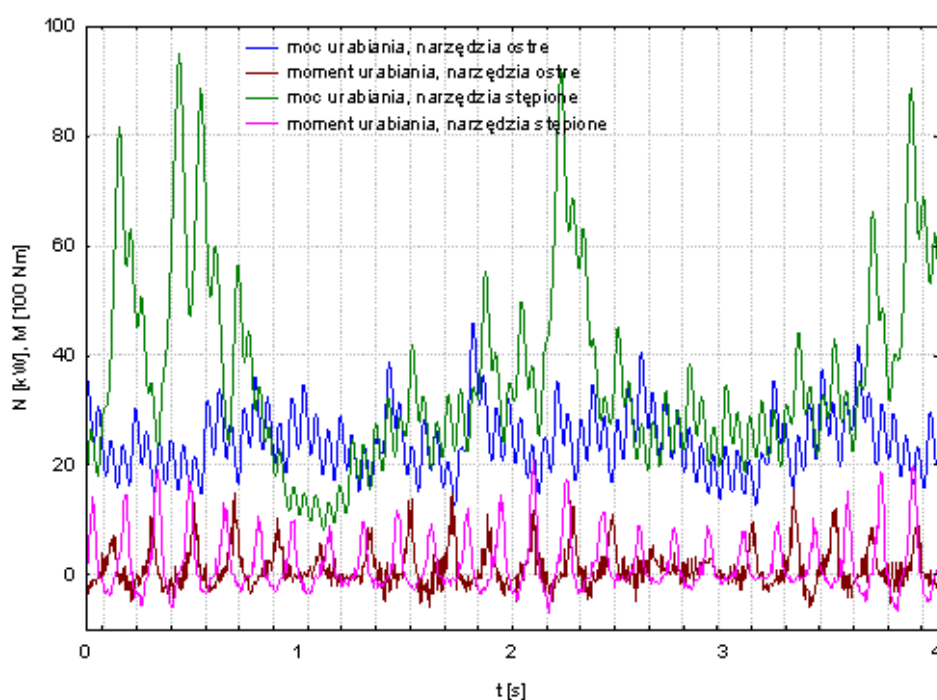


Rys.4.19. Przebiegi czasowe momentu urabiania głowicą wielonarzędziową z nożami promieniowymi



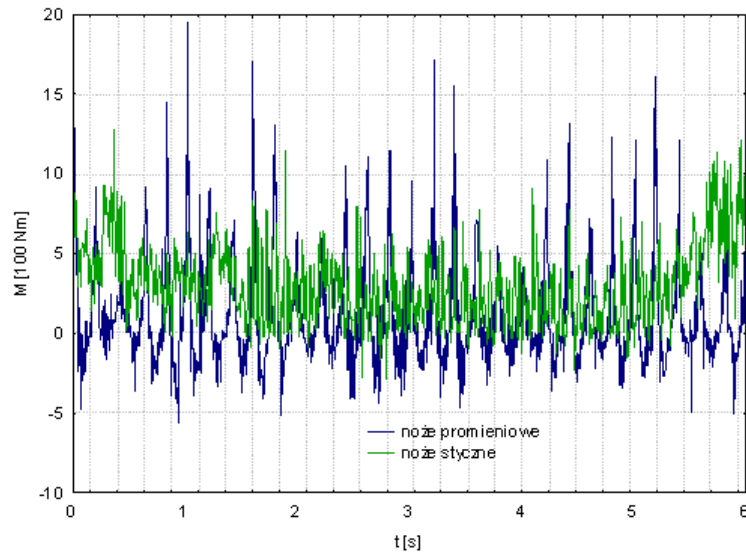
Rys.4.20. Przebiegi czasowe momentu urabiania głowicą uzbrojoną w styczne noże obrotowe

Na podstawie uzyskanych wyników badań, można stwierdzić dużą zmienność czasową mierzonych sygnałów, co jest charakterystyczne dla procesu urabiania głowicą wielonarzędziową. Aby możliwe było wykorzystanie wyników badań do oceny stanu ostrzy noży zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej, należy przeprowadzić analizy statystyczne zarejestrowanych sygnałów.

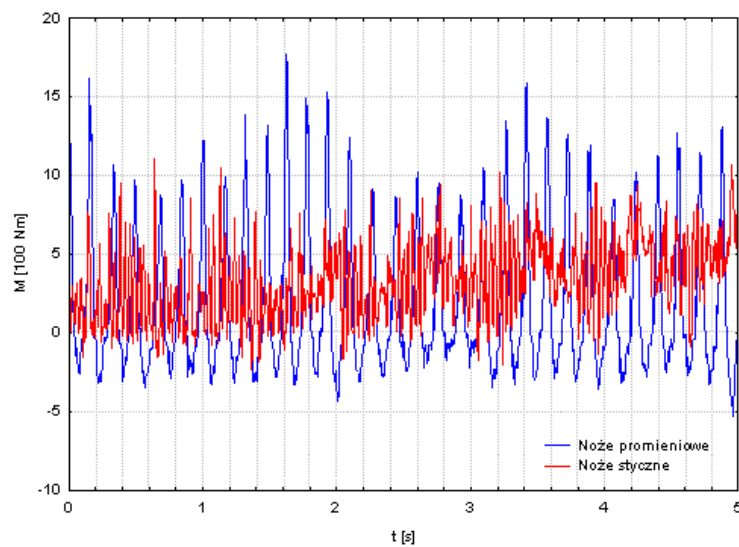


Rys. 4.21. Typowe przebiegi badanych sygnałów, zależnie od stanu ostrza narzędzia dla noża promieniowego

Na rysunkach 4.22 - 4.23 przedstawiono przebiegi czasowe momentu urabiania głowicami uzbrojonymi w ostre oraz stępione komplety narzędzi promieniowych oraz styczno- obrotowych.



Rys. 4.22. Przebiegi czasowe momentu urabiania ostrymi nożami promieniowymi i stycznymi obrotowymi

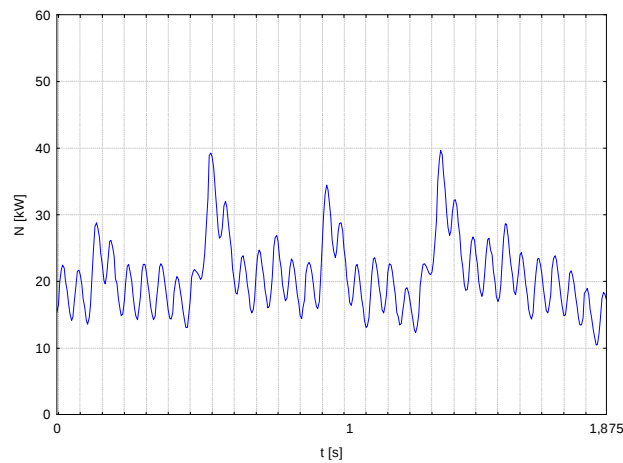


Rys. 4.23. Przebiegi czasowe momentu urabiania stępionymi nożami promieniowymi i stycznymi

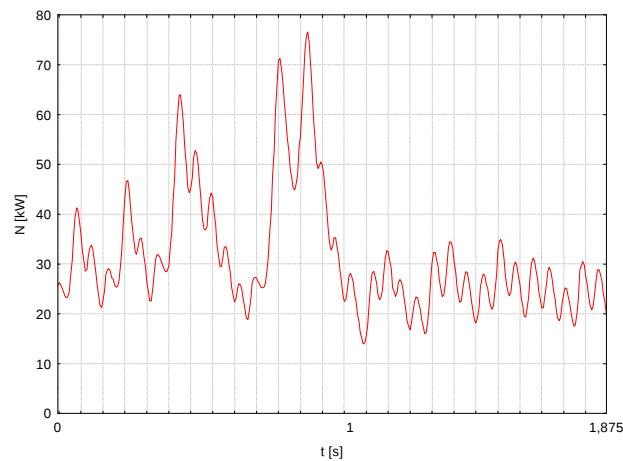
Sygnały zarejestrowany podczas badań laboratoryjnych zostały następnie poddane obróbce, obejmującej, przede wszystkim, podział przebiegów ze względu na pełny obrót głowicy urabiającej.

5. Wyniki badań i ich analiza

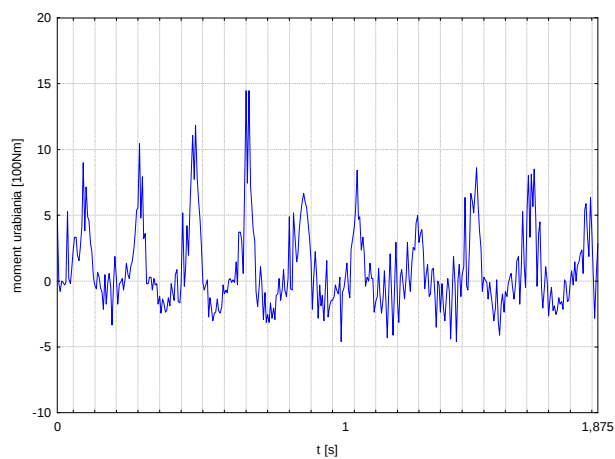
Na rysunkach 5.1-5.6 przedstawiono przebiegi czasowe sygnałów urabiania głowicą wielonarzędziową, odpowiadające jej jednemu, pełnemu obrotowi. Zamieszczono sygnały mocy i momentu urabiania głowicą uzbrojoną w narzędzia promieniowe oraz przebiegi czasowe momentu urabiania głowicą z zamontowanymi nożami obrotowymi.



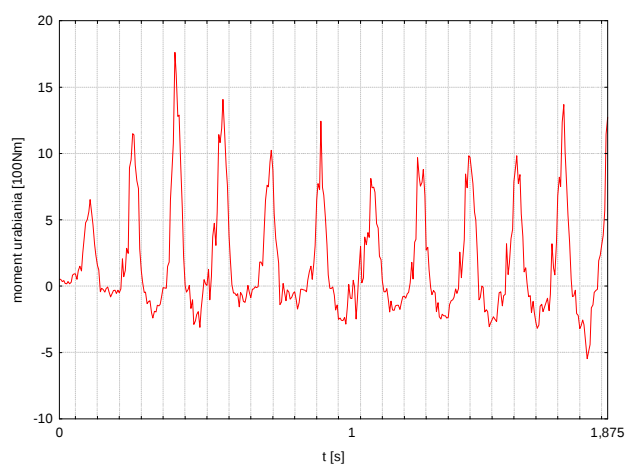
Rys. 5.1. Przebieg czasowy mocy urabiania,
(ostre noże promieniowe)



Rys. 5.2. Przebieg czasowy mocy urabiania,
(stępione noże promieniowe)

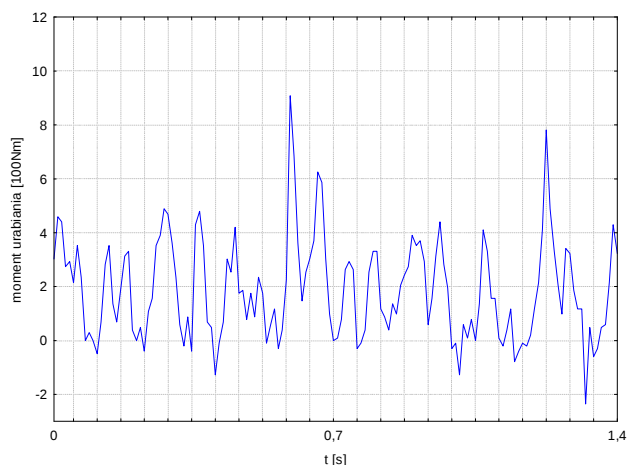


*Rys. 5.3. Przebieg czasowy momentu urabiania,
(ostre noże promieniowe)*

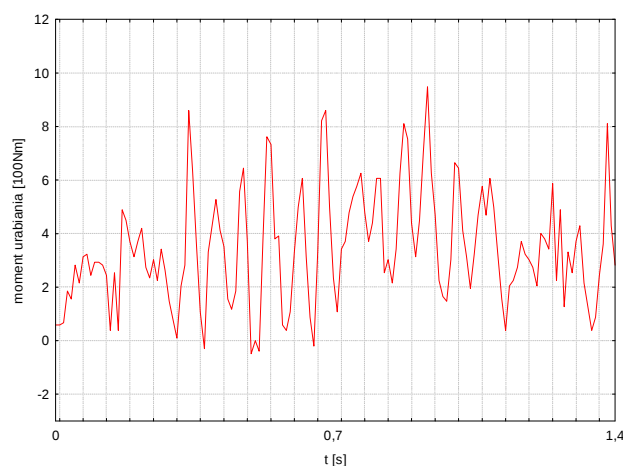


*Rys. 5.4. Przebieg czasowy momentu urabiania,
(stępięne noże promieniowe)*

Przebiegi czasowe odpowiadające urabianiu narzędziami nowymi, ostrymi ilustrują (rys. 5.1, 5.3, 5.5) a przebiegi uzyskane w wyniku urabiania głowicą z nożami stępienymi, odpowiednio (rys. 5.2, 5.4, 5.6).



*Rys. 5.5. Przebieg czasowy momentu urabiania,
(ostre noże styczne)*



*Rys. 5.6. Przebieg czasowy momentu urabiania,
(stępione noże styczne)*

Przyjęto hipotezę, że zaprezentowane powyżej przebiegi czasowe mogą wykazywać istotne różnice w zmienności, asymetrii oraz spłaszczeniu rozkładu. Stąd też wyznaczono dla poszczególnych przedziałów, wybrane parametry statystyczne, wykorzystane następnie jako zmienne wejściowe do sztucznej sieci neuronowej.

Jak wspomniano podczas analizy literatury, SSN należą do popularnej i ciekawej dziedziny sztucznej inteligencji, którą obecnie często nazywa się „miękkimi technikami obliczeniowymi” (z ang. soft

computing). Ta „miętkość” sieci neuronowych wiąże się z tym, iż do rozwiązywania problemów nie wykorzystują one ścisłych algorytmów. Zamiast tego same uczą się, na podstawie wprowadzonych danych, jak rozwiązywać stawiane im zadania. Dzięki temu udaje się im często rozwiązać zadania, dla których nikt nie zdołał jeszcze zbudować skutecznego algorytmu [106].

Jako dane wejściowe do SSN posłużyły wspomniane parametry statystyczne przebiegów czasowych mocy i momentu urabiania głowicą wielonarzędziową. W badaniach numerycznych posługiwano się oprogramowaniem STATISTICA 7.1. oraz MATLAB [95, 106]. Sygnały zostały podzielone na części, odpowiadające pełnemu obrotowi głowicy urabiającej. Przebiegi czasowe powinny być właściwie reprezentowane przez parametry statystyczne tak, aby chwilowe zakłócenia nie wpływały znacząco na parametry sygnału. Czas trwania przebiegów czasowych wynosił ok. 2 sekund.

Dla każdego z analizowanych sygnałów wyznaczono następujące parametry statystyczne:

- wartość średnią,
- wariancję,
- skośność,
- kurtozę.

Wartość średnia definiowana jest następująco:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5.1)$$

gdzie:

- x_i – kolejna wartość cechy,
- n – liczebność próby.

Wariancja jest średnią kwadratu odchyłeń wartości zmiennej od wartości średniej. Znana jest także jako drugi moment centralny. Zawiera informacje o średnim odchyleniu zmiennej od wartości średniej. Wariancję wykorzystuje się jako wskaźnik zmienności. Jest miarą

szerokości rozkładu w pobliżu wartości średniej. Jeśli wartość wariancji jest niewielka, wówczas wyniki poszczególnych pomiarów leżą w pobliżu wartości średniej, jeżeli jest wysoka, to wyniki są bardziej rozproszone wokół średniej.

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (5.2)$$

Podczas ustalania metodyki badań, brano pod uwagę możliwość wykorzystania jako parametru statystycznego opisującego przebiegi czasowe badanych wielkości, odchylenia standardowego, które definiuje się jako pierwiastek kwadratowy z wariancji. Jest to miara średniego odchylenia wyników pomiaru od wartości średniej.

$$S = \sqrt{s^2} \quad (5.3)$$

Jednak z powodu zbyt silnego związania tej zmiennej z drugim momentem centralnym, zrezygnowano z zastosowania odchylenia standardowego jako zmiennej wejściowej.

Kolejną zmienną wejściową sieci neuronowej była skośność sygnału. Informuje ona o symetryczności rozkładu wyników. Dla rozkładu normalnego wartość $\gamma = 0$. W rozkładzie asymetrycznym (skośnym) rozkład wyników wokół wartości średniej jest nierównomierny. Dla rozkładu asymetrycznego lewostronnie wartość wskaźnika jest mniejsza od zera ($\gamma < 0$), a dla rozkładu asymetrycznego skośność jest większa od zera ($\gamma > 0$).

$$\gamma = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\sqrt{s^3}} \quad (5.4)$$

Ostatnim parametrem statystycznym wykorzystanym jako zmienna wejściowa do modelu sztucznej sieci neuronowej była kurtoza sygnału.

Kurtoza to miara koncentracji która wykorzystywana jest do określenia stopnia koncentracji wokół średniej. Rozkład prawdopodobieństwa dzielimy, ze względu na wartość kurtozy, na następujące rozkłady:

- a) mezokurtyczny – wartość $\kappa=0$,
- b) leptokurtyczny – kurtoza jest dodatnia, wartości cechy są bardziej skoncentrowane niż przy rozkładzie normalnym,
- c) platykurtyczny – kurtoza jest ujemna, zaś wartości cechy są mniej skoncentrowane niż przy rozkładzie normalnym.

Kurtozę wyznacza się ze wzoru:

$$\kappa = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{s^4} \quad (5.5)$$

W badaniach wstępnych [np. 22, 35] potwierdzono zasadność wykorzystania wymienionych parametrów statystycznych jako zmiennych wejściowych do SSN, dla skrawania pojedynczym narzędziem. Na podstawie tak wyznaczonych wartości parametrów, sieć neuronowa klasyfikowała dany przypadek (przebieg czasowy) jako urabianie narzędziem ostrym lub stępionym. Obiecujące wyniki badań rozpoznawczych pozwalały przypuszczać, iż dla sygnałów urabiania głowicą uzbrojoną w zespół narzędzi urabiających, wspomniane parametry statystyczne będą równie przydatne jako zmienne, służące do testowania modeli sztucznych sieci neuronowych.

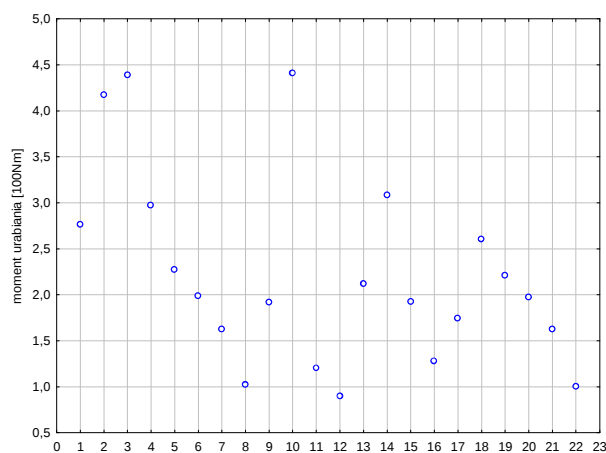
W tabeli 5.1 zamieszczono wyznaczone wartości wariancji, skośności oraz kurtozy, wykorzystane do uczenia modeli sieci neuronowych, wyznaczone dla przebiegu czasowego momentu urabiania głowicą uzbrojoną w noże styczno- obrotowe.

Tabela. 5.1. Wyznaczone parametry statystyczne dla przebiegów czasowych momentu urabiania głowicą z zamontowanymi nożami styczno- obrotowymi

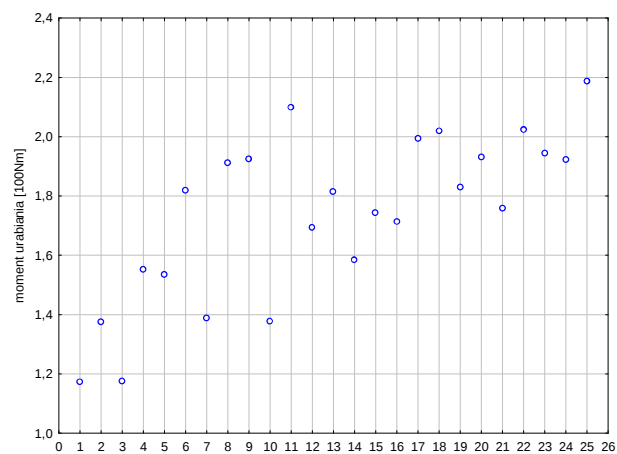
	Wariancja	Skośność	Kurtoza	Stan ostrza
1	6,726198	0,48756	-0,456112	ostry
2	67,558553	1,218409	1,125789	stępiony
3	8,560025	0,773444	0,037372	ostry
4	76,711794	0,855706	2,056249	stępiony
5	4,833919	0,631329	0,558818	ostry
6	34,012452	1,221668	1,969045	stępiony
7	4,585076	0,551449	0,351943	ostry
8	11,440944	1,135342	2,131886	stępiony
9	3,777624	0,346908	-0,064992	ostry
10	5,449743	1,104691	1,136403	stępiony
11	3,10294	0,607883	-0,115366	ostry
12	19,54333	0,711256	0,827583	stępiony
13	3,262523	1,054494	1,650181	ostry
14	4,814427	0,356486	-0,077937	stępiony
15	8,201884	0,342144	-0,475364	ostry
16	31,541223	-0,006111	-0,223975	stępiony
17	6,504991	0,264968	-0,245296	ostry
18	49,3574	-0,184574	0,080947	stępiony
19	4,246546	0,563302	-0,052817	ostry
20	7,777459	0,284822	-0,356769	stępiony
21	8,171227	0,535781	-0,013187	ostry
22	77,498658	1,926793	6,105044	stępiony
23	4,32453	0,543575	-0,341979	ostry
24	99,473481	1,383725	2,77601	stępiony
25	3,3545	0,549931	-0,210475	ostry
26	10,818936	0,5297	-0,617911	stępiony
27	1,902003	0,41298	7,671222	ostry
28	11,19138	0,426623	-0,479922	stępiony
29	4,127305	0,580135	1,508662	ostry
30	14,280458	0,401513	-0,449865	stępiony
31	2,244532	0,984251	1,649982	ostry

32	44,116218	1,056862	0,906976	stępiony
33	2,85427	0,49202	1,693322	ostry
34	95,734791	1,252556	2,604903	stępiony
35	5,278586	0,668575	2,280725	ostry
36	17,471361	0,818727	-0,047451	stępiony
37	4,820298	0,412036	3,257732	ostry
38	13,41696	0,932465	-0,099454	stępiony
39	5,137517	0,410356	2,462823	ostry
40	7,015149	1,055574	1,271357	stępiony
41	3,477789	0,29504	1,477389	ostry
42	6,903759	0,929171	0,360795	stępiony
43	1,832124	0,450005	7,832495	ostry
44	6,826152	1,125598	1,220875	stępiony

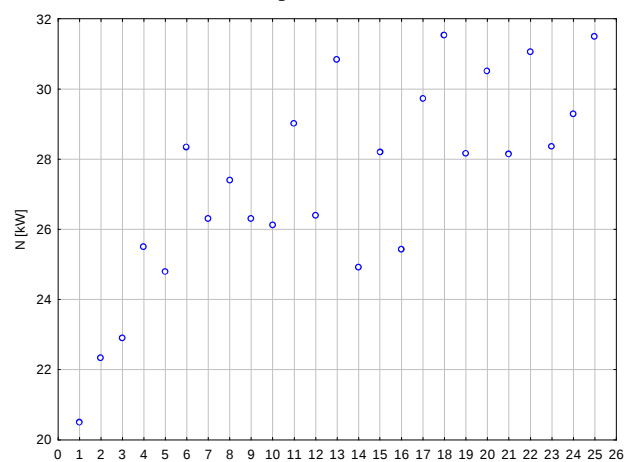
Na rysunkach 5.7-5.9 zaprezentowano kształtowanie się wartości średnich, badanych sygnałów urabiania, w poszczególnych przedziałach, dla grup narzędzi ostrych.



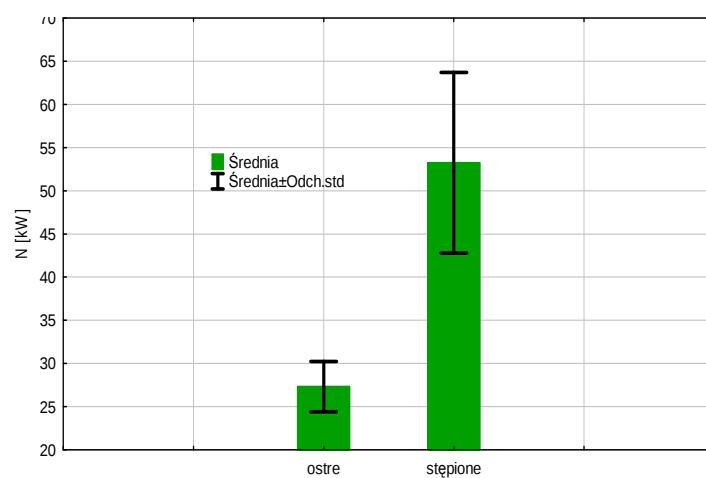
Rys. 5.7. Wartości średnie momentu dla ostrych noży obrotowych w analizowanych przedziałach



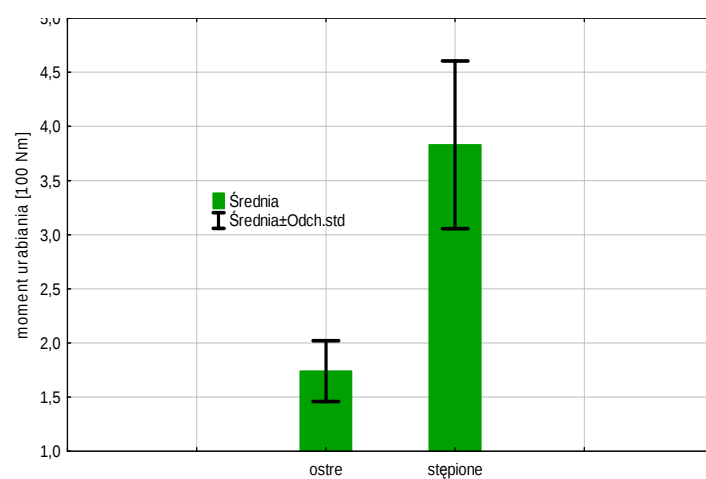
Rys. 5.8. Wartości średnie momentu dla ostrych noży promieniowych w poszczególnych przedziałach



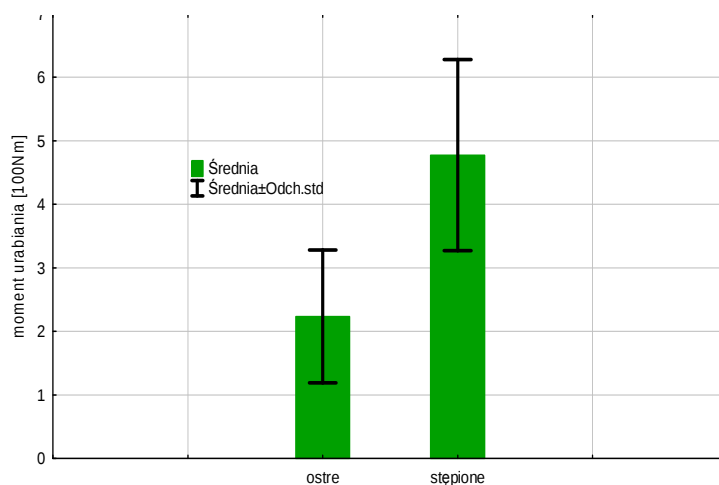
Rys. 5.9. Wartości średnie mocy dla ostrych noży promieniowych w poszczególnych przedziałach



Rys. 5.10. Wartości średnie i odchylenie standardowe sygnałów mocy urabiania ostrymi oraz stępionymi narzędziami promieniowymi



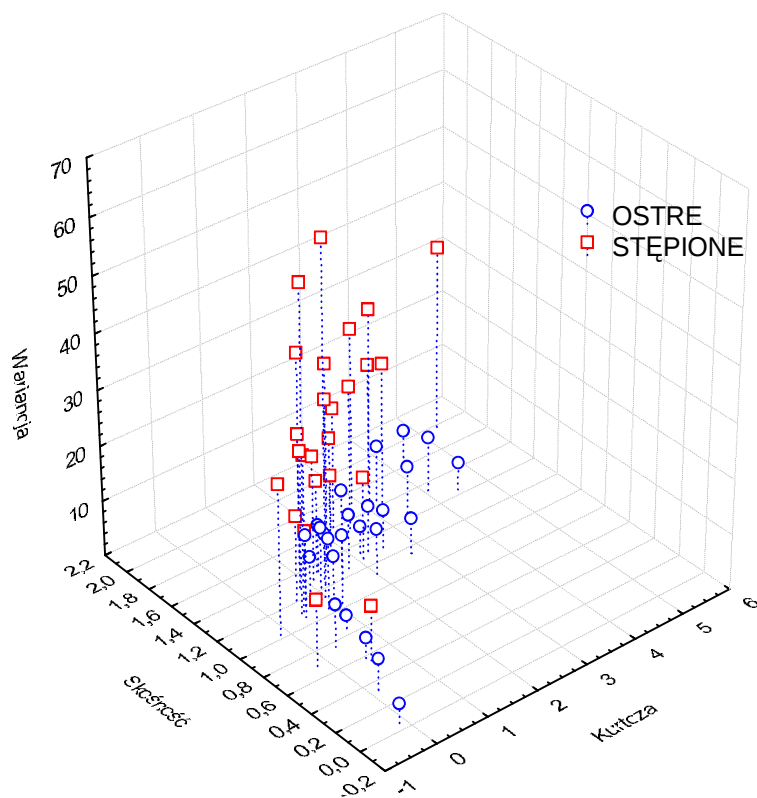
Rys. 5.11. Wartości średnie i odchylenie standardowe sygnałów momentu urabiania ostrymi oraz stępionymi narzędziami promieniowymi



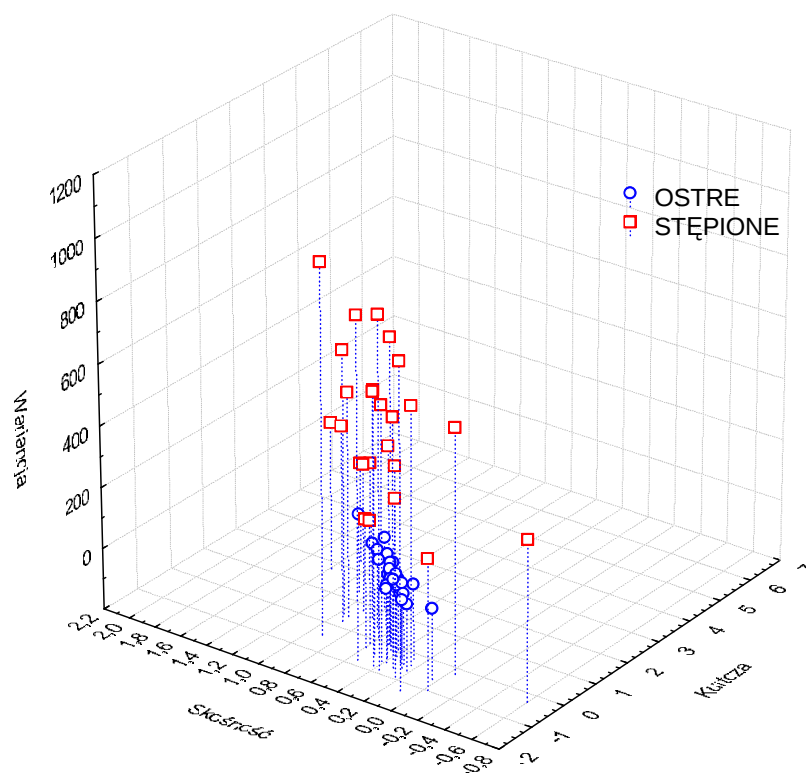
Rys. 5.12. Wartości średnie i odchylenie standardowe sygnałów momentu urabiania ostrymi oraz stępionymi nożami styczno- obrotowymi

Z zamieszczonych wykresów wartości średnich oraz odchylenia standardowego dla poszczególnych grup narzędzi (rys. 5.7-5.12) wynika, iż dla narzędzi promieniowych możemy w sposób intuicyjny podzielić, zarówno w przypadku mocy jak też momentu urabiania, narzędzia na ostre i stępione. Wartości średnich analizowanych przedziałów ostrych i stępionych noży obrotowych nie da się już w oczywisty sposób podzielić na dwie grupy, ze względu na stan ostrzy narzędzi. Zatem wartość średnia nie jest głównym czynnikiem pozwalającym na skuteczną ocenę stanu narzędzi. Wzrost mocy lub momentu urabiania może być bowiem spowodowany innymi niż stępienie narzędzia czynnikami (np. zmianą wytrzymałości skały, zmianą jej twardości itp.). Tak zbliżone wyniki średniej sygnału, dla różnych stanów ostrza narzędzi stycznych, może utrudniać poprawną klasyfikację ich stanu, w oparciu tylko o to kryterium. W odniesieniu do oceny rodzaju narzędzi zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej zagadnienie wydaje się łatwiejsze, ze względu na znaczne różnice wartości analizowanych parametrów dla obu typu noży.

Na wykresach 5.13-5.15 przedstawiono rozkład wartości wariancji, skośności oraz kurtozy dla kolejnych przedziałów mocy oraz momentu urabiania badanymi narzędziami.

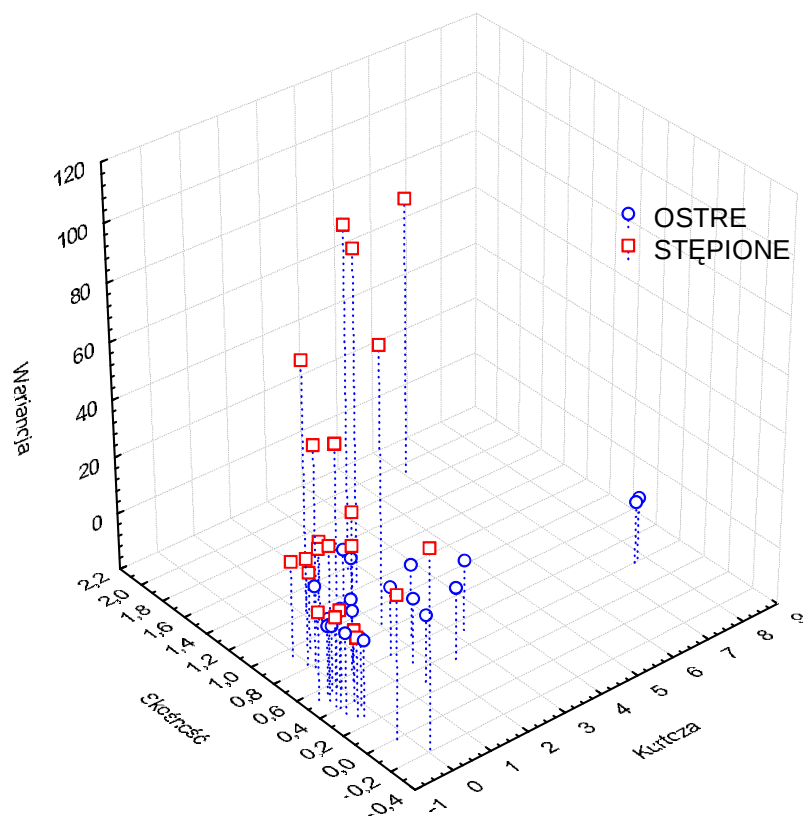


Rys. 5.13. Rozkład parametrów sygnału momentu dla narzędzi promieniowych



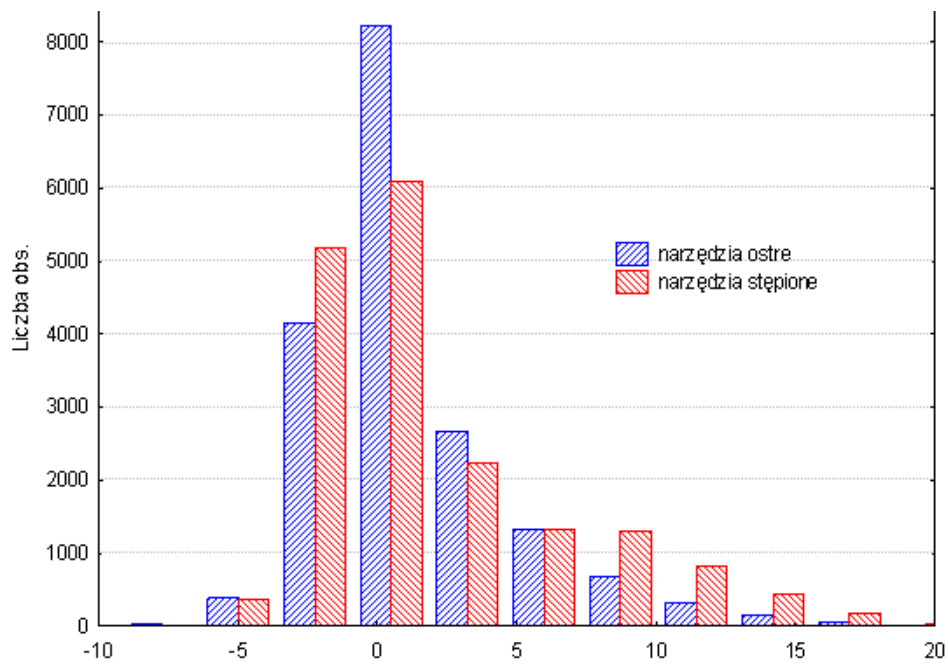
Rys. 5.14 Rozkład parametrów sygnału mocy dla narzędzi promieniowych

Ponownie, najmniej czytelny podział na grupy noży ostrych oraz stępionych, występuje dla wyników eksperymentu wykorzystującego głowicę uzbrojoną w narzędzia styczne.

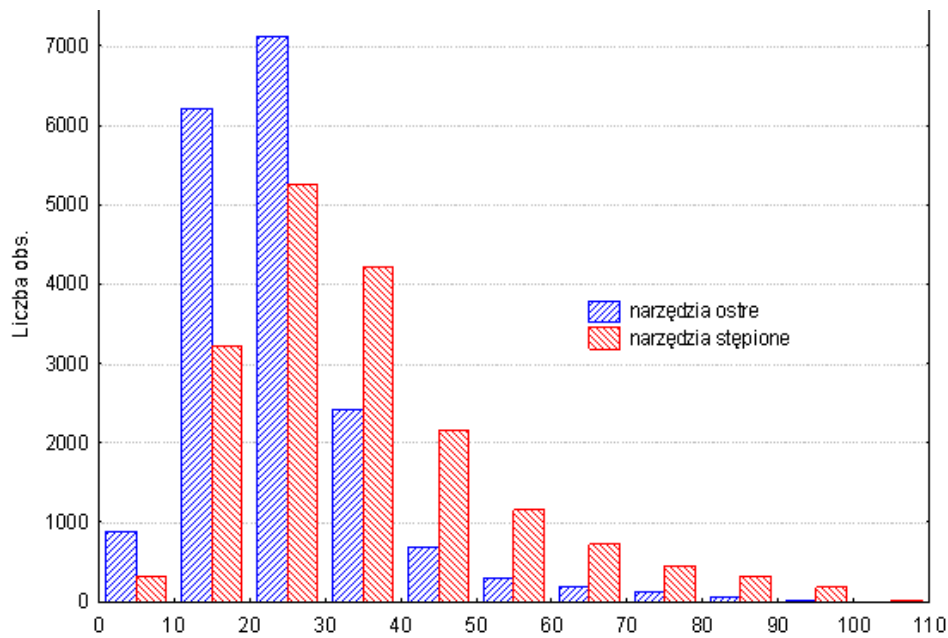


Rys. 5.15 Rozkład parametrów sygnału momentu dla narzędzi stycznych

Podczas procesu urabiania głowicą uzbrojoną w narzędzia stępione następuje wzrost momentu oraz mocy urabiania w stosunku do pracy głowicą z narzędziami ostrymi.

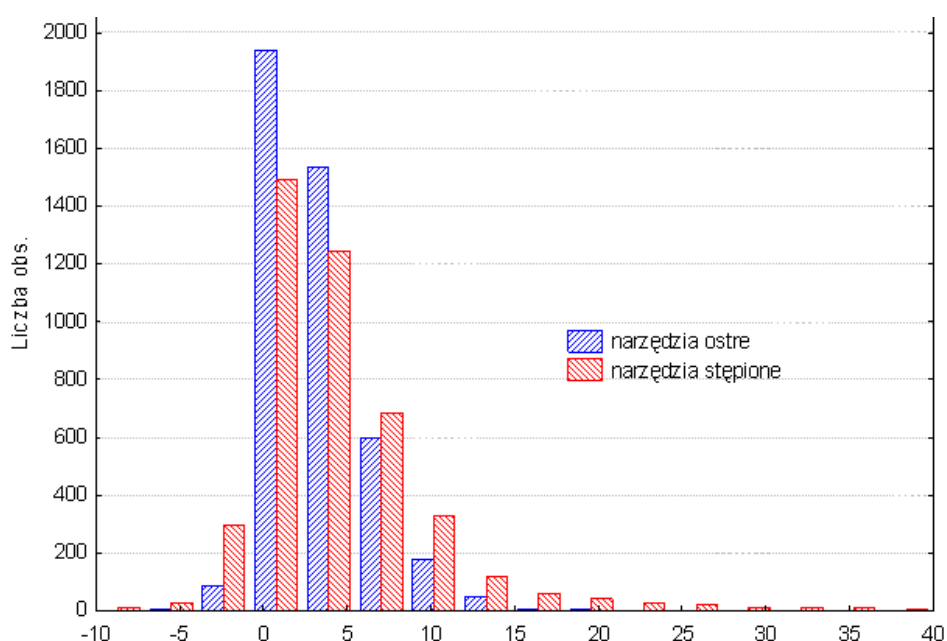


Rys. 5.16. Histogramy momentu urabiania, noże promieniowe [100Nm]



Rys. 5.17. Histogramy mocy urabiania, noże promieniowe [kW]

Analizując histogramy 5.16-5.18, można zauważyć większą liczbę obserwacji w przedziałach o mniejszej wartości mocy oraz momentu urabiania dla narzędzi ostrych, z jednoczesnym zwiększeniem liczby obserwacji w „wyższych” przedziałach dla narzędzi stępionych.



Rys. 5.18. Histogramy momentu urabiania, noże styczne [100Nm]

Na rysunkach 5.19- 5.22 zaprezentowano narzędzia górnicze będące przedmiotem badań laboratoryjnych. Zamieszczone zdjęcia zostały wykonane na stanowisku, w trakcie prowadzonego eksperymentu. Na rysunkach zamieszczone zostały ilustracje pojedynczych narzędzi, jak również fragmenty głowic z zamontowanymi nożami.

Rejestrowanie stanu noży zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej, na poszczególnych etapach ich zużycia, było utrudnione, z uwagi na fakt bardzo silnego zapylenia towarzyszącemu procesowi urabiania.



Rys. 5.19. Nóż styczno obrotowy, w trakcie badań laboratoryjnych



Rys. 5.20. Głowica wielonarzędziowa z zamontowanym zespołem noży styczno-obrotowych



Rys. 5.21. Narzędzia częściowo zużyte, podczas badań laboratoryjnych



Rys. 5.22. Noże promieniowe na głowicy wielonarzędziowej

6. Metody klasyfikacji

Zgodnie z założeniem, celem prowadzonych analiz było zbadanie możliwości oceny stanu ostrzy oraz rodzaju noży głowicy wielonarzędziowej z wykorzystaniem zagadnienia klasyfikacji wartości wybranych statystyk, losowych sygnałów mocy i momentu urabiania skał, głowicami wielonarzędziowymi. Informacje uzyskane w wyniku analizy tych sygnałów, często bywają niekompletne, rozmyte, stąd też jako narzędzie wspomagające opracowanie danych wykorzystano metody sztucznej inteligencji.

Poniżej zaprezentowano zastosowaną w badaniach, metodę klasyfikacji narzędzi montowanych na głowicy wielonarzędziowej. Rozdział został podzielony na dwie części, ze względu na rodzaj noży zastosowanych w badaniach eksperymentalnych, a w dalszej kolejności, uwzględniając rodzaj wykorzystanego modelu sztucznej sieci neuronowej.

6.1. Urabianie narzędziami promieniowymi

Pierwszy etap badań obejmował analizy numeryczne z wykorzystaniem przebiegów czasowych urabiania głowicą wyposażoną w narzędzia promieniowe. Parametry geometryczne tych typów narzędzi zostały omówione w rozdziale 4.2.

Badania zostały podzielone ze względu na zastosowany model sieci neuronowej.

6.1.1. Perceptron wielowarstwowy

Istnieje wiele rodzajów sieci neuronowych, różniących się strukturą i zasadami działania. Najpopularniejszą ze stosowanych obecnie architektur SSN, jest perceptron wielowarstwowy (MLP). Sieć ta złożona jest z wielu neuronów, ułożonych w warstwy. Neurony obliczają ważoną sumę swoich wejść. Wyznaczony tak poziom pobudzenia jest

argumentem funkcji aktywacji, która oblicza wartość wyjściową neuronu. Neurony tworzą strukturę jednokierunkową, przesyłanie sygnałów ma miejsce w kierunku od wejścia do wyjścia, tj. nie ma sprzężeń zwrotnych. Taką sieć można interpretować jako model: wejście-wyjście. Parametrami są tu wagi oraz wartości progowe. MLP może, przy odpowiedniej liczbie warstw i neuronów, modelować funkcję o niemal dowolnej złożoności.

Po wyznaczeniu liczby warstw i liczby neuronów w warstwie, dobiera się wartości wag oraz wartości progowe wszystkich neuronów. Parametry te zapewniają minimalizację błędu działania SSN. Zadanie to realizowane zostaje poprzez algorytm uczenia.

Sieć o strukturze MLP została uruchomiona dla wartości parametrów statystycznych przebiegów czasowych ze zbioru uczącego, a następnie porównała otrzymane wyniki z prawidłowymi odpowiedziami co do stanu ostrzy narzędzi urabiających. W ten sposób ustalono błąd sieci o danych, optymalizowanych parametrach (wagach i progach). Funkcja błędu sieci została wyznaczona jako suma kwadratów, przy której wyznaczone dla poszczególnych przykładów różnice, pomiędzy wartościami wyliczonymi przez sieć i wartościami założonymi (prawidłowymi odpowiedziami), są podnoszone do kwadratu, a następnie sumowane. Podawane w tabelach (6.2, 6.6, 6.8, 6.12, 6.14, 6.17) błędy popełniane przez poszczególne sieci, są wskaźnikami RMS, czyli pierwiastkami z błędu średniokwadratowego.

Sieci o strukturze perceptronu wielowarstwowego, wykorzystane w badaniach numerycznych przebiegów czasowych mocy i momentu urabiania uczone były w dwufazowym procesie. W fazie pierwszej sieć uczona była krótko, metodą wstecznej propagacji błędu, z niewielką szybkością uczenia. W fazie drugiej natomiast, SSN została poddana uczeniu za pomocą metody gradientów sprzężonych.

Algorytm wstecznej propagacji błędów jest najlepiej znanym przykładem algorytmu uczenia sieci neuronowej. Metoda ta jest powolna, jednak dość pewna. Z jej pomocą można łatwo rozwiązać praktycznie każdy problem, podczas gdy metody alternatywne, często bywają zawodne w konkretnych zastosowaniach.

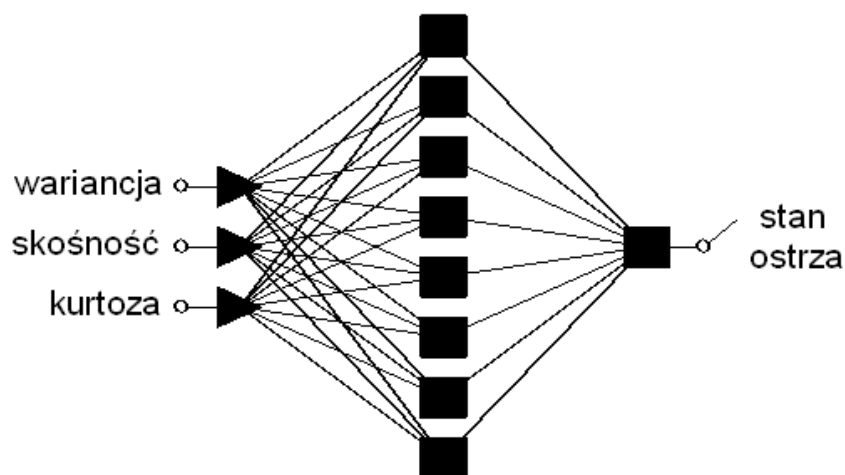
W metodzie wstecznej propagacji błędów obliczany jest wektor gradientu powierzchni błędu. Określa on linię przechodzącą przez bieżący punkt i wyznaczającą kierunek najszybszego spadku wartości błędu. Jeśli wykona się niewielki krok w wyznaczonym kierunku, to w osiągniętym punkcie, wartość błędu powinna być mniejsza. Sekwencja takich przesunięć (o coraz mniejsze wielkości gdy przybliżamy się do minimum funkcji błędu) ostatecznie prowadzi do osiągnięcia minimum. Parametry sieci są początkowo określone w sposób losowy. Uczenie trwa określoną liczbę epok, kończy się po osiągnięciu określonego poziomu błędu lub gdy nie następuje dalsze zmniejszanie się wartości błędu.

W przypadku, gdy do SSN wprowadza się zbyt mało zmiennych wejściowych (danych), a dodatkowo zależności je opisujące są złożone, to MLP narażony jest na problem przeuczenia. Sieć odzwierciedla wtedy szum, który zawarty jest w danych użytych do jej uczenia, a nie pracuje właściwie z nowymi informacjami. Problem ten, ze względu na ograniczenia w badaniach stanowiskowych, a co za tym idzie w pozyskiwaniu sygnałów do badań numerycznych, był dla autora poważnym wyzwaniem. Uwidaczniała to w wielu przypadkach, zbyt duża wartość błędu sieci, dla zbioru danych walidacyjnych.

Algorytm gradientów sprzężonych modyfikuje wagi w sposób skumulowany. Modyfikacja wag przeprowadzana jest jednorazowo w końcowej fazie trwania jednej epoki, a więc inaczej niż w algorytmie wstecznej propagacji błędów, w którym zmiany wag są przeprowadzane po prezentacji każdego kolejnego przypadku, wchodzącego w skład epoki. Podczas stosowania algorytmu gradientów sprzężonych, na powierzchni błędu wyznacza się wartość gradientu, która stanowi podstawę do modyfikacji wag przeprowadzanej w finalnej fazie każdej epoki. [95, 106]

Metoda oceny stanu ostrzy noży na podstawie przebiegu czasowego momentu urabiania

W trakcie badań numerycznych, nad wykorzystaniem statystyk sygnału momentu urabiania głowicą wielonarzędziową jako zmiennej wejściowej do SSN, opracowano sztuczną sieć neuronową, o strukturze perceptronu wielowarstwowego, z trzema zmiennymi wejściowymi oraz ośmioma neuronami w warstwie ukrytej, co ilustruje schemat na rysunku 6.1.



Rys.6.1. Schemat SSN o strukturze MLP 3-8-1

W tym przypadku zrezygnowano z wykorzystania wartości średniej sygnału jako danej uczącej sieć neuronową. Przyczyny tej decyzji, to przede wszystkim fakt dużej różnicy momentu urabiania narzędziami ostrymi i stępionymi, a co za tym idzie, znacznie odbiegających wartości średnich sygnałów. Powodowało to silne przywiązanie sieci do tej właśnie wartości, a co za tym idzie, marginalizowanie pozostałych zmiennych. Stwierdzono, iż SSN była w takim przypadku wręcz nieomylna. Jednak zbyt silny związek z wartością średnią, mógłby powodować zafałszowanie rezultatów pracy

sieci w przypadku np. urabiania skały o innych parametrach wytrzymałościowych. Wówczas wzrost momentu urabiania mógłby zostać przez SN zinterpretowany jako zużycie noży urabiających.

Tabela.6.1 Analiza wrażliwości

	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	1,774757	1,055249	1,056652
Ranga	1	3	2

W tabeli 6.1 została zamieszczona analiza wrażliwości sieci MLP 3-8-1. Przy odrzuceniu w analizie wartości średniej, SN uznała za najbardziej istotną wariancję sygnału, a w dalszej kolejności, o czym świadczą rangi zmiennych, kurtozę i skośność. Iloraz określa przydatność zmiennej w aktualnej analizie. W przypadku gdy jest większy od 1, sieć uznaje daną wejściową za przydatną.

Tabela.6.2 Wartości błędów modelu

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
MLP 3-8-1	0,416472	0,338891	0,150096

Tabele 6.2 oraz 6.3 prezentują z kolei odpowiednio wartości błędów oraz statystyki klasyfikacyjne perceptronu, które uzyskano porównując odpowiedź sieci dla danych testujących. Należy zauważyć, że wartości błędów dla poszczególnych zbiorów są dosyć wysokie, co skutkuje błędami klasyfikacji narzędzi do właściwych grup. Dodatkowo, wysokie (w porównaniu do zbioru testującego) wartości błędów zbiorów uczącego i walidacyjnego, mogą świadczyć o wspomnianym uprzednio problemie przeuczenia sieci, co może skutkować niewłaściwą interpretacją nowych danych wejściowych.

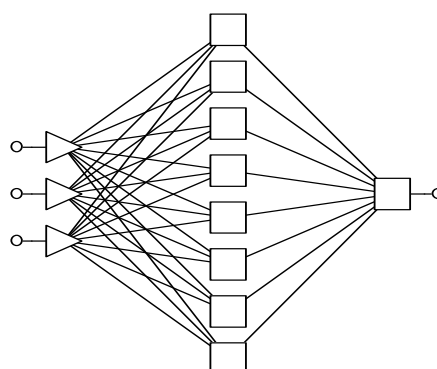
Tabela 6.3 Statystyki klasyfikacyjne

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	25	25
Poprawnie	23	22
Niepoprawnie	2	3
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	92	88
Niepoprawnie (%)	8	12
Nieznane (%)	0	0

W rozważanym przypadku, możliwość klasyfikowania stanu ostrzy narzędzi jedynie z wykorzystaniem wariancji, skośności oraz kurtozy należy poczytywać za sukces.

Metoda ocena stanu ostrzy narzędzi na podstawie przebiegu czasowego mocy urabiania

W kolejnym kroku badań, analizowano przydatność sygnału mocy urabiania, z uwagi na potencjalną możliwość oraz prostotę jej pomiaru i monitorowania w warunkach kopalnianych. Sieć neuronowa o strukturze perceptronu wielowarstwowego posłużyła zatem jako narzędzie klasyfikacji stanu ostrzy noży urabiających, przy wykorzystaniu statystyk przebiegu czasowego mocy urabiania jako zmiennych wejściowej (rys. 6.2).



Rys.6.2. Schemat SSN o strukturze MLP 3-8-1

Wykorzystano wartości wariancji, skośności oraz kurtozy poszczególnych przebiegów, ponownie rezygnując z wykorzystania w badaniach wartości średniej. Statystyki wyznaczano zgodnie z zależnościami zamieszczonymi w rozdziale piątym.

Dla sieci neuronowej posiadającej osiem neuronów w warstwie ukrytej (rys. 6.2) najistotniejszą zmienną była wariancja sygnału mocy urabiania. W dalszej kolejności do zagadnienia klasyfikacji stanu ostrzy skrawających istotne były skośność przebiegu oraz kurtoza (Tabela 6.4).

Tabela.6.4 Analiza wrażliwości

	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	18,52867	1,453550	1,181146
Ranga	1	2	3

W odróżnieniu od wyników analiz zaprezentowanych w tabeli 6.3, odnoszących się do analiz z wykorzystaniem parametrów momentu urabiania, statystyki klasyfikacyjne wygenerowane w module Neural Networks pakietu STATISTICA dla parametrów mocy jako wejść do MLP, są jednoznaczne.

Tabela.6.5 Statystyki klasyfikacyjne

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	25	25
Poprawnie	25	25
Niepoprawnie	0	0
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	100	100
Niepoprawnie (%)	0	0
Nieznane (%)	0	0

Jak wynika z tabeli 6.5, sieć neuronowa bardzo dobrze sprawdziła się jako narzędzie klasyfikacji w rozpatrywanym zagadnieniu. Zarówno dla narzędzi ostrych jak też stępionych, wszystkie przypadki zostały zaklasyfikowane prawidłowo. Ponadto, błędy walidacyjny oraz testujący kształtowały się, co uwidocznione zostało w tabeli 6.6, na poziomie kilku setnych.

Tabela.6.6 Wartości błędów modelu

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
MLP 3-8-1	0,108380	0,021783	0,037293

6.1.2. Sieć o radialnych funkcjach bazowych

Sieci o radialnych funkcjach bazowych (RBF) zawierają pojedynczą warstwę ukrytą z neuronami radialnymi i liniową warstwę wyjściową (z iloczynem skalarnym). Warstwa ukryta zawiera neurony radialne, które modelują gaussowską powierzchnię odpowiedzi. Z uwagi na nieliniowy charakter funkcji, zazwyczaj wystarcza jedna warstwa ukryta do zamodelowania funkcji o dowolnym kształcie. Warunkiem stworzenia przez sieć skutecznego modelu danej funkcji, jest zapewnienie w strukturze sieci dostatecznej liczby neuronów radialnych. Jeśli jest ich wystarczająco wiele, można do każdego ważnego szczegółu modelowanej funkcji przypisać odpowiedni neuron radialny, co zapewnia uzyskanie rozwiązania odwzorowującego zadaną funkcję z satysfakcjonującą wiernością.

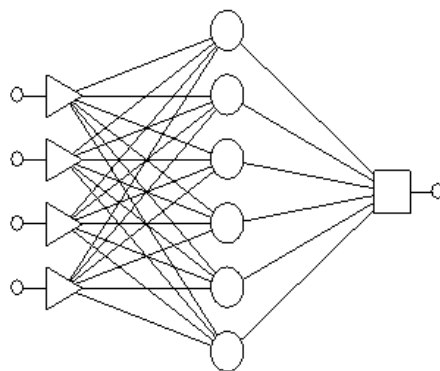
Sieci o radialnych funkcjach bazowych posiadają kilka zalet, w porównaniu z perceptronami wielowarstwowymi. Mogą one modelować dowolną funkcję nieliniową za pomocą jednej warstwy ukrytej, co na etapie projektowania, eliminuje konieczność podejmowania decyzji, odnośnie liczby warstw. Transformacja liniowa dokonywana w warstwie wyjściowej jest w całości zoptymalizowana, przy wykorzystaniu tradycyjnych technik modelowania liniowego, które

cehuje znaczna szybkość, oraz które nie są obarczone takimi problemami jak minima lokalne (występujące w sieciach o strukturze MLP). Z tego powodu sieci o radialnych funkcjach bazowych mogą być uczone w krótkim, w porównaniu do sieci o innych strukturach, czasie.

Uczenie sieci RBF przebiega w dwóch etapach. Najpierw wyznacza się centra i ich promienie (standardowe odchylenia), a następnie optymalizuje liniową warstwę wyjściową. Liniowa optymalizacja jest znacznie szybsza od uczenia perceptronu wielowarstwowego. W problemie klasyfikacyjnym, jaki występuje w rozpatrywanym zagadnieniu, przy zaliczaniu danej grupy narzędzi urabiających do ostrych lub stępionych, w warstwie wyjściowej zmienia się funkcję aktywacji na logistyczną. Do uczenia ostatniej warstwy używa się metody gradientów sprzężonych. [95, 106]

Metoda oceny stanu ostrzy noży na podstawie przebiegu czasowego momentu urabiania

Analogicznie do powyższych analiz, rozpatrywano przebiegi czasowe momentu oraz mocy urabiania, korzystając z sieci neuronowej o radialnych funkcjach bazowych. Jak wynika z badań literaturowych oraz własnych analiz [20-22, 75, 95, 106], ta struktura sieci, obok perceptronu wielowarstwowego, najlepiej sprawdza się w problemach klasyfikacyjnych.



Rys.6.3. Schemat SSN o strukturze RBF 4-6-1

Do badań numerycznych wykorzystano cztery zmienne wejściowe (rys. 6.3). Oprócz wspomnianych w poprzednich rozdziałach wariancji, skośności oraz kurtozy, niezbędne okazało się wprowadzenie do sieci RBF wartości średniej przebiegu czasowego. Zmienna ta, jak można zauważyć w tabeli 6.7 przedstawiającej analizę wrażliwości, jest najbardziej istotna w analizowanym przypadku.

Tabela.6.7 Analiza wrażliwości

	Średnia	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	2,753835	1,221049	1,108723	1,138006
Ranga	1	2	4	3

Pomimo zastosowania czterech zmiennych wejściowych, w tym wydawałoby się najprostszej w interpretacji wartości średniej (wartość średnia momentu urabiania narzędziami stępionymi powinna być większa niż w przypadku noży ostrych), zastosowanie SN dało wynik przeciętny.

Tabela.6.8 Wartości błędów modelu

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
RBF 4-6-1	0,125891	0,140854	0,173145

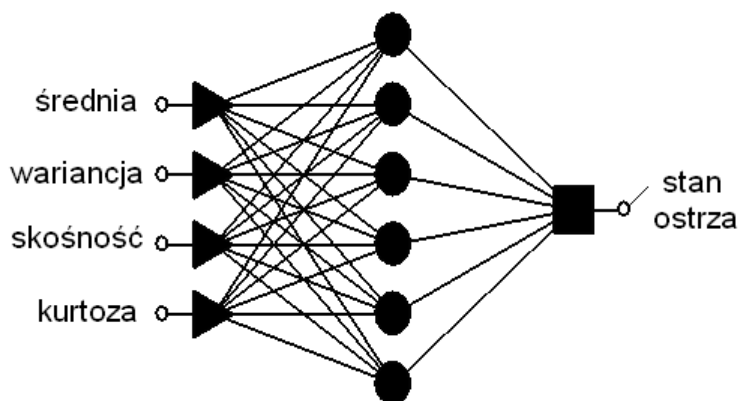
Tabela 6.9 przedstawia wprowadzone poprawne statystyki klasyfikacyjne, jednak w tabeli 6.8, można odczytać wartości błędów powyżej 0,1. Może to sugerować, iż takie wartości błędów, nie dyskwalifikują jednak modelu sieci, jako przydatnego narzędzia klasyfikacji.

Tabela.6.9 Statystyki klasyfikacyjne

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	25	25
Poprawnie	25	25
Niepoprawnie	0	0
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	100	100
Niepoprawnie (%)	0	0
Nieznane (%)	0	0

Metoda oceny stanu ostrzy narzędzi na podstawie przebiegu czasowego mocy urabiania

Na rysunku 6.4 przedstawiono schemat sieci neuronowej typu RBF, o strukturze z sześcioma neuronami w warstwie ukrytej. Model sieci został wygenerowany jako najkorzystniejszy z sieci o radialnych funkcjach bazowych, do klasyfikacji stanu narzędzi urabiających z wykorzystaniem sygnału mocy urabiania.



Rys.6.4 Schemat SSN o strukturze RBF 4-6-1

W przypadku wykorzystania sieci RBF jako narzędzia klasyfikacji stanu ostrza z wykorzystaniem przebiegu czasowego mocy, podobnie jak w analizach z momentem urabiania, wykorzystano cztery zmienne wejściowe, z których zdecydowanie najistotniejszą, jak wynika z analiz wrażliwości zamieszczonych w tabeli 6.10, okazała się wartość średnia.

Tabela.6.10 Analiza wrażliwości

	Średnia	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	2,567565	1,893058	1,045651	1,674206
Ranga	1	2	4	3

Wartości ilorazów wskazują, iż pomocne w klasyfikacji stanu ostrzy noży są również wariancja oraz kurtoza sygnału, natomiast wartość skośności przebiegu jest już blisko jedności. Podejmowane próby wstępnych analiz z wyłączeniem tej zmiennej dawały jednak mniej wiarygodne rezultaty.

Tabela.6.11 Statystyki klasyfikacyjne modelu

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	25	25
Poprawnie	25	24
Niepoprawnie	0	1
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	100	96
Niepoprawnie (%)	0	4
Nieznane (%)	0	0

W tabeli 6.12 przedstawiono wartości błędów dla zbiorów uczącego, walidacyjnego oraz testującego.

Tabela.6.12 Wartości błędów modelu

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
RBF 4-6-1	0,114684	0,193336	0,080410

Różnica w wartości błędu dla zbioru walidacyjnego w porównaniu z testującym może wskazywać, iż na skutek zbyt małej ilości przypadków wykorzystanych do uczenia sieci, nastąpiło zbyt duże „przywiązanie” sieci do danych uczących. Problem ten został omówiony na początku rozdziału.

6.1.3. Rozmyta sieć neuronowa

Kolejnym etapem badań numerycznych było wykorzystanie rozmytej sieci neuronowej. Analizy oparto na modelu rozmytym Sugeno z biblioteki Fuzzy Logic Toolbox pakietu MATLAB- Simulink. Reguły rozmyte Sugeno składają się z przesłanki JEŚLI i konkluzji TO, przy czym model Sugeno, w odróżnieniu od również dostępnego w Fuzzy Logic Toolbox modelu Mamdani, ma w konkluzji funkcję lub wartość stałą. Typowa reguła Sugeno modelu rozmytego przy dwóch wejściach ma postać:

$$\text{JEŚLI } x \text{ jest } A_i \text{ i } y \text{ jest } B_i \text{ TO } z_i = f(x,y) \quad (6.1)$$

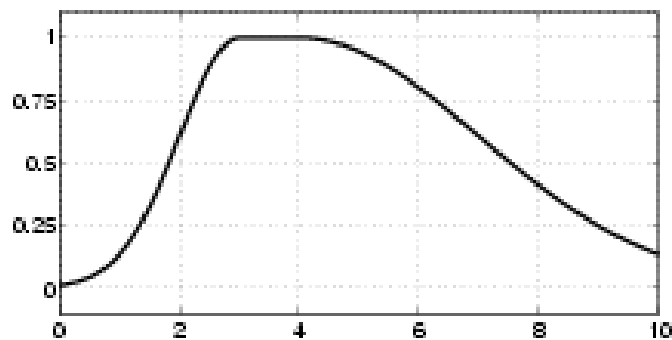
przy czym x oraz y są zmiennymi wejściowymi, z zmienną wyjściową, natomiast A_i i B_i są zbiorami rozmytymi.

Do głównych zalet modelu Sugeno należy zaliczyć, obok dobrej współpracy z metodami adaptacyjnymi i metodami optymalizacji, przede wszystkim wysoką skuteczność obliczeniową oraz wydajność, zwłaszcza w stosunku do modelu typu Mamdani.

Wyznaczenie struktury oraz parametrów rozmytego modelu typu Sugeno realizowano na podstawie wyznaczonych parametrów statystycznych sygnałów urabiania, które pełniły rolę danych uczących. Opracowany za pomocą interfejsu ANFIS model sieci posiada pewną ilość reguł, funkcje przynależności (MF) oraz reguły z odpowiednio dobranymi wartościami współczynników wielomianu [69, 92, 106].

Uczenie rozmytej sieci przebiega podobnie jak w przypadku klasycznej sztucznej sieci, model sieci jest bowiem przekształcany w równoważny perceptron wielowarstwowy. Polega to na stopniowej zmianie wag sieci, doprowadzając do minimum średni kwadratowy błąd wyjścia w stosunku do danych uczących. Wagi wyznaczone były za pomocą algorytmu wstecznej propagacji błędów. W konkluzji modelu posłużono się funkcją stałą. Funkcja przynależności gauss2mf, wykorzystana do opisu zbiorów rozmytych została zaprezentowana na

rysunku 6.5. Zastosowanie tej funkcji dało najlepsze, z dostępnych w interfejsie ANFIS opcji, rezultaty.



Rys. 6.5. Wykres funkcji przynależności wykorzystywanej w analizach.

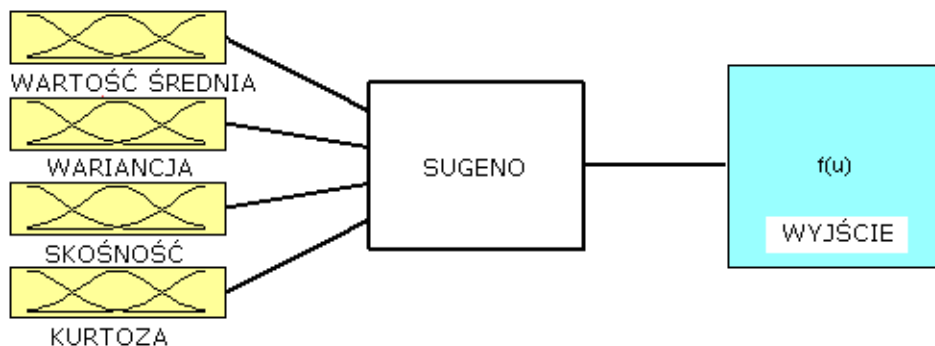
Ogólną postać funkcji przynależności możemy zdefiniować zależnością:

$$f(x;\sigma,c) = e^{\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (6.2)$$

gdzie:

σ , c - parametry określające kształt funkcji

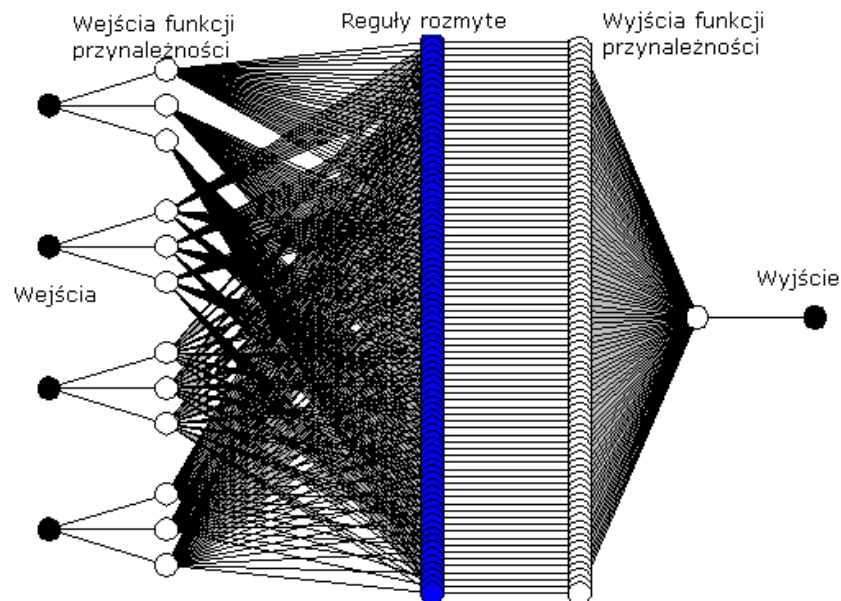
Modele rozmyte sieci testowane były dla czterech zmiennych wejściowych, nie odrzucano dla żadnego przypadku wartości średniej, jak w przypadku sieci klasycznych. Diagram modelu rozmytego został zaprezentowany na rysunku 6.6.



Rys. 6.6. Diagram modelu rozmytego typu Sugeno

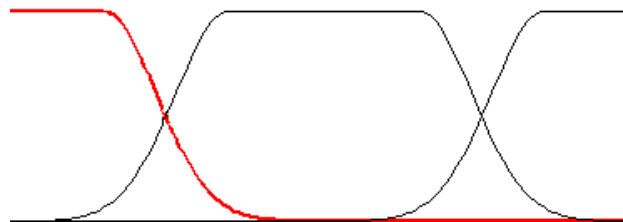
Metoda oceny stanu ostrzy noży na podstawie przebiegu czasowego momentu urabiania

Analizy z wykorzystaniem sygnału urabiania głowicą wielonarzędziową z zamontowanymi narzędziami promieniowymi prowadzono w kilku wariantach. Testowano modele sieci rozmytej, z różną liczbą wejść funkcji przynależności, co wpływa na liczbę reguł rozmytych sieci. Zmiennymi wejściowymi, podobnie jak dla klasycznych sieci neuronowych, były parametry statystyczne odpowiedniego sygnału urabiania: wartość średnia, wariancja, skośność oraz kurtoza, na wyjściu natomiast sieć generuje odpowiedź, klasyfikując z zadaniem prawdopodobieństwem, stan narzędzi jako ostre lub stępione. Na rysunku 6.7 zaprezentowano model sieci neuronowej rozmytej z trzema wejściami funkcji przynależności.



Rys. 6.7. Schemat rozmytej sieci neuronowej z trzema wejściami funkcji przynależności.

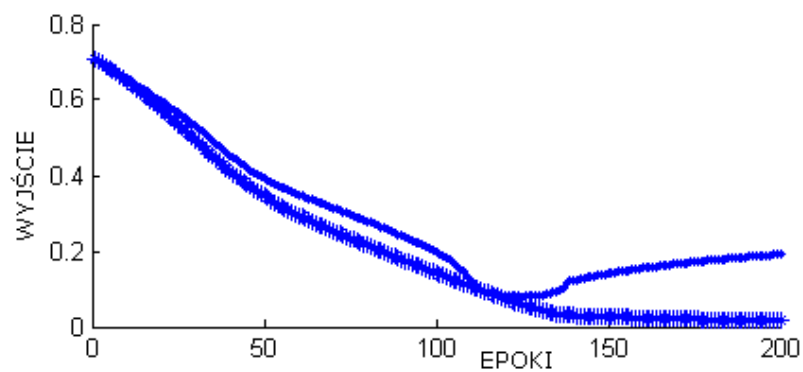
Rysunek 6.8 ilustruje funkcję przynależności na wejściu sieci, tj. przed jej uczeniem. Funkcja ta jest modyfikowana w kolejnych epokach uczenia sieci. Każdemu wejściu przyporządkowana jest osobna funkcja przynależności, która po etapie uczenia jest zdefiniowana dla poszczególnych zmiennych. Wykresy funkcji przynależności po 200 epokach uczenia prezentuje rysunek 6.10.



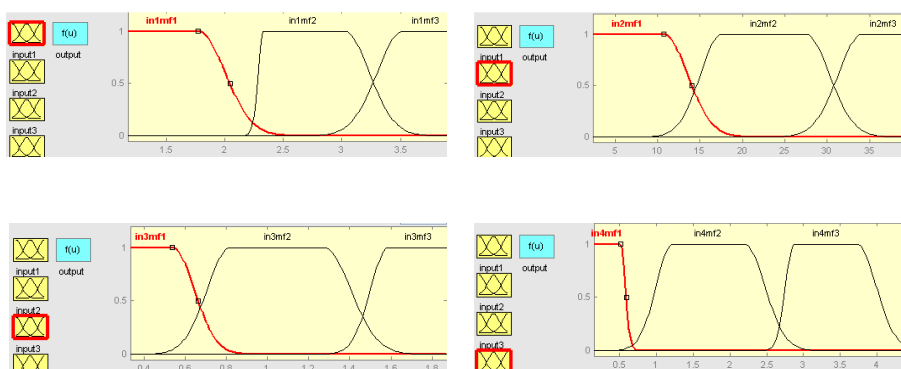
Rys. 6.8. Wykres funkcji przynależności na wejściu, przed uczeniem.

Na rysunku 6.9 przedstawiono przebieg uczenia nadanej, rozmytej sieci neuronowej. Dolna krzywa przedstawia wartość błędu dla zbioru uczącego, natomiast górna reprezentuje dane walidacyjne. Po około 120 epokach uczenia, następuje znaczący przyrost wartości błędu walidacyjnego, wraz z kolejnymi epokami uczenia. Po 200 epokach, błąd

dla danych uczących wynosiła 0,015, jednak wartość błędu walidacyjnego dyskwalifikuje przydatność tego modelu.

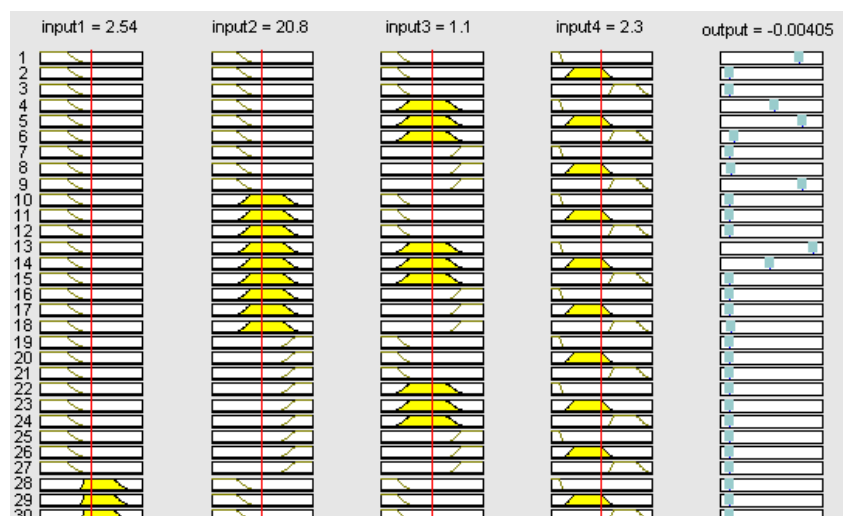


Rys. 6.9. Kształtowanie się błędów dla zbioru uczącego (dolny wykres) oraz walidacyjnego (górny wykres).



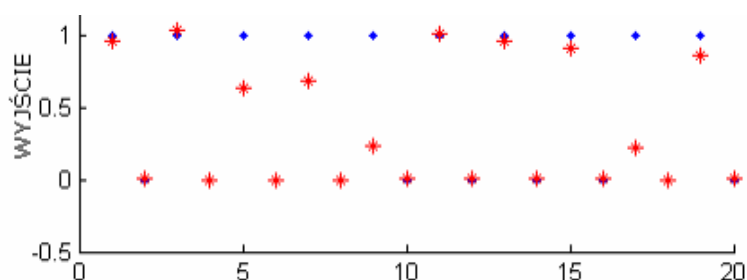
Rys. 6.10. Przebiegi funkcji przynależności dla kolejnych wejść.

Na rysunku 6.11 zaprezentowano w sposób graficzny, reguły wnioskowania badanej, rozmytej sieci neuronowej, typu Sugeno.



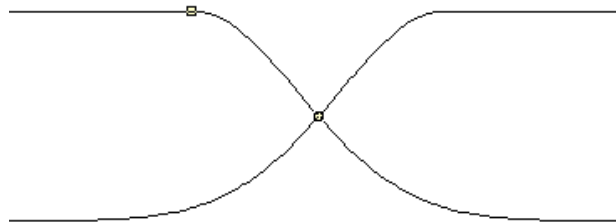
Rys. 6.11. Graficzna prezentacja reguł wnioskowania sieci neuronowej

Po zakończeniu etapu uczenia sieci, z wykorzystaniem zarówno danych uczących oraz walidacyjnych, przeprowadzono eksperyment z wykorzystaniem danych testujących. Zaznaczone na rysunku 6.12, kolorem niebieskim, dane testujące, odpowiadają w kolejnych przypadkach, parametrom z grupy narzędzi ostrych lub stępionych. Celem skrócenia zapisu lingwistycznego, narzędzia ostre przyporządkowano do klasy „1”, stępione zaś do klasy „0”. Kolorem czerwonym, zaznaczono odpowiedź rozmytej sieci neuronowej, po wprowadzeniu odpowiednich statystyk. Błąd popełniony przez sieć na zbiorze danych testujących wynosił 0,269.



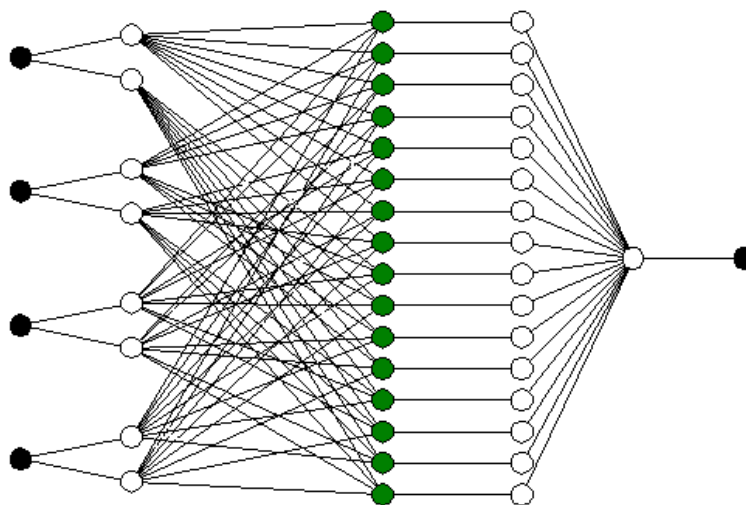
Rys. 6.12. Wyniki badań testujących sieci rozmytej z trzema wejściami funkcji przynależności

Kolejnym etapem badań z wykorzystaniem parametrów statystycznych sygnału momentu urabiania narzędziami promieniowymi, było ograniczenie do dwóch wejść, funkcji przynależności. Obraz funkcji przynależności dla tego przypadku przedstawia rysunek 6.13.



Rys. 6.13. Obraz funkcji przynależności na wejściu sieci rozmytej, dla dwóch wejść funkcji przynależności

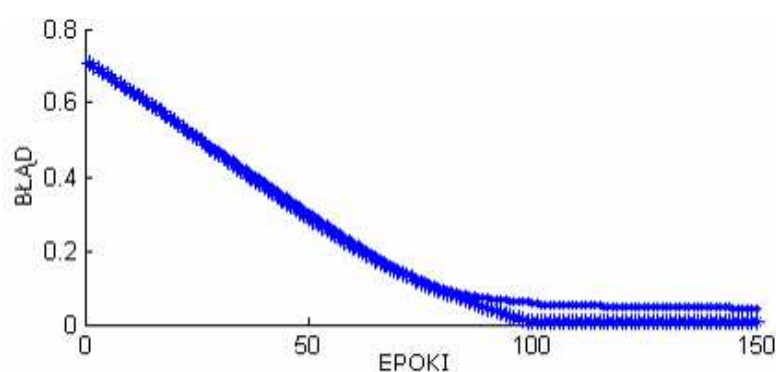
Przy czterech wejściach sieci oraz dwóch wejściach funkcji przynależności ilość reguł rozmytych zastała znacznie ograniczona.



Rys. 6.14. Schemat sieci neuronowej rozmytej z czterema zmiennymi wejściowymi oraz dwoma wejściami funkcji przynależności

Dla analizowanego modelu sieci zaobserwowano znacznie niższe, niż w poprzednim przypadku, wartości błędów we wszystkich zbiorach

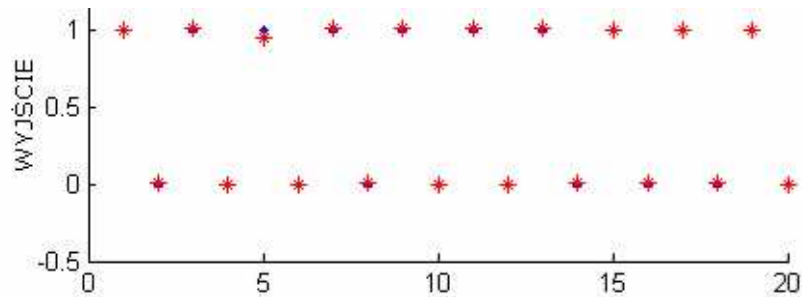
danych. Jak wynika z rysunku 6.15, w przeciwieństwie do modelu sieci z trzema wejściami funkcji przynależności, uniknięto przeuczenia sieci. Wraz ze spadkiem błędu dla danych uczących, w kolejnych epokach następował spadek wartości błędu dla danych walidacyjnych. W przypadku danych ze zbioru uczącego, po 150 epokach błąd wynosił 0,007. W interfejsie systemu sieci rozmytych ANFIS konieczne jest zadeklarowanie wartości tolerowanego błędu, po osiągnięciu którego następuje przerwanie uczenia sieci. W rozpatrywanym przypadku, jeśli zadeklaruje się zadawalającą dla analizowanego zagadnienia wartość 0.05, uczenie sieci zostanie zakończone znacznie wcześniej niż na poziomie 150 epok.



Rys. 6.15. Wykres błędów uczenia sieci rozmytej podczas 150 epok, dla danych uczących (dolna krzywa) oraz danych ze zbioru walidacyjnego (górna krzywa)

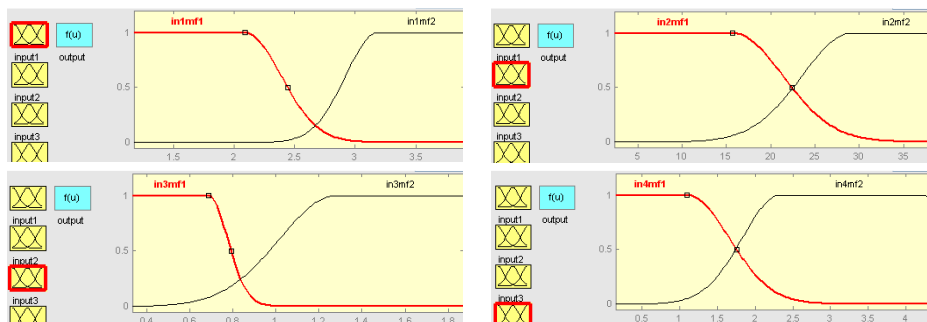
Skuteczność analizowanego modelu sieci neuronowej dla zadania klasyfikacji stanu ostrzy narzędzi potwierdza przeprowadzona analiza testująca. Z rysunku 6.16 wynika, że model sieci dał dokładną odpowiedź dla wprowadzonych zmiennych. Czerwone znaczniki niemal w każdym przypadku pokrywają się z niebieskimi punktami reprezentującymi grupy narzędzi ostrych i stępionych. „Zera” odpowiadają nożom o ostrzach zużytych, natomiast przypadki w których na wyjściu otrzymujemy

wartość „jeden” oznaczają narzędzia ostre. Błąd testujący dla tej sieci wynosił 0,012.

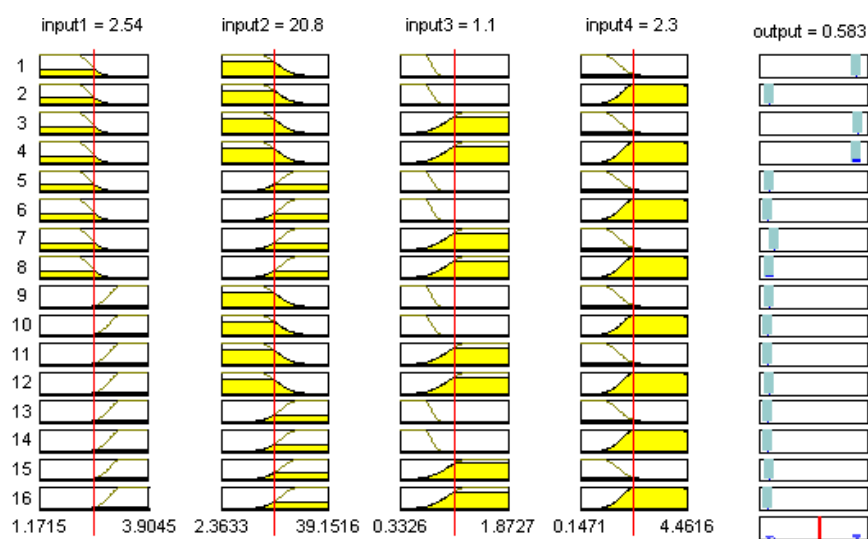


Rys. 6.16. Kształtowanie się odpowiedzi sieci neuronowej rozmytej dla danych testujących

Po przeprowadzeniu uczenia, funkcja przynależności dla dwóch wejść, zaprezentowana na rysunku 6.13, taka sama dla każdej zmiennej wejściowej, zostaje zmodyfikowana dla poszczególnych wejść. Przebiegi funkcji, wraz z oznaczeniem którego wejścia dotyczą, zawiera rysunek 6.17.



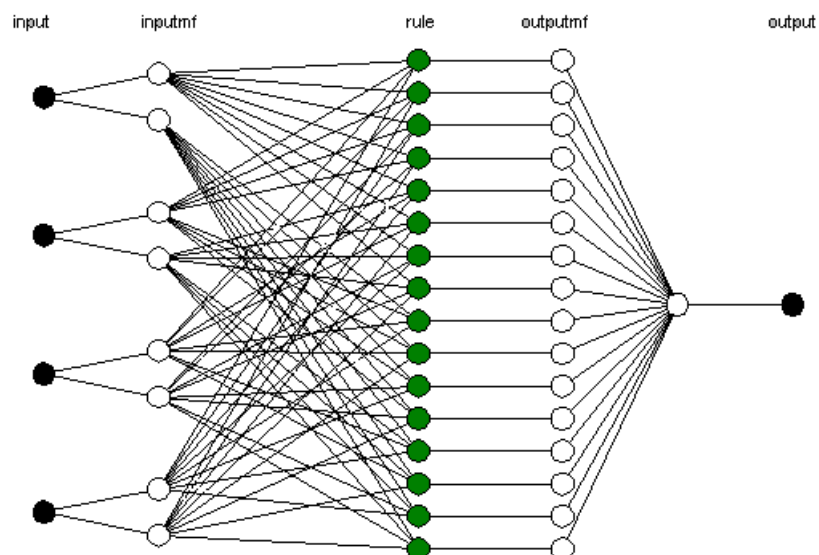
Rys. 6.17. Przebiegi funkcji przynależności dla kolejnych wejść FNN



Rys. 6.18. Graficzna prezentacja reguł wnioskowania badanej, rozmytej sieci neuronowej

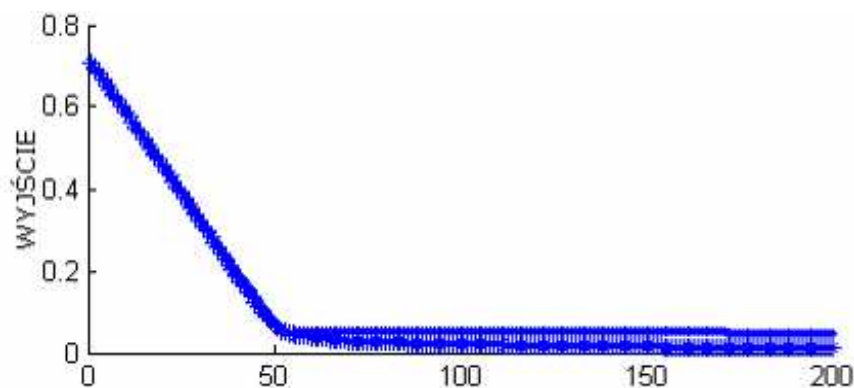
Metoda oceny stanu ostrzy narzędzi na podstawie przebiegu czasowego mocy urabiania

W przypadku wykorzystania jako zmiennych wyjściowych, statystyk sygnału mocy urabiania, w analizach zastosowano sieć rozmytą z dwoma wejściami funkcji przynależności. Tak jak w poprzednich przypadkach, zmiennymi wejściowymi były charakterystyczne parametry sygnału: wartość średnia, wariancja, skośność oraz kurtoza przebiegu. Dane przyporządkowano do dwóch grup narzędzi jako ostre i stępione, a następnie podzielono na trzy grupy danych: uczące, walidacyjne i testujące.



Rys. 6.19. Schemat sieci neuronowej z czterema zmiennymi wejściowymi oraz dwoma wejściami funkcji przynależności

W wyniku uczenia sieci, po 200 epokach osiągnięto wartość błędu 0,013. Jak wynika z rysunku 6.20, już po 50 epokach testowany model charakteryzowały zadawalające wartości błędów. Dalsze uczenie powodowało wprowadzić niewielki spadek błędów uczącego i walidacyjnego, ale odbywało się to kosztem czasu uczenia. Na komputerze klasy PC z procesorem 2,67 GHz i pamięci operacyjnej 512MB, uczenie tego modelu sieci przez 200 epok trwało ok. minuty. O zaletach szybkiego uczenia sieci neuronowej wspomniano w poprzednich rozdziałach.



Rys. 6.20. Kształtowanie się błędów uczenia sieci neuronowej, dla danych uczących (dolny wykres) oraz danych ze zbioru walidacyjnego (wykres górny)

```

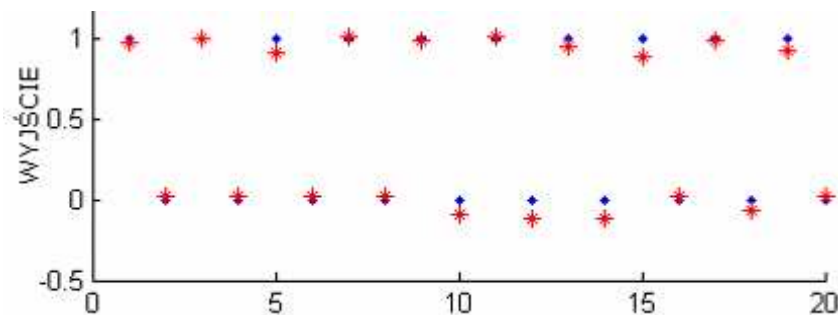
1. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf1) (1)
2. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf2) (1)
3. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf3) (1)
4. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf4) (1)
5. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf5) (1)
6. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf6) (1)
7. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf7) (1)
8. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf8) (1)
9. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf9) (1)
10. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf10) (1)
11. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf11) (1)
12. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf12) (1)
13. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf13) (1)
14. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf14) (1)
15. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf15) (1)
16. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf16) (1)

```

Rys. 6.21. Opis reguł rozmytych wykorzystanych w tworzonym modelu sieci

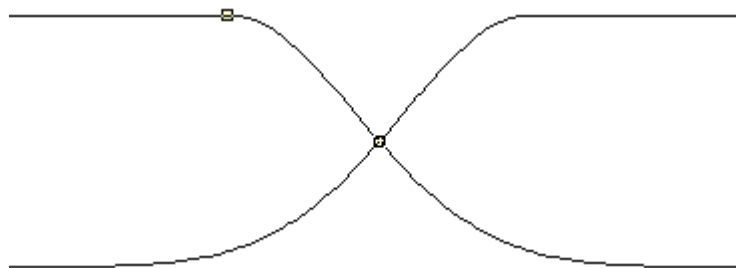
Opis reguł rozmytych rozpatrywanego modelu sieci, zaprezentowanych na rysunku 6.19, przedstawia rysunek 6.21. Każda reguła połączona jest z jednym wejściem funkcji przynależności każdej zmiennej wejściowej.

Wyniki procesu testowania tej sieci prezentuje rysunek 6.22. Dla kilku przypadków wartość wyjściowa modelu (czerwone znaczniki) nieznacznie odbiegała od zadanego „zera” lub „jedyński” (kolor niebieski), dla danych testujących. Wartość błędu testującego wynosiła 0,063.

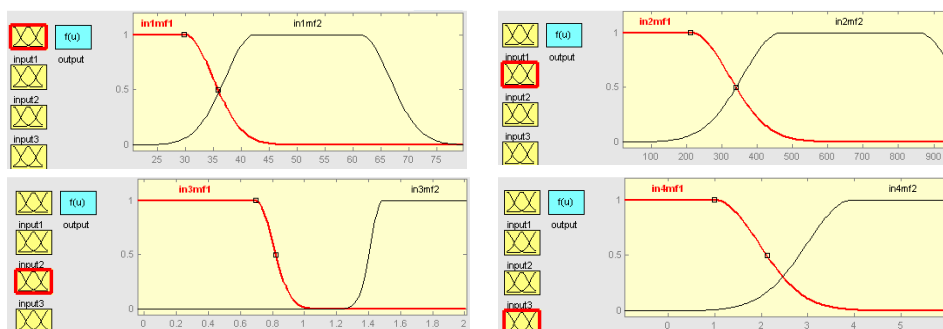


Rys. 6.22. Kształtowanie się odpowiedzi sieci neuronowej rozmytej dla zbioru danych testujących

Na rysunkach 6.23 i 6.24 przedstawiono funkcje przynależności, odpowiednio przed i po uczeniu sieci rozmytej.

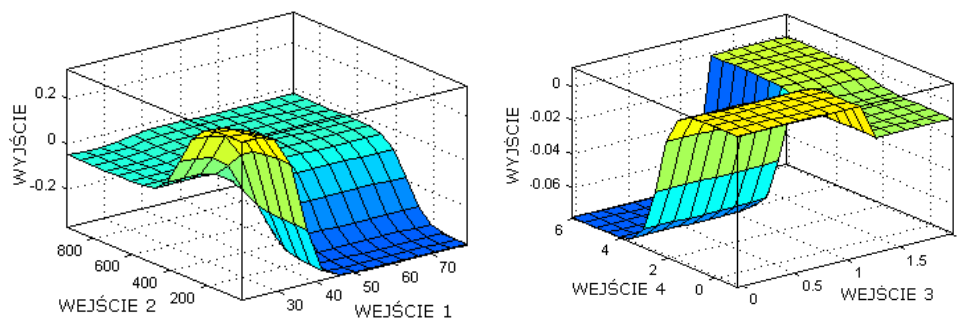


Rys. 6.23. Obraz funkcji przynależności na wejściu, dla dwóch wejść funkcji przynależności



Rys. 6.24. Przebiegi funkcji przynależności dla kolejnych wejść badanej sieci.

Widok powierzchni odpowiedzi modelu sieci neuronowej rozmytej przedstawia z kolei rysunek 6.25.



Rys. 6.25. Powierzchnia odpowiedzi modelu w funkcji poszczególnych zmiennych wejściowych.

Podsumowując otrzymane dla noży promieniowych, wyniki badań, należy wspomnieć o szczególnej przydatności sieci o strukturze perceptronu wielowarstwowego do oceny stanu ostrzy tych narzędzi, z wykorzystaniem jako zmiennych wejściowych parametrów sygnału mocy urabiania. Mniejsze wartości błędów niż dla sieci RBF oraz FNN, pomimo odrzucenia wartości średniej sygnału, wskazują na ten model, jako najlepszy w analizowanym zagadnieniu. W analizach z wykorzystaniem sygnału momentu urabiania, najlepsze rezultaty otrzymano stosując model rozmyty sztucznej sieci neuronowej. Niska wartość błędu, szybkość uczenia oraz prostota modelu z dwoma wejściami funkcji przynależności, pozwala pozytywnie ocenić ten model.

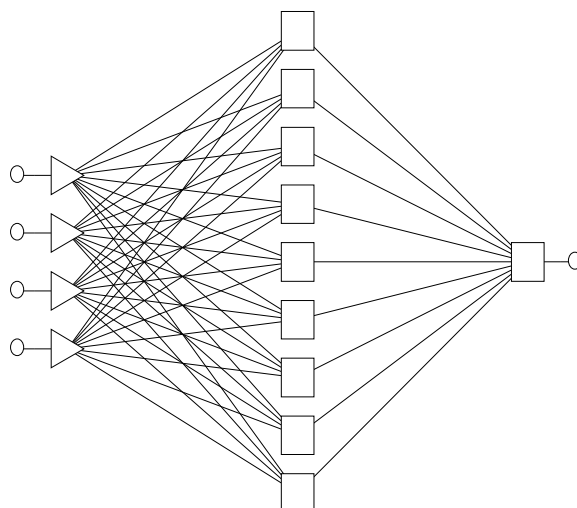
6.2. Urabianie nożami styczno-obrotowymi

Noże styczno-obrotowe, montowane na głowicy wielonarzędziowej, są aktualnie, z uwagi na coraz trudniejsze warunki eksploatacji, najczęściej stosowanymi w praktyce narzędziami. W tym rozdziale omówiono wyniki badań z wykorzystaniem parametrów statystycznych momentu urabiania tymi narzędziami, jako zmiennymi wejściowymi do modeli sieci neuronowych.

6.2.1. Perceptron wielowarstwowy

Kolejne analizy odbywały się w sposób opisany w rozdziałach 5.1.1.1 oraz 5.1.2.1 dotyczącym noży promieniowych. Tym razem jednak, analizy przeprowadzono dla przebiegów czasowych pozyskanych podczas urabiania ostrymi i stępionymi nożami styczno- obrotowymi.

W rozdziale 5.2.1 przedstawiono badania numeryczne nad oceną stanu ostrzy narzędzi urabiających z wykorzystaniem modelu sieci neuronowej MLP 4-9-1 (rys. 6.26), gdzie jako zmienne wejściowe posłużyły statystyki sygnałów momentu urabiania głowicą wielonarzędziową. Podobnie, na rysunku 6.26, przedstawiono strukturę sieci MLP, wykorzystaną do badania zagadnienia, w przypadku wykorzystania noży styczno- obrotowych.



Rys. 6.26. Schemat SSN o strukturze MLP 4-9-1

Z tabeli 6.13, w której zamieszczono analizę wrażliwości tej sieci, wynika, że żadna ze zmiennych wejściowych nie wpływa w sposób szczególnie istotny na jej działanie.

Tabela.6.13 Analiza wrażliwości sieci MLP, dla noży obrotowych

	Średnia	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	1,143277	1,305284	1,025266	1,132981
Ranga	2	1	4	3

Wartości błędów zamieszczone w tabeli 6.14 oraz statystyki klasyfikacyjne, które przedstawia tabela 6.15, wykazują w tym przypadku, małą przydatność takiej sieci do klasyfikacji stanu narzędzi obrotowych. Powinno to być jednak przedmiotem dalszych badań, z wykorzystaniem większej ilości danych pomiarowych, oraz w różnych wariantach stopienia ich ostrzy.

Tabela.6.14 Wartości błędów modelu sieci MLP dla noży obrotowych

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
MLP 4-9-1	0,495349	0,402263	0,131231

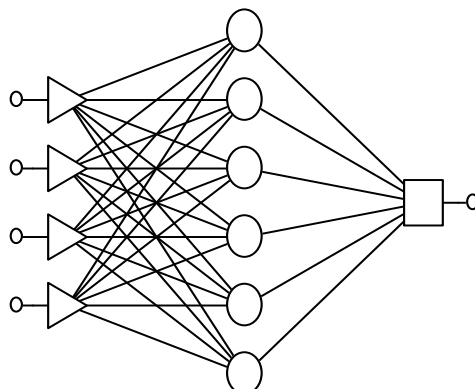
Tabela.6.15 Statystyki klasyfikacyjne modelu sieci MLP dla noży obrotowych

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	22	22
Poprawnie	21	19
Niepoprawnie	1	3
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	95,45	86,37
Niepoprawnie (%)	4,55	13,63
Nieznane (%)	0	0

6.2.2. Sieć o radialnych funkcjach bazowych

Kolejnym badanym zagadnieniem było sprawdzenie przydatności sieci o strukturze RBF do oceny stanu ostrzy noży styczno- obrotowych, z wykorzystaniem przebiegów czasowych momentu urabiania tymi

narzędziami (ostrymi oraz częściowo zużytymi). Sieć neuronowa o radialnych funkcjach bazowych posiadała cztery wejścia (jak poprzednio: średnia, wariancja, skośność, kurtoza) oraz sześć neuronów w warstwie ukrytej, jak na rysunku 6.27.



Rys.6.27. Schemat SSN o strukturze RBF 4-6-1

Wyniki analizy wrażliwości dla tej sieci, przedstawia tabela 6.16. W tym przypadku najistotniejsza okazuje się wariancja sygnału a najmniej informacji niesie kurtoza.

Tabela.6.16 Analiza wrażliwości

	Średnia	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	1,327895	1,402861	1,028559	1,075132
Ranga	2	1	4	3

Podobnie, jak przy wykorzystaniu perceptronu wielowarstwowego, do oceny stanu ostrzy noży stycznych, gdzie jako zmienne wejściowe posłużyły statystyki sygnału momentu urabiania, sieć neuronowa dała mało zadowalające rezultaty. Tabele 6.17 oraz 6.18 wskazują na stosunkowo duże wartości błędów i nakazują ostrożność w zastosowaniu tak zaprojektowanej i poddanej uczeniu SN.

Tabela.6.17 Wartości błędów modelu

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
RBF 4-6-1	0,245344	0,300724	0,327010

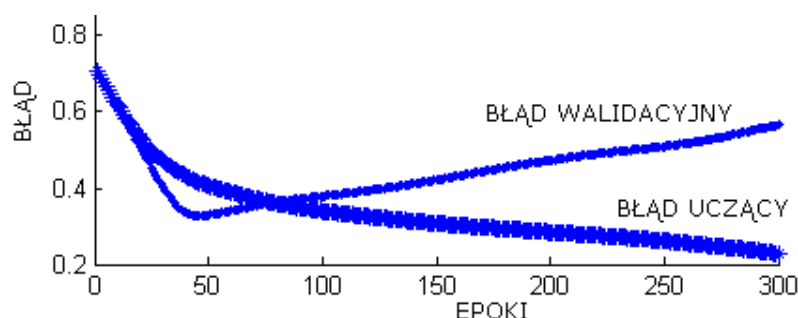
Tabela.6.18 Statystyki klasyfikacyjne

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	22	22
Poprawnie	21	20
Niepoprawnie	1	2
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	95,45	90,9
Niepoprawnie (%)	4,55	9,1
Nieznane (%)	0	0

6.2.3. Rozmyta sieć neuronowa

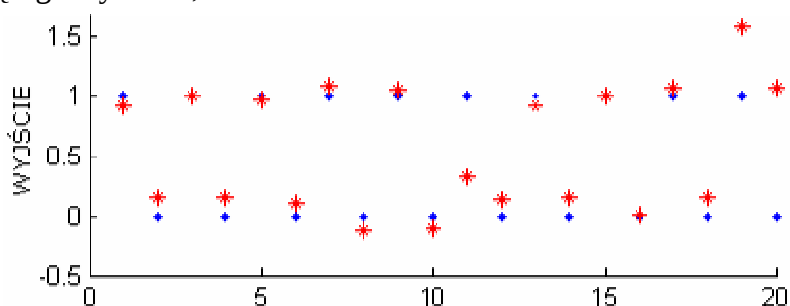
Kolejnym etapem badań było zastosowanie w analizie sieci neuronowej rozmytej. Fakt niewielkiego stopnia narzędzi stycznych na głowicy wielonarzędziowej i niewielka przydatność klasycznych sieci neuronowych w analizowanym zagadnieniu powodowała większe znaczenie tej części badań. Sprawdzono modele sieci z dwiema, trzema oraz czterema wejściami funkcji przynależności. Badania prowadzono w różnych wariantach, przy założeniu maksymalnie 300 epok uczenia.

Dla dwóch wejść funkcji przynależności widoczne są zdecydowane różnice pomiędzy kształtowaniem się błędu walidacyjnego a uczącego (rys. 6.28). O ile wartość błędu uczącego cały czas maleje (po 300 epokach wynosi 0,228), to błąd walidacyjny po spadku po ok. 40 epokach poniżej wartości błędu uczącego, zaczyna zdecydowanie wzrastać.



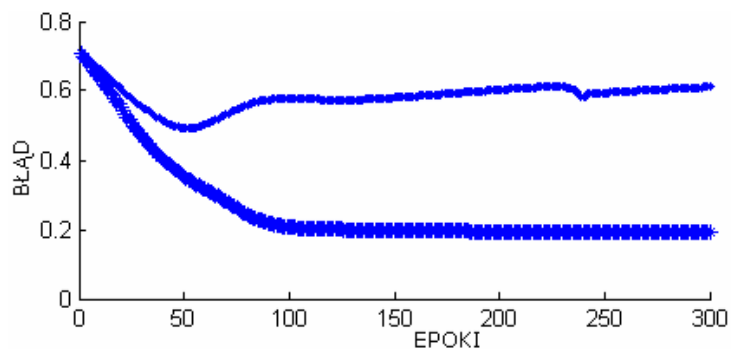
Rys. 6.28. Kształtowanie się błędów uczenia sieci neuronowej z dwoma wejściami funkcji przynależności

Analizy testujące wygenerowanego modelu sieci wykazują, iż jedynie w trzech przypadkach sieć rozmyta wyznaczyła bardzo nietrafnie wartość wyjściową. W większości przypadków odpowiedź sieci jest zbliżona do założonych, poprawnych wartości. Jednak duża wartość błędu w kilku przypadkach powoduje, iż błąd dla całego zbioru testującego wynosi 0,321.



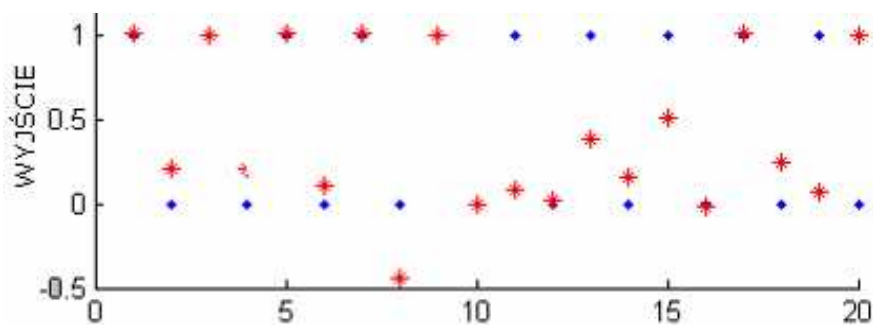
Rys. 6.29. Kształtowanie się odpowiedzi sieci neuronowej rozmytej dla danych testujących

W wyniku niezadowolających rezultatów otrzymanych w wyniku uczenia sieci rozmytej z dwoma wejściami funkcji przynależności, przeprowadzono analizy dla trzech wejść wspomnianej funkcji. Podobnie jak w poprzednich badaniach sieć neuronowa rozmyta nie osiągnęła założonego poziomu błędu. Błąd dla danych uczących wynosił po 300 epokach 0,19 , natomiast błąd walidacyjny, co wynika z rysunku 6.30, kształtował się na trzykrotnie większym poziomie.



Rys. 6.30. Kształtowanie się błędów uczenia sieci neuronowej, dla danych uczących (dolny wykres) oraz danych ze zbioru walidacyjnego (wykres górny)

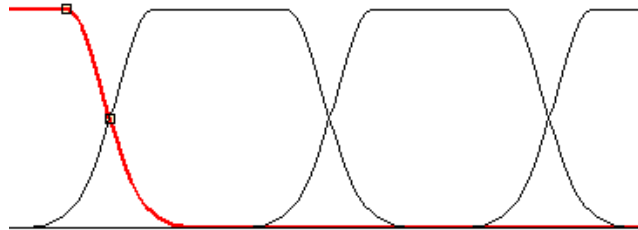
Błąd dla danych ze zbioru testującego, dla analizowanego modelu sieci, wynosił 0,432. Na rysunku 6.31, widoczne są różnice, pomiędzy oczekiwaną a otrzymaną wartością wyjściową sieci neuronowej. Zaledwie w kilku przypadkach, oznaczona czerwonym znacznikiem, wartość na wyjściu sieci pokrywała się z założoną wartością danych testujących.



Rys. 6.31. Kształtowanie się odpowiedzi sieci neuronowej rozmytej dla zbioru danych testujących

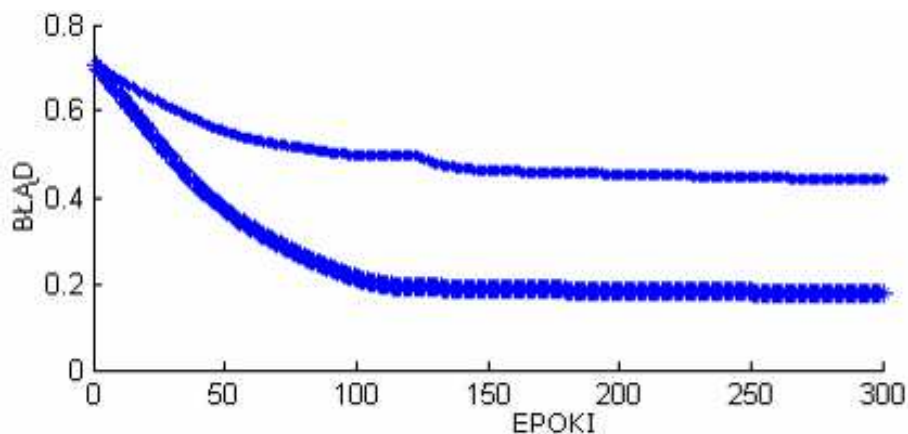
Kolejnym etapem analizy, było ponowne zwiększenie ilości wejść funkcji przynależności w modelu sieci neuronowej. Obraz funkcji przynależności rozmytej sieci z czterema wejściami MF zaprezentowany został na rysunku 6.32. Funkcja ta jest przed uczeniem taka sama we

wszystkich wejściach, natomiast podczas uczenia w każdym wejściu jest niezależnie modyfikowana.



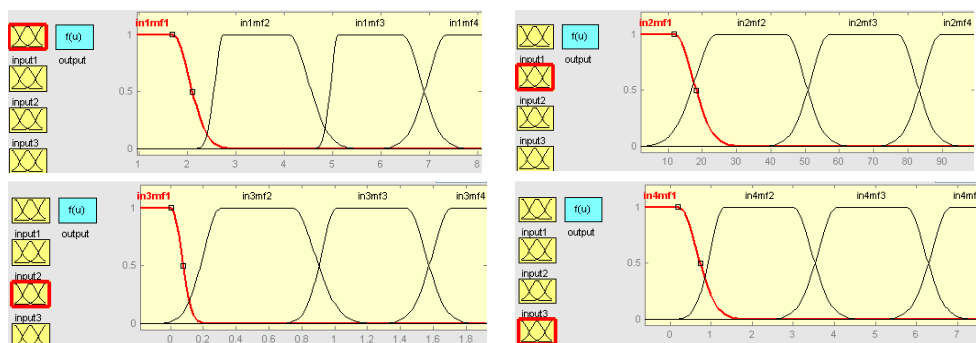
Rys. 6.32. Obraz funkcji przynależności przed uczeniem, dla czterech wejść funkcji przynależności

W analizowanym przypadku, w odróżnieniu od modeli sieci z dwoma i trzema wejściami funkcji przynależności, wraz z kolejnymi epokami uczenia, następował stopniowy spadek błęd, zarówno dla zbioru uczącego, jak również walidacyjnego. Wartość błędu wciąż pozostawała jednak na poziomie dużo wyższym od założonego. Błąd uczący wynosił 0,176, natomiast dla zbioru walidacyjnego kształtował się na poziomie 0,45. Przebieg uczenia sieci neuronowej zaprezentowano na rysunku 6.33.



Rys. 6.33. Kształtowanie się błędów uczenia sieci rozmytej z czterema wejściami funkcji przynależności; dane uczące- dolny wykres, dane walidacyjne- górny wykres

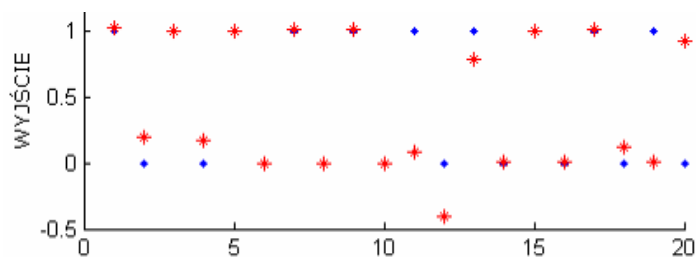
Na rysunku 6.34 zaprezentowano funkcje przynależności dla poszczególnych zmiennych wejściowych w modelu sieci z czterema funkcjami przynależności. Funkcje te zostały wygenerowane w wyniku 300 epok uczenia.



Rys. 6.34. Przebiegi funkcji przynależności dla poszczególnych zmiennych wejściowych

Można zauważyć stosunkowo niewielkie modyfikacje funkcji przynależności, w odniesieniu do funkcji przed etapem uczenia.

Dla zbioru testującego, w badanym modelu sieci, błąd wynosił 0,385. Wyniki analiz testujących, analogicznie jak w poprzednich przypadkach, prezentuje rysunek 6.35.



Rys. 6.35. Kształtowanie się odpowiedzi sieci neuronowej rozmytej dla zbioru danych testujących

Stosunkowo mało zadowalające rezultaty zastosowania sieci neuronowych do przedstawionego zagadnienia klasyfikacyjnego, m.in. wysokie wartości błędów, nietrafna klasyfikacja, ma związek z niewielkim stępieniem noży styczno- obrotowych, jakie udało się uzyskać na stanowisku badawczym. Wynika to z przedstawionych analiz literatury (przede wszystkim w rozdziale 3.2.3.2) oraz zdjęć narzędzi zamontowanych na głowicy, zaprezentowanych na rysunkach 5.19, 5.20. Fakt ten spowodowany był małą wytrzymałością modelowej bryły skalnej oraz parametrami samych narzędzi (w tym małej ścierności węglików ostrzy stosowanych noży obrotowych). Ograniczona ilość wykorzystywanych brył skały modelowej (wysokie koszty, bardzo długi czas oraz skomplikowany logistycznie proces przygotowania próbek) spowodowała, że nie osiągnięto zdecydowanego przyrostu stępienia badanych narzędzi. W rzeczywistych warunkach urabiania, narzędzia podczas normalnej eksploatacji będą podlegać zużyciu w sposób bardziej intensywny.

W przypadku noży stycznych badania numeryczne dały więc mniej jednoznaczne wyniki, niż w przypadku narzędzi promieniowych, jednak z punktu widzenia całości eksperymentu, należy ocenić je pozytywnie.

W badaniach stanowiskowych z wykorzystaniem narzędzi styczno- obrotowych, zamontowanych na organie urabiającym, zarejestrowano jedynie przebiegi czasowe momentu urabiania. Pozyskanie sygnału mocy nie było możliwe, z powodu braku, w czasie tego etapu badań, zamontowanego na stanowisku przetwornika mocy.

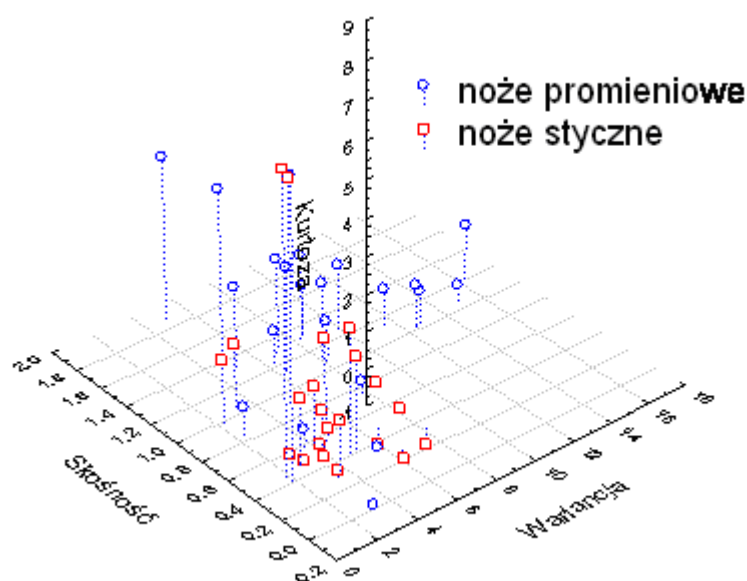
6.3. Klasyfikacja rodzaju narzędzi

Rozpatrywany etap badań miał dać odpowiedź na pytanie: które ze struktur sieci neuronowych („klasyczne” bądź „rozmyte”), z uwagi na potencjalny czas i metodę uczenia, uzyskiwaną dokładność, najlepiej nadają się do realizacji rozpatrywanego problemu, z uwagi np. na konieczność uczenia sieci w czasie rzeczywistym (układy adaptacyjne).

6.3.1. Klasyczne sieci neuronowe

Dla wyznaczonych cech sygnałów przeprowadzono poszukiwania najbardziej optymalnej struktury sieci neuronowej z uwagi na czas uczenia (sieć w rzeczywistych warunkach ma być douczana w trybie rzeczywistym, zatem czas uczenia ma tu istotne znaczenie) oraz wartość błędu klasyfikacji sieci.

W zagadnieniu klasyfikacji wykorzystywano wielkości charakteryzujące dany sygnał, w tym zwłaszcza wartość średnią, odchylenie standardowe, kurtozę oraz skośność. Kształtowanie się tych parametrów, dla badanych sygnałów, ilustruje rysunek 6.36.



Rys. 6.36. Rozkład wartości skośności, kurtozy oraz wariancji, dla sygnałów mocy urabiania nożami stycznymi i promieniowymi

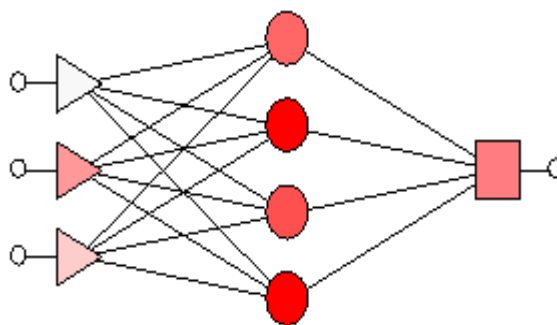
W wyniku analizy uzyskano również informacje, co do wpływu poszczególnych metod dyskretyzacji na kształtowanie się błędów klasyfikacji jak i istotności poszczególnych statystyk, w procesie identyfikacji stanu i rodzaju narzędzi.

Właściwy dobór topologii sieci ma kluczowe znaczenie w późniejszym jej uczeniu i działaniu. Dla topologii sieci istotne znaczenie ma ilość neuronów w warstwach ukrytych oraz ilość warstw sieci. Z kolei liczba neuronów w warstwach ukrytych wpływa na przebieg procesu uczenia sieci (np. czas uczenia i wielkość błędów) jak i jej zdolności do uogólniania wiedzy. Dla efektów działania sieci ważne są ponadto: właściwy dobór zbioru uczącego walidacyjnego jak i testowego jak również długość czasu uczenia sieci, czy też algorytm wg którego sieć będzie uczona.

Oczekiwano, że wyniki badań powinny dać odpowiedź, czy i na ile jest możliwa identyfikacja i klasyfikacja charakterystycznych dla głowicy wielonarzędziowej sygnałów, oraz jaki rodzaj sieci i jej parametrów, jest w tym przypadku najlepszy.

Testowanie czułości metody w oparciu o sygnały dla ostrych narzędzi promieniowych i stycznych

Przykład badanej sieci typu RBF, ilustruje rys. 6.37. Sieć klasyfikowała sygnały do dwóch klas, tj. „noże obrotowe” lub „noże promieniowe”, rozróżniając tym samym oba typy narzędzi.



Rys. 6.37. Sieć typu RBF 3-4-1

Jakość działania tak zaprojektowanej sieci, ilustrują wskaźniki zamieszczone w tabeli 6.19. Jak można zauważyć, również w tym

przypadku, jakość ta nie jest jeszcze zbyt dobra, o czym świadczą wartości błędów sieci.

Tabela.6.19 Wartości błędów modelu

Typ	Błąd ucz.	Błąd walid.	Błąd test.
RBF 3-4-1	0,366470	0,334854	0,305344

Z kolei analiza wrażliwości wykazuje (tabela 6.20), że najistotniejszą wielkością jest tym razem skośność, dalej wariancja a na końcu kurtoza.

Tabela.6.20 Analiza wrażliwości

	Wariancja	Skośność	Kurtoza
Iloraz	1,057873	1,356546	1,008954
Ranga	2	1	3

Sieć ta popełniała także duże błędy w klasyfikacji, zwłaszcza w odniesieniu do przypadków noży promieniowych, co ilustruje tablica 6.21.

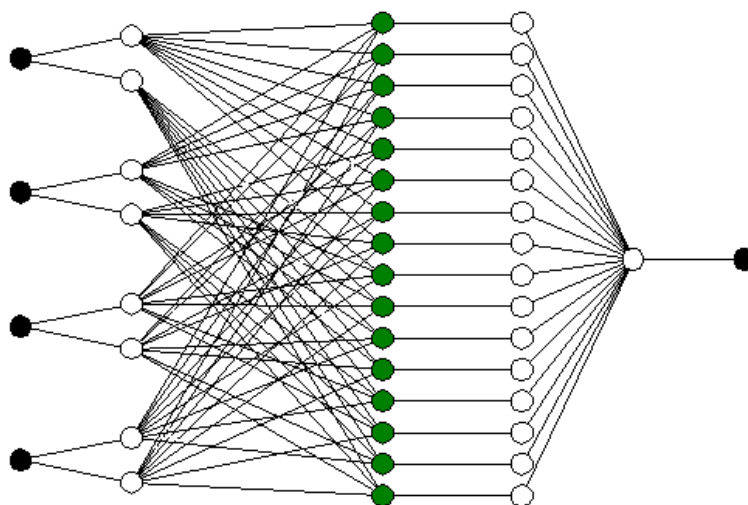
Tabela.6.21 Statystyki klasyfikacyjne

	Narzędzia ostre	Narzędzia stępione
Wszystkie	22	22
Poprawnie	17	20
Niepoprawnie	5	2
Nieznane	0	0
Poprawnie (%)	77,3	90,9
Niepoprawnie (%)	22,7	9,1
Nieznane (%)	0	0

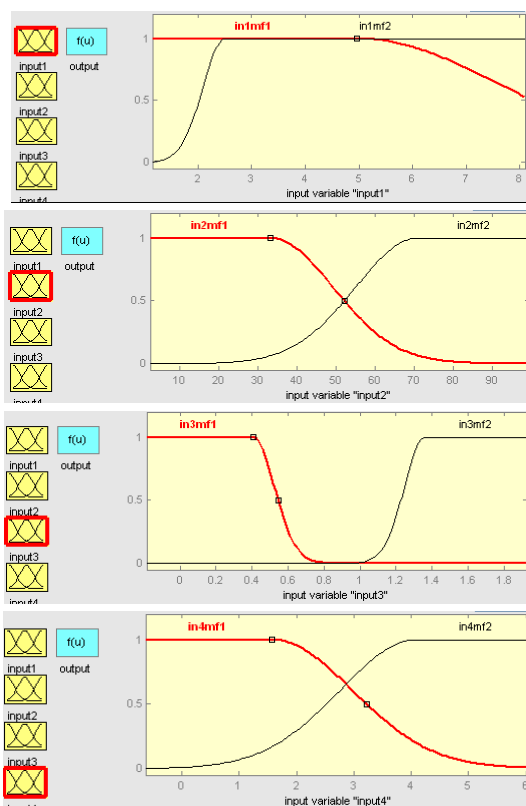
6.3.2. Rozmyta sieć neuronowa

Kolejny etap badań numerycznych został poświęcony próbom wykorzystanie w proponowanej metodzie oceny stanu ostrzy, systemów rozmytych, w tym zwłaszcza tzw. rozmytych sieci typu TSK. Badania prowadzono w oparciu procedury oprogramowania Matlab, gdzie dostępny jest system rozmyty ANFIS, pozwalający na projektowanie i testowanie sieci typu Sugeno.

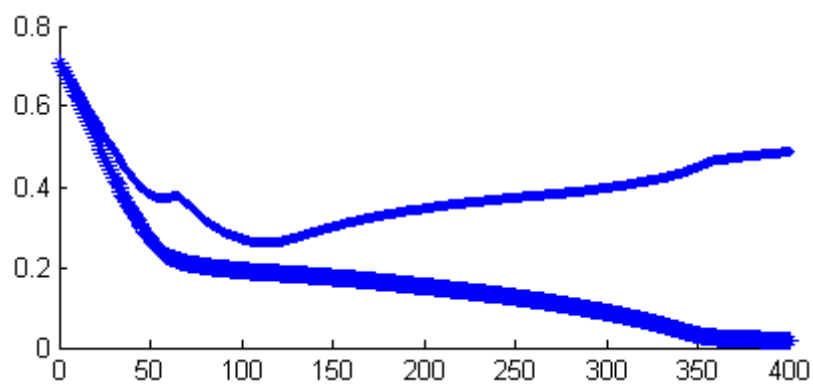
Dla różnych wariantów metod uczenia sieci, ilości zmiennych wejściowych, wariantów funkcji przynależności, przetestowano kilkadziesiąt struktur sieci rozmytych. Na rys. 6.38, przedstawiono jedną z badanych sieci rozmytych. Dla tej sieci badano również kształtowanie się błędu uczenia, zależnie od ilości epok uczenia.



Rys. 6.38. Struktura sieci TSK o 4 wejściach, 2 funkcjach przynależności typu „gauss2mf” w każdym wejściu oraz 16 regułach rozmytych.



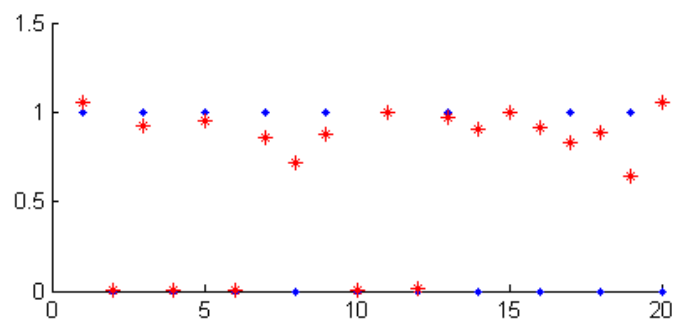
Rys. 6.39. Kształty funkcji przynależności typu „gauss2mf” każdego wejścia sieci TSK z rys. 4.7



Rys. 6.40. Przebieg błędu uczenia i walidacyjnego dla badanej sieci TSK

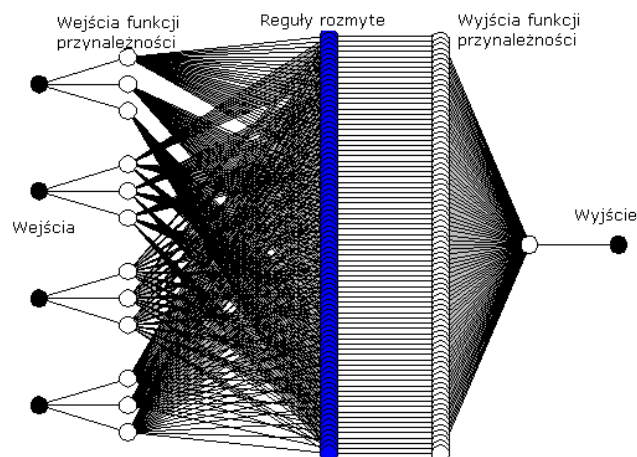
Przebieg błędu uczenia oraz walidacyjnego, zamieszczony na rysunku 6.40 wskazuje, że sieć TSK o strukturze z rys 6.38, wykazuje dużą niestabilność. Po początkowym okresie spadku błędu, w okolicach 100 epoki, zaczyna on narastać co może świadczyć o przeuczeniu sieci. Wartość błędu walidacyjnego, jak na sieci typu TSK, jest przy tym stosunkowo duża, znacznie większa niż przy sieciach tradycyjnych.

Przebieg klasyfikacji (odpowiedzi badanej sieci), dla danych testujących, ilustruje rys. 6.41.



Rys. 6.41. Wynik klasyfikacji, dla danych testujących

Jak wynika z rys. 6.41, jakość klasyfikacji badanej sieci, jest słaba. Mając to na uwadze, zwiększono ilość funkcji przynależności w każdym wejściu sieci, uzyskując w efekcie, sieć o strukturze jak na rys. 6.42.



Rys. 6.42. Struktura sieci TSK o 4 wejściach, 3 funkcjach przynależności w każdym wejściu oraz 81 regułach rozmytych.

W tym przypadku zostało wygenerowanych 81 reguł rozmytych.
Część z nich ilustruje rys. 6.43.

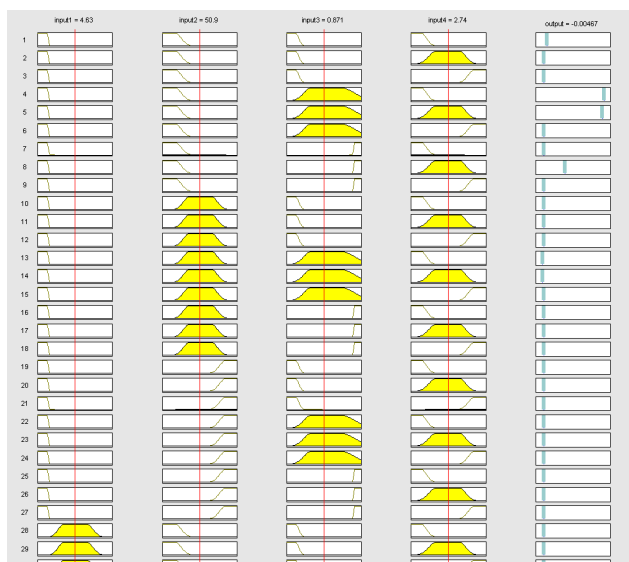
```

2. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf2) (1)
3. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf3) (1)
4. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf4) (1)
5. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf5) (1)
6. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf6) (1)
7. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf7) (1)
8. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf8) (1)
9. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf9) (1)
10. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf10) (1)
11. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf11) (1)
12. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf12) (1)
13. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf13) (1)
14. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf14) (1)
15. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf15) (1)
16. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf16) (1)
17. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf17) (1)
18. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf18) (1)
19. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf19) (1)
20. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf20) (1)
21. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf21) (1)
22. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf22) (1)
23. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf23) (1)
24. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf24) (1)
25. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf25) (1)
26. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf26) (1)
27. If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf3) and (input3 is in3mf3) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf27) (1)
28. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf28) (1)
29. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf29) (1)
30. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf3) then (output is out1mf30) (1)
31. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf1) then (output is out1mf31) (1)
32. If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) then (output is out1mf32) (1)

```

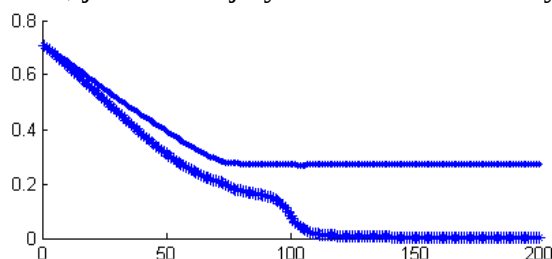
Rys. 6.43. Opis reguł rozmytych sieci TSK z rys. 4.13

Z kolei rys. 6.44, ilustruje graficzny obraz wygenerowanych reguł wnioskowania.



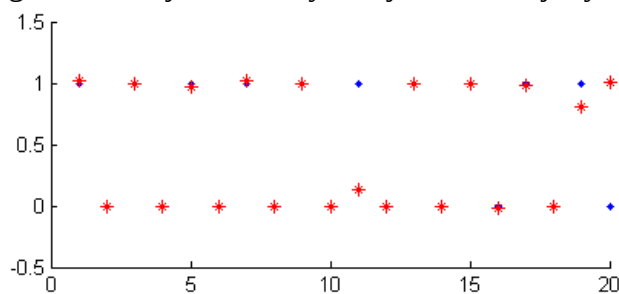
Rys. 6.44. Graficzna ilustracja reguł wnioskowania

Przebieg błędu popełnianego przez tę sieć, uległ nieco poprawie, co ilustruje rys. 6.45, jednak dalej był on stosunkowo duży.



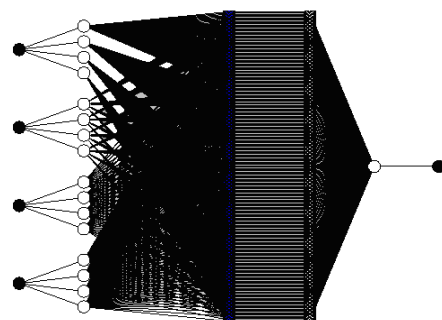
Rys. 6.45. Przebieg błędu walidacyjnego i uczenia sieci TSK z rys. 4.13

Poprawie uległa również jakość klasyfikacji, co ilustruje rys. 6.46.



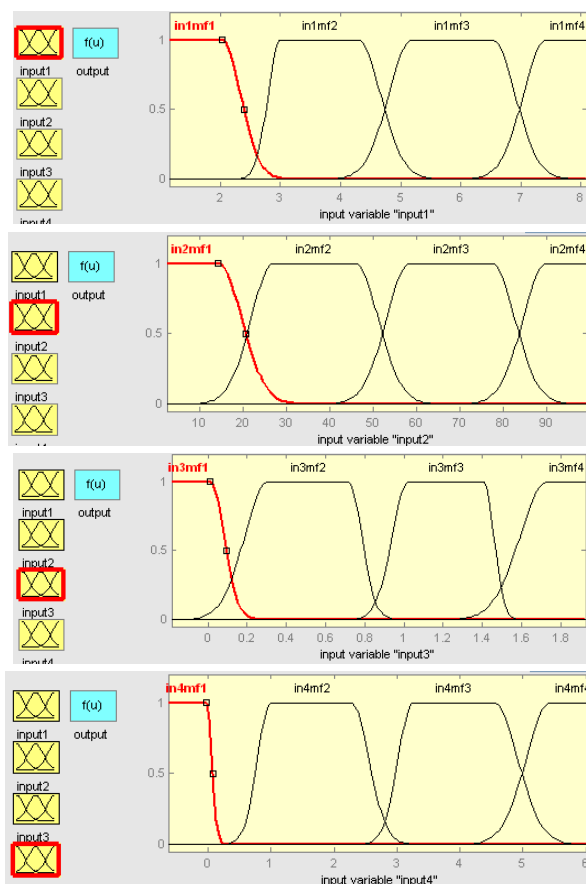
Rys. 6.46. Jakość klasyfikacji sieci TSK z rys. 4.13

W kolejnych analizach, zwiększono ponownie ilość funkcji przynależności dla każdego wejścia sieci. Tym razem, ilość ta wynosiła 4. Strukturę tak wygenerowanej sieci ilustruje rys. 6.47. W tym przypadku zostało wygenerowanych aż 256 reguł rozmytych.



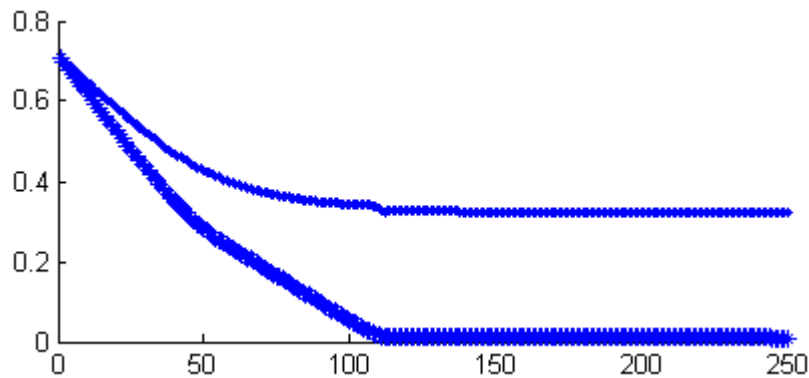
Rys. 6.47. Struktura sieci TSK o czterech wejściach i czterech funkcjach przynależności w każdym wejściu sieci

Kształt funkcji przynależności wygenerowany tym razem, ilustruje rys. 6.48.



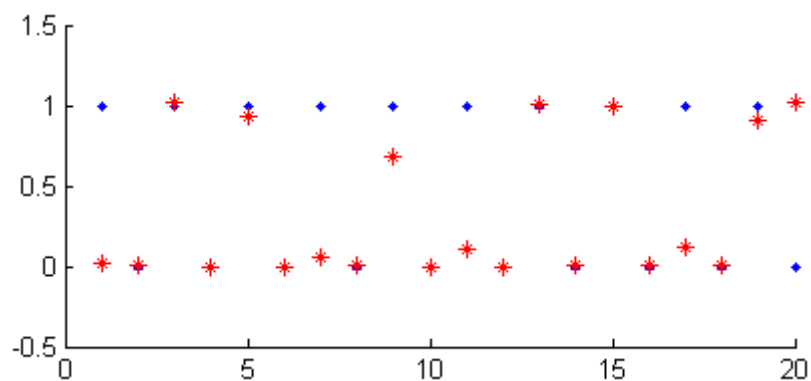
Rys. 6.48. Kształt funkcji przynależności sieci, dla sieci o 4 funkcjach przynależności w każdym wejściu sieci

Procedura ta, nie zaowocowała jednak znaczącą poprawą działania sieci, co ilustruje rys. 6.49. Wartość błędu testującego uległa jedynie niewielkiej poprawie, dalej była stosunkowo wysoka.



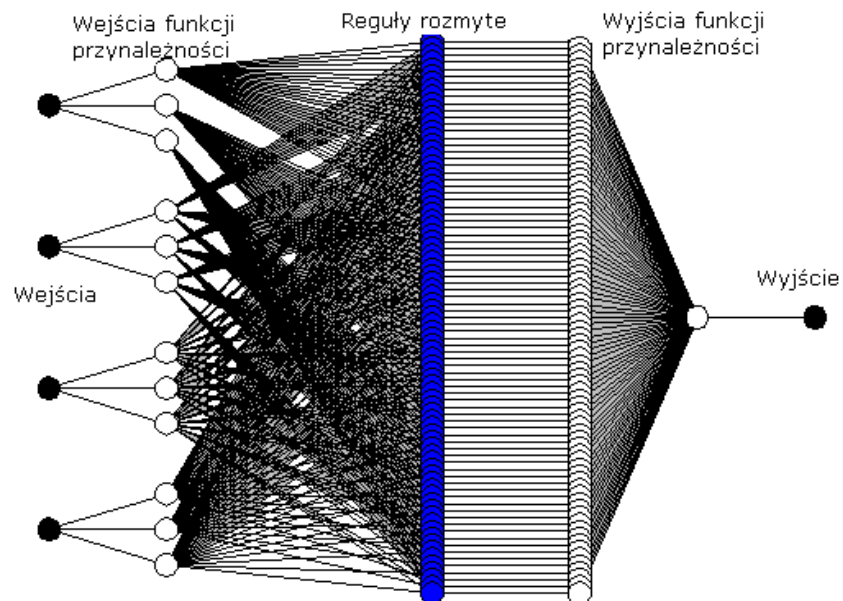
Rys. 6.49. Wartość błędu uczenia i testowania sieci o 4 funkcjach przynależności w każdym wejściu sieci

Jakość klasyfikacji nie uległa również znaczącej poprawie, co ilustruje rys. 6.50.



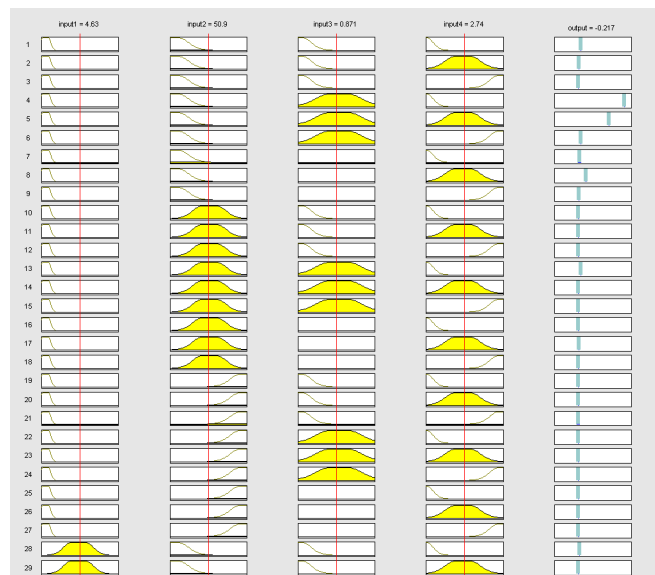
Rys. 6.50. Wynik klasyfikacji sieci o 4 funkcjach przynależności w każdym wejściu

Mając powyższe na uwadze, w kolejnych badaniach zmieniono rodzaj funkcji przynależności na funkcję typu „gbellmf”. Testowano sieć o 4 wejściach oraz 3 funkcjach przynależności w każdym wejściu sieci, z uwagi na stwierdzenie braku poprawy działania sieci poprzez znaczące zwiększanie ilości funkcji przynależności, w każdym wejściu sieci. Wygenerowaną strukturę sieci ilustruje z kolei rys. 6.51.



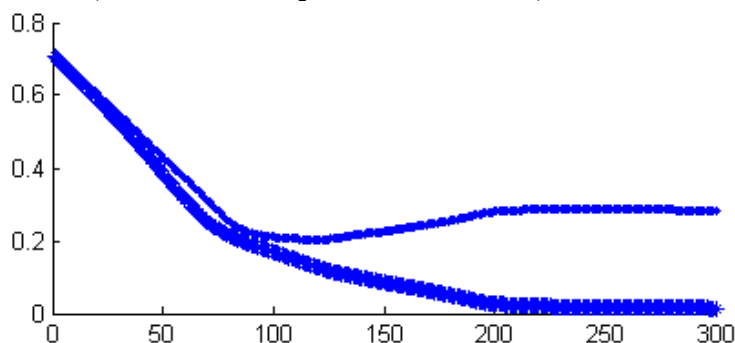
Rys. 6.51. Struktura sieci o 4 wejściach, 3 funkcjach przynależności typu „gbellmf” w każdym wejściu

Graficzny obraz kształtowania się reguł wnioskowania ilustruje rys. 6.52.



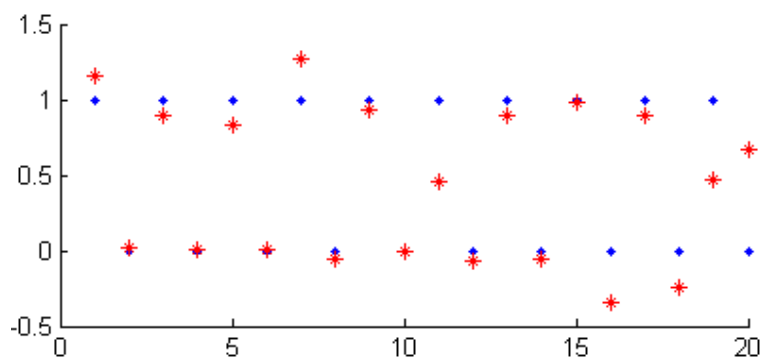
Rys. 6.52. Graficzna ilustracja reguł wnioskowania

Tym razem, wystąpiło wyraźne przeuczenie sieci w okolicach 100 epoki uczenia, co ilustruje rys. 6.53. Powyżej tej liczby epok, wyraźnie zaczyna rosnąć wartość błędu testującego. Widoczna jest jednak poprawa działania sieci (wartość błędu spadła do około 0.2).



Rys. 6.53. Kształtowanie się błędów uczenia i testowania dla sieci o funkcjach przynależności typu „gbellmf”

Na rysunku 6.54 przedstawiono wyniki klasyfikacyjne działania wygenerowanej sieci.



Rys. 6.54. Jakość klasyfikacji sieci o funkcjach przynależności typu „gbellmf” (zbiór testujący)

Przedstawione wyniki badań numerycznych, mimo odbiegających w niektórych przypadkach od założeń wartości klasyfikacyjnych sieci, z uwagi na charakter rozpoznawczy analiz, należy ocenić pozytywnie.

7. Podsumowanie i wnioski końcowe

W świetle przeprowadzonych badań można sformułować wnioski końcowe:

- przeprowadzone badania potwierdziły wstępnie przyjęte hipotezy, iż zaproponowana dla pojedynczych ostrzy, metoda oceny ich stanu i rodzaju, będzie skuteczna również w przypadku grupowego oddziaływania noży zamontowanych na głowicy wielonarzędziowej,
- do oceny stanu ostrzy noży urabiających mogą zostać wykorzystane wartości parametrów statystycznych przebiegów czasowych mocy lub momentu urabiania głowicą wielonarzędziową, w tym w szczególności wartości wariancji, skośności oraz kurtozy sygnałów,
- przeprowadzone analizy numeryczne, pozwoliły na zebrania doświadczeń w zakresie budowy struktur sieci neuronowych tradycyjnych oraz „rozmytych”, tak w zakresie projektowania struktur, skuteczności metod uczenia, skuteczności działania, itd.,
- zaproponowana metoda oceny stanu ostrzy jest perspektywiczną metodą zwłaszcza w kontekście podniesienia bezpieczeństwa załóg, ograniczenia zapylenia oraz ograniczenia energochłonności urabiania. Pozwala na pośrednią, zdalną ocenę stanu ostrzy oraz wskazuje, że możliwe jest prowadzenie monitorowania stanu ostrzy w trybie rzeczywistym (po opracowaniu procedur monitorowania, w tym ustaleniu wartości granicznych, monitorowanych wartości np. sygnału lub wielkości charakteryzujących monitorowany sygnał).
- w świetle przeprowadzonych badań, bardzo skuteczne i wydajne (z uwagi na czas procesu uczenia, wartość błędu klasyfikacji, strukturę sieci) okazały się tradycyjne sieci neuronowe. Jednak z uwagi na ograniczenie badań do urabiania skały modelowej oraz stosunkowo małe stopienie i właściwie jedna tylko forma stopienia jaką się udało uzyskać dla noży obrotowych (tępienie symetryczne, o niezbyt dużej wartości, w stosunku do występujących w praktyce), może się ten stan zmienić, dla

bardziej złożonych warunków urabiania, jakie występują w rzeczywistych warunkach oraz dla bardziej złożonych form stępień tych ostrzy. Niezbędne są tutaj jednak badania w warunkach rzeczywistych, tj. bezpośrednio w ścianie lub przodku chodnikowym, czego nie przewidywano w niniejszych badaniach z uwagi na zakres i koszty.

- z uwagi na warunki potencjalnego wykorzystania systemu oceny stanu ostrzy, potencjalna wersja takiego systemu powinna być z jednej strony jak najbardziej prosta w działaniu i obsłudze, z drugiej zaś, gwarantować wymaganą skuteczność działania.

8. Kierunki dalszych badań

W dalszej perspektywie, w kolejnym etapie badań, powinien być przebadany wpływ niejednorodności skały, na kształtowanie się rejestrowanych sygnałów oraz możliwości ich identyfikacji poprzez dobór odpowiednich struktur sieci neuronowych, ich parametrów, oraz sposobów dyskretyzacji sygnałów. Badania powinny być przeprowadzone w realnych warunkach urabiania, tj. w warunkach ściany wydobywczej, na pracującym kombajnie. Bardzo zmienne warunki urabiania oraz szersza gama przypadków zużycia noży, powinny ostatecznie zweryfikować przydatność proponowanej metody oceny ich stanu, w oparciu o wskaźniki opisujące zmienność sygnału mocy, prądu lub momentu urabiania, zależnie od stopnia stępienia ostrzy noży urabiających, rodzaju noży czy też zmienności parametrów wytrzymałościowych skał poddawanych urabianiu. Badania te powinny być skorelowane z potencjalną budową adaptacyjnych układów sterowania procesem urabiania realizowanym tak za pomocą kombajnów ścianowych jak i (tym bardziej) kombajnów chodnikowych. Autorzy niniejszego projektu, mają w tym zakresie już wstępnie przeprowadzone analizy, które powinny być rozwijane i zweryfikowane w kolejnym projekcie badawczym.

Szczegółowe badania należałoby przeprowadzić w aspekcie zmiennych parametrów urabiania, w tym obrotów głowicy czy prędkości posuwu. Ilość zmiennych, które mogą wpływać na poprawność pracy sieci neuronowej, a przez to potencjalnie na właściwą klasyfikację stanu narzędzi w rzeczywistych warunkach urabiania, może znacząco utrudniać dalsze analizy.

LITERATURA

- [1] Adamczyk R.: Zastosowanie sieci neuronowych do klasyfikacji danych doświadczalnych. Praca doktorska. Katedra Metod Komputerowych, Uniwersytet Mikołaja Kopernika, 2001.
- [2] Alvarez Grima M., Verhoef P.N.W.: Forecasting rock trencher performance using fuzzy logic. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 36 (1999), s. 413-432.
- [3] Akerman J., Gerer R., Lammer E., Siebenhofer G.: The road ahead. *World Mining Equipment*, March 1999, pp. 29-34.
- [4] Backers T.: Fracture Toughness Determination and Micromechanics of Rock Under Mode I and Mode II Loading. Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades "doctor rerum naturalium" (Dr. rer. nat.) in der Wissenschaftsdisziplin "Geologie" eingereicht an der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät der Universität Potsdam von Potsdam, den 12. August 2004. Scientific Technical Report STR 05/05 GeoForschungsZentrum Potsdam.
- [5] Barker R.H., Jones G.J., Hardman D.R.: An Assessment of Pick Wear and its Effect of Continuous Miner Performance. Chamber of Mines of So. Africa, Research report 10/81, January 1981.
- [6] Bęben A.: Maszyny i urządzenia do wybranych technologii urabiania surowców skalnych. Wydawnictwo „Śląsk”, Katowice 1998.
- [7] Bieron A.I.: Riezanie uгля. Gosgortiechizdat, 1962.
- [8] Bilgin N., Tumac D., Feridunoglu C., Karakas A.R., Akgul M.: The performance of a roadheader in high strength rock formations in Küçüksu tunnel. *Underground Space Use: Analysis of the Past and Lessons for the Future-* Erdem & Solak (eds). 2005 Taylor & Francis Group. London, ISBN 04 1537452 9.
- [9] Cerchar - Centre d' Etudes et Recherches de Charbonnages de France (1986): The Cerchar Abrasiveness Index.- 12 S., Verneuil.
- [10] Chungchoo C., Saini D.: On-line tool wear estimation in CNC turning operations using fuzzy neural network model. *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 42 (2002) 29-40.

- [11] Davies E., Dalziel J.A.: Investigations into the effect of blunting a wedge shaped tool. MRE Report, nr 2168, 1960.
- [12] Evans I., Pomeroy C. D.: The strength, fracture and workability of coal. 1st Edn., Pergamon Press, London 1966.
- [13] Evans I.: Basic Mechanics of the Point-Attack Pick. Colliery Guardian, May 1984.
- [14] Exner H. E., Gurland J.: A review of parameters influencing some mechanical properties of tungsten carbide-cobalt alloys. Powder Metall. 13. Pp. 13-21, 1970.
- [15] Ezugwu E.O., Fadare D.A., Bonney J., Da Silva R.B., Sales W.F.: Modelling the correlation between cutting and process parameters in high-speed machining of Inconel 718 alloy using an artificial neural network. International Journal of Machine Tools & Manufacture 45 (2005) 1375–1385. Elsevier.
- [16] Fahning E.: Schnittkraft- und Verschleißuntersuchungen mit mehreren Meißeltypen an Hartsalz. Diss. Bergakademie Freiberg, 1979.
- [17] Gajewski J.: Koncepcja oceny stanu ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej do urabiania. Eksploatacja i Niezawodność nr 2/2005, Polskie Naukowo-Techniczne Towarzystwo Eksploatacyjne, Warszawa 2005, str. 23-25.
- [18] Gajewski J., Jonak J.: Metoda oceny stanu ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej do urabiania, Czasopismo Techniczne, 1/2006, str.113-120.
- [19] Gajewski J., Jonak J.: Prognozowanie obciążenia narzędzi urabiających z wykorzystaniem sieci neuronowych, CMS'05; V Konferencja: Computer Methods and Systems, Kraków 2005, str. 37-41.
- [20] Gajewski J., Jonak J.: Utilisation of neural networks to identify the status of the cutting tool point, Tunnelling and Underground Space Technology incorporating Trenchless Technology Research, volume 21, issue 2, pp. 180-184, March 2006.
- [21] Gajewski, J. Jonak: Klasyfikacja sygnałów siły skrawania za pomocą sieci neuronowej, Eksploatacja i Niezawodność nr 2/2004, Polskie Naukowo-Techniczne Towarzystwo Eksploatacyjne, Warszawa 2004, str. 24-27.
- [22] Gajewski J., Jonak J.: Wykorzystanie SSN do oceny stanu ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej, XX Konferencja Naukowa PROBLEMY ROZWOJU MASZYN ROBOCZYCH, Zakopane 2007.
- [23] Gajewski J., Wydro T., Syta A., Nieoczym A.: Metoda badań zużycia narzędzi zamontowanych na głowicy urabiającej. Przegląd Mechaniczny, nr 12'06,

Suplement: „Technologiczne systemy informacyjne w inżynierii produkcji i współczesne technologie w budowie maszyn”, s. 56-58.

- [24] Gawlik J., Karbowski K.: Matematyczne modelowanie procesu zużycia narzędzi skrawających. Nadzorowanie stanu narzędzi. Politechnika Krakowska, Monografia nr 231, s. Mechanika, Kraków 1998.
- [25] Gee MG., Fang L., Roebuck B.: Mechanisms of wear in the high stress abrasion of WC/Co hardmetals. EURO PM'99 Conference on Advances in Hard materials Production. Turin, 1999, pp. 320- 326.
- [26] Gehring K.: Möglichkeiten zur Berteilung des Arbeitsveraltens von Werkzeugen zur schneiden Gesteinsbearbeitung. Berg und Hüttenmännische Monastshefte MH 10, 1973.
- [27] Giza T.: Zużycie narzędzi skrawających kombajnów ścianowych jako czynnik wzrostu mocy urabiania węgla. Zeszyty naukowe Politechniki Śląskiej, seria: Górnictwo, nr kol. 1159, Gliwice, 1992, s. 97-115.
- [28] Gospodarczyk P., Kotwica K.: Nowoczesne rozwiązania głowic urabiających dla kombajnów chodnikowych. Zakłady Naprawcze Przemysłu Węglowego REMAG. 60 lat Remag- Mat. Sympozjum nt.: „Kombajny Chodnikowe”. Katowice, wrzesień 2006r, s. 63-92.
- [29] Hurt K.G., Laidlaw D.D.: Laboratory comparison of the rock cutting tools. Tunnels and Tunneling, May 1979.
- [30] Issam Abu-Mahfouz: : Drill flank wear estimation using supervised vector quantization neural network. Neural Comput & Applic (2005) 14: 167–175. Springer-Verlag London Limited 2005.
- [31] Issam Abu-Mahfouz: Drilling wear detection and classification using vibration signals and artificial neural network. International Journal of Machine Tools & Manufacture 43 (2003), s. 707–720.
- [32] Jagiełło A.: Kombajn ARM 1100 do urabiania niskich pokładów rud. III Międzynarodowa Konferencja Techniki Urabiania 2003.
- [33] Jonak J.: Application of spectroscopic (Fourier's) analysis for the evaluation of rock cutting processes. Archives of Mining Sciences 45, 1 (2000), pp. 101-109.

- [34] Jonak J., Gajewski J., Osiecki T.: Analiza czynników mających wpływ na kształtowanie się zużycia narzędzi górniczych. Mat. Sympozjum pt.: „Kombajny chodnikowe”. Remag- 60 lat, Katowice, wrzesień 2006r, s. 103-107.
- [35] J. Jonak, J. Gajewski: Identification of ripping tool types with the use of characteristic statistical parameters of time graphs, Tunnelling and Underground Space Technology, volume 23, issue 1, pp. 18-24, January 2008.
- [36] Jonak J., Gajewski J.: Identifying the cutting tool type used in excavations using neural networks, Tunnelling and Underground Space Technology incorporating Trenchless Technology Research, volume 21, issue 2, pp. 185-189, March 2006.
- [37] Jonak J., Podgórski J., Gajewski J.: Badania numeryczne wpływu wartości kąta natarcia ostrza na proces formowania wióra podczas skrawania materiałów kruchych, Eksploatacja i Niezawodność nr 4/2004, Polskie Naukowo-Techniczne Towarzystwo Eksploatacyjne, Warszawa 2004, str. 5-8.
- [38] Jonak J., Prostański D., Szkudlarek Z.: Analiza możliwości wykorzystania sieci neuronowych w badaniach stanu obrotowych noży stożkowych. Mechanizacja i Automatyzacja Górnictwa. 10/383, 2003. Katowice, s.5÷7.
- [39] Jonak J., Szkudlarek Z., Prostański D.: Propozycja wykorzystania sieci neuronowych w identyfikacji ruchów roboczych kombajnu chodnikowego. Monografia „KOMTECH 2003”. Szczyrk, 17÷19.11.2003 r., s.179÷182.
- [40] Jonak J., Zubrzycki J., Podgórski J.: Analiza numeryczna strefy formowania wióra- wybrane problemy. III Międzynarodowa Konferencja Techniki Urabiania 2003. Kraków- Krynica, 16÷19.09.03.
- [41] Jonak J.: Identyfikacja stanu ostrza z wykorzystaniem sieci neuronowej. IV Krajowa Konferencja „Metody i systemy komputerowe w badaniach naukowych i projektowaniu inżynierskim”- (MSK’03), Kraków 26 - 28.11.2003 r.
- [42] Jonak J.: Identyfikacja typu noża urabiającego z wykorzystaniem sieci neuronowej. Problemy Rozwoju Maszyn Roboczych- Zakopane’04. SYSTEMS- Journal of Transdisciplinary Systems Science, vol. 8, Special Issue, 2003, s. 191-197.
- [43] Jonak J.: Możliwości wykorzystania sieci neuronowych do prognozowania obciążenia narzędzi urabiających. Materiały Konf. nt.: Problemy Rozwoju Maszyn Roboczych, Zakopane 2003.

- [44] Jonak J.: Possibility of neural network application for predicting the load on excavating machines. *Journal of Mining Science* 38(4), July-August 2002, pp. 397-401. Kluwer Academic/Plenum Publishers.
- [45] Jonak J.: Teoretyczne podstawy urabiania skał stożkowymi nożami obrotowymi. Wydawnictwa Uczelniane Politechniki Lubelskiej. Lublin 1998.
- [46] Jonak J.: Urabianie skał głowicami wielonarzędziowymi. Wyd. Naukowe „Śląsk” Sp. Z o.o. Katowice 2001.
- [47] Jonak J.: Use of Artificial Intelligence in the Automation of Rock Cutting by Mining Machines. *Journal of Mining Science*, 38 (3) 2002, pp. 270- 277. Kluwer Academic/Plenum Publishers.
- [48] Jonak J.: Wpływ parametrów noży stożkowych na efekty urabiania skał. *Archiwum Górnictwa*, Vol. 43, 1998, Issue2, s. 291-314.
- [49] Katalog firmy Voest- Alpine Bergtechnik (Technika Górnicza i Tunelowa Sp. Z.O.O., Katowice).
- [50] Katalog: Rundschafmeissel. KRUPP WIDIA.
- [51] Katalog: Construction Tools. KENNAMETAL.
- [52] Katalog: Construction Tools. Sandvik Mineral and Ground Engineering Tools. SANDVIK ROCK TOOLS.
- [53] Katalog: Kennametal Mining Products. KENNAMETAL.
- [54] Katalog: Mining Tools. Sandvik Mineral and Ground Engineering Tools. SANDVIK ROCK TOOLS.
- [55] Katalog: Noże promieniowe do kombajnów węglowych. Fabryka Sprzętu i Narzędzi Górniczych FASING S.A.
- [56] Katalog: Płytki Z Węglików Spiekanych Do Narzędzi Górniczych. BAILDONIT – Spółka z o. o.
- [57] Katalog: Płytki Z Węglików Spiekanych Do Narzędzi Górniczych. BAILDONIT-Huta Baildon.
- [58] Katalog: Systemy noży i uchwytów do kombajnów górniczych oraz narzędzi do wierceń obrotowych. BOART LONGYEAR.
- [59] Kenny P., Johnson S.N.: The effect of Wear on the Performance of Mineral- cutting Tools. *Colliery Guardian*, June, 1976, s. 246-252.

- [60] Khair A. W., 1996, "The Effects of Cutting Tool Design on Respirable Dust Generation" Proc. International Scientific and Technical Conference on Respirable Dust Hazard Control in the World Mining Industry, Szczyrk, Poland, Sept. 17-19, pp.79-87.
- [61] Klich A., Gospodarczyk P., Kalukiewicz A., Kotwica K., Pawlik K.: Maszyny i urządzenia dla inżynierii budownictwa podziemnego. Wyd. Śląsk, Katowice 1999r.
- [62] Kolaska H., Ettmayer P.: Moderne Hartmetalle, Bedeutung, Verfahren und Anwendung. Materials Powder Technology. PTM'93. Dresden, PM- Tagung 23-26.03.1993. s. 805.
- [63] Krapiw M. G.: Gornyje instrumenty. Moskwa „Niedra”, 1979.
- [64] Krauze K., Klempka R., Jankowski Z.: Wpływ geometrii noża styczno-obrotowego na ruchowe kąty skrawania. II Międzynarodowa Konferencja Techniki Urabiania 2002, Kraków- Krynica, Wrzesień 2002, s. 415-426.
- [65] Kosmol J., Sokołowski A.: Analiza wibroakustyczna w dziedzinie czasu jako metoda poszukiwania symptomów zużycia ostrza skrawającego. Zeszyty naukowe Politechniki Śląskiej, seria: Mechanika z. 113, nr kol. 1198, Gliwice, 1993, s. 185-191.
- [66] Lange W., Frenyo P.: Kryteria doboru kombajnów chodnikowych. Materiały Konferencyjne, CMG KOMAG, KBN, Komisja Wspólnot Europejskich, Szczyrk 1993, s. XVI, pp. 1-5.
- [67] Larsen- Basse J.: Wear of hard – metals in rock drilling: a survey of the literature. Powder Metall 1973; 16, pp. 1-32.
- [68] Lisovsky A. F.: New grades of hardmetals for a rock cutting tools. Powder Metallurgy and Metal Ceramics, Vol. 41, Nos. 7-8, 2002, pp. 400-435.
- [69] Mrozek B.: Projektowanie regulatorów rozmytych w środowisku MATLAB-Simulink, Pomiar Automatyka Robotyka, 11/2006, s. 5-12.
- [70] Muro T., Takegaki Y., Yoshikawa K.: Impact cutting property of rock material using a point attack bit. Journal of Terramechanics, Vol. 34, No 2, pp. 83-108, 1997, Elsevier.
- [71] Nishimatsu Y.: The mechanics of rock cutting. Int. J. Rock Mech. Min. Sci. 9, 261-270 (1972).

- [72] Oczoś K., Lipski J.: Zastosowanie analizy harmoniczej do nadzorowania narzędzi skrawających. *Mechanik*, nr 7, 1991, s. 245-247.
- [73] Opolski T.: Urabianie mechaniczne i fizyczne skał. Wydawnictwo „Śląsk”, Katowice 1982.
- [74] Osburn H. J.: Wear of rock cutting tools. *Powder Metal* 12. 471- 502. 1969.
- [75] Osowski S.: Sieci neuronowe do przetwarzania informacji, Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2000 r.
- [76] Plinninger R. J., G. Spaun, K. Thuro: Prediction and classification of tool wear in drill and blast tunneling. *Engineering Geology for Developing Countries - Proceedings of 9th Congress of the International Association for Engineering Geology and the Environment*. Durban, South Africa, 16 - 20 September 2002 - J. L. van Rooy and C. A. Jermy, editors.
- [77] Plinninger R. J., Käsling H., Thuro K.: Wear Prediction in Hardrock Excavation. Using the CERCHAR Abrasiveness Index (CAI). *EUROCK 2004 & 53rd Geomechanics Colloquium*. Schubert (ed.). 2004 VGE.
- [78] Plinninger, R.J., Thuro, K., Bruehlheide, TH.: Geotechnische Auswirkungen von Inhomogenitäten im Keupersandstein auf Tunnelvortriebe der U-Bahn Nürnberg. *Berichte von der 12. Nat. Tag. Ing.-Geol.*, 12.-16. April 1999, Halle (Saale), Fachsektion Ingenieurgeologie, 326-336.
- [79] Pomeroy C.D.: The Breakage of Coal by Wedge Action. Factors influencing breakage by any given shape of tool. *Colliery Guardian*, November 21, 1963, pp. 642-648.
- [80] Prostański D., Jonak J.: Sieci neuronowe w badaniach procesu urabiania skał. *Prace naukowe- monografie CMG KOMAG*, nr 1, Gliwice 2003.
- [81] Przybylski L.: Strategia doboru warunków obróbki współczesnymi narzędziami. *Toczenie- wiercenie- Frezowanie*. Wydawnictwo Politechniki Krakowskiej, Kraków 2000.
- [82] Roepke W. W.: Coal cutting research slashes dust. *Coal Mining & Processing*, October 1983.
- [83] Roxborough F.F.: Mechanical excavation. In: „Selected papers relating to research in the field of mine mechanization”. The University of New South Wales Department of Mining Engineering. 1994.

- [84] Roxborough F.F.: Breaking coal and rock. Australasian Coal Mining Practice (chapter 9).
- [85] Rutkowska D., Piliński M., Rutkowski L.: Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte. Wydawnictwo Naukowe PWN. Warszawa 1999.
- [86] Rutkowski L.: Metody i techniki sztucznej inteligencji. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2006.
- [87] Scharp E.: Tool monitoring keeps an eye on automated turning. "American Machinist", October 1993, s. 57-59.
- [88] Schimazek J., Knatz H.: Der Einfluß des Gesteinsaufbaus auf die Schnittgeschwindigkeit und Meißelverschleiß von Streckenvortriebsmaschinen. Glückauf 106 (1970) nr 6, pp. 274-278.
- [89] Serkan Yilmaz, Cem Demircioglu, Serhat Akin: Application of artificial neural networks to optimum bit selection. Computers & Geosciences 28 (2002) 261–269.
- [90] Sigl LS., Exner HE.: Experimental study of the mechanics of fracture in WC-Co alloys. Metall Trans. 1987; 18A: pp. 1299-1308.
- [91] Sikora W., Cheluszka P., Giza T., Sobota P., Mann R., Osadnik J.: Określenie sił i energochłonności urabiania nożami stożkowymi. Wyd. Pol. Śląskiej, Gliwice 2000, s. 331.
- [92] Sokołowski A., Czyszpak T.: Systemy logiki rozmytej- struktura i konstruowanie. Prace Naukowe Katedry Budowy Maszyn Politechniki Śląskiej, 1/2003, Gliwice, s. 55-66.
- [93] Spur G., Krüger J., Suwalski L., Straubinger W., Heinrich A.: CNC- integrierte Werkzeugüberwachung. „ZwF“ 88, 1993. Nr. 9, s. 389-391.
- [94] Stateczny A., Praczyk T.: Sztuczne sieci neuronowe w rozpoznawaniu obiektów morskich. Gdańskie Towarzystwo Naukowe, Gdynia 2002.
- [95] Statistica Electronic Manual, Statistica 7.1, StatSoft.
- [96] Syta A., Gajewski J., Litak G., Jonak J.: Analiza nieliniowa szeregu czasowego mocy urabiania głowicą wielonarzędziową. Przegląd Mechaniczny, nr 12'06, Suplement: VII Konferencja Naukowa i V Sympozjum Doktoranckie: „Technologiczne systemy informacyjne w inżynierii produkcji i współczesnej technologie w budowie maszyn”, 5 – 7 listopada 2006 r. Kazimierz Dolny.

- [97] Ścieszka S.F.: The wear transition as means for hardmetal fracture toughness evaluation. *Int. Journal of Refractory Metals & Hard Materials* 19 (2001) pp. 101-108.
- [98] Thuro K., Plinninger R.J.: Roadheader excavation performance- geological and geotechnical influences. 9th ISRM Congress Paris, August, 25th- 28th, 1999-Theme 3: Rock dynamics and tectonophysics/Rock cutting and drilling.
- [99] Thuro K.: Drillability prediction - geological influences in hard rock drill and blast tunneling. *Geol. Rundsch.* (1997) 86: 426 - 438, Offprint 426 with Contributions to "Prediction in geology", Vrije Universiteit Amsterdam, February, 22nd-24th 1996.
- [100] Thuro, K., Plinninger, R.J.: Geologisch-geotechnische Grenzfälle beim Einsatz von Teilschnittmaschinen. *Felsbau*, 16 (1998) nr 5: s. 358-366, Essen (Glückauf).
- [101] Topczijew A.W., Szuris N.A.: *Maszyny dla oczyszczających i przygotowawczych robot. Gosgortiechizdat*, 1962.
- [102] Urbaniak M.: System oceny użytkowych właściwości ściernic. *Zeszyty Naukowe Politechniki Łódzkiej*, Nr 913, *Rozprawy naukowe*, z.315, Łódź 2003.
- [103] Vašek J.: Kierunki rozwoju narzędzi tnących. W monografii : „Nowoczesne, niezawodne i bezpieczne systemy mechaniczne w świetle wymagań Unii Europejskiej. KOMTECH’03, Szczyrk 2003r., s. 165-178.
- [104] Vašek J.: Stan krytyczny narzędzi skrawających maszyn urabiających. Monografia: „Systemy ograniczające zagrożenia w procesach eksploatacji maszyn i urządzeń” T.II, s. 65-74. KOMTCH- Zakopane’05. 60 lat KOMAG.
- [105] Wingquist C.F., Hanson B.D., Roepke W., Myren T.: Conical Bit Rotation as a Function of selected Cutting Parameters. US Department of The Interior, Bureau Of Mines, RI 8983, 1985.
- [106] World Wide Web: <http://home.agh.edu.pl/~tad/>, <http://www.mathworks.com>, <http://www.statsoft.pl/>.
- [107] Zhou J. M., Andersson M., Stahl J. E.: The monitoring of flank wear on the CBN tool in the hard turning process. *Int. J Adv. Manuf. Technol.* (2003) 22: 697–702.
- [108] Zubrzycki J., Jonak J.: Numeryczno- eksperymentalne badania wpływu powierzchni natarcia ostrza na obciążenie noża skrawającego naturalny materiał kruchy. Monografia, LTN, Lublin 2003.

- [109] Żurada J., Barski M., Jędruch W.: Sztuczne sieci neuronowe. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 1996.
- [110] PRACA DOKTORSKA: Gajewski J.: Ocena stanu ostrzy noży głowicy wielonarzędziowej do urabiania węgla, Politechnika Lubelska, Wydział Mechaniczny, Lublin 2008.
- [111] RAPORT KOŃCOWY: Projekt badawczy promotorski MNiSW nr N 501 035 31/2504.
- [112] RAPORT KOŃCOWY: Projekt badawczy MNiSW nr 4 T12A 054 28.

STRESZCZENIE

Praca przedstawia próbę identyfikacji stanu ostrzy i typu noży pracujących zespołowo na głowicy wielonarzędziowej z wykorzystaniem nowej metody.

W monografii zaprezentowano ponadto zagadnienia związane z elementarnymi procesami zachodzącymi podczas urabiania skał głowicami wielonarzędziowymi.

Monografia prezentuje rezultaty badań nad wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych do oceny typu i stanu ostrza narzędzi pracujących na wielonarzędziowej głowicy kombajnów urabiających.

Zarejestrowano przebiegi czasowe momentu i mocy urabiania głowicą wielonarzędziową z zamontowanymi narzędziami promieniowymi oraz styczno- obrotowymi. Zaprezentowano stanowisko badawcze oraz przebieg badań laboratoryjnych.

Badania obejmowały urabianie nożami ostrymi oraz częściowo zużytymi o różnej geometrii. W celu ograniczenia czynników wpływających na przebieg procesu urabiania, w eksperymencie posłużono się modelową bryłą skalną.

Pozyskane przebiegi czasowe wykorzystano jako zmienne wejściowe do sztucznej sieci neuronowej. W tym celu wyznaczono parametry statystyczne sygnałów mocy i momentu urabiania: wariancję, skośność, kurtozę. Zmienną wyjściową SSN był stan ostrzy noży urabiających (ostre lub stępione). Do analiz wykorzystano modele sieci o radialnych funkcjach bazowych, o strukturze perceptronu wielowarstwowego oraz rozmyte sieci neuronowe, sprawdzone w dotychczasowych badaniach rozpoznawczych.

Na zakończenie niniejszej publikacji zamieszczono propozycje dalszych kierunków badań.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS IN EXCAVATING TOOLS AND HEADS RESEARCH

ABSTRACT

The publication presents an attempt to identify the status and type of cutters working as an assembly on a multi-tool head with the use of a new method.

In the book there is also presented basic problems related to elementary process occurring during rock excavating with the use of multi-tool head.

The monograph presents results of research on utilising artificial neural networks to identify type and point's status cutting tools used in multi-tool excavating heads of mechanical coal miners.

The time courses of mining torque and power for a multi-tool head with installed radial and tangent- rotational tools were recorded. The test rig scheme and laboratory studies were presented.

The tests covered mining with sharp and partially blunt cutters. In order to limit the variables influencing the excavating process, a model rock was used for the experiment.

The received time courses were used as input variables for the Artificial Neural Network. For this purpose, mining power and torque signals statistical parameters were established: variance, skewness, and kurtosis. The status of mining cutters (sharp or worn) was the input variable Artificial Neural Network. The Radial Basis Function (RBF) networks, Multilayer Perceptron (MLP) structure networks and Fuzzy Neural Networks (FNN), verified in the previous identification tests, were used for analysis.

At the end of the publication the proposals for directions of further research work were given.