



POLISH ACADEMY OF SCIENCES - COMMITTEE OF MATERIALS SCIENCE
SILESIA UNIVERSITY OF TECHNOLOGY OF GLIWICE
INSTITUTE OF ENGINEERING MATERIALS AND BIOMATERIALS
ASSOCIATION OF ALUMNI OF SILESIA UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Conference
Proceedings

12th INTERNATIONAL SCIENTIFIC CONFERENCE
ACHIEVEMENTS IN MECHANICAL & MATERIALS ENGINEERING

Analiza wpływu pierwiastków stopowych na hartowność stali *)

W. Sitek, L.A. Dobrzański

Zakład Technologii Procesów Materiałowych i Technik Komputerowych w Materiałoznawstwie,
Instytut Materiałów Inżynierskich i Biomedycznych, Politechnika Śląska
ul. Konarskiego 18a, 44-100 Gliwice, Poland

W pracy przedstawiono wyniki badań nad opracowaniem modeli sztucznych sieci neuronowych, pozwalających na wyznaczenie przebiegu krzywej hartowności Jominy'ego na podstawie składu chemicznego stali konstrukcyjnych i maszynowych do ulepszania cieplnego i stali stopowych maszynowych do nawęglania. Modele sieci neuronowych prezentowane w pracy opracowano na podstawie wyników ponad 1000 prób doświadczalnych, w których wykonano badania składu chemicznego stali oraz odpowiadające im krzywe hartowności Jominy'ego. Opracowano kilkaset modeli sieci, które poddano weryfikacji. Ponadto przedstawiono przykład zastosowania opracowanych modeli do analizy wpływu zmian stężenia chromu na zmianę przebiegu krzywej hartowności przy stałym stężeniu pozostałych pierwiastków.

1. WPROWADZENIE

Hartowność stanowi jedno z głównych kryteriów doboru stali na elementy konstrukcyjne, a jej określenie umożliwia zapewnienie założonego rozkładu własności na przekroju elementu obrobionego cieplnie. Zależy ona głównie od składu chemicznego stali, przy założeniu, że wielkość ziarna austenitu pierwotnego, przy zachowaniu typowych warunków hartowania, nie ulega istotnym wahaniom. W literaturze znaleźć można liczne alternatywne, numeryczne metody określania hartowności [1-6]. Przeglądu oraz porównania tych metod dokonano w pracach [7, 8]. Wyniki tych prac wskazują, że wykorzystanie różnych metod obliczeniowych dla stali o tym samym składzie chemicznym, powoduje uzyskiwanie zróżnicowanych wyników oceny hartowności. Niepełna trafność przyjętego modelu matematycznego jak i błędy popełnione w trakcie badania hartowności metodą chłodzenia od czoła w próbie Jominy'ego wpływają często na rozbieżność wyników obliczeń z danymi doświadczalnymi zamieszczonymi w literaturze, normach i katalogach stali. Dlatego też podjęto prace własne nad opracowaniem nowej metody modelowania hartowności [8-11], a niniejsza praca jest ich kontynuacją i rozwinięciem. W metodzie tej dokonywano wstępnej klasyfikacji stali ze względu na skład chemiczny na trzy grupy stali o dużej, średniej i małej hartowności, odpowiednio dla stali do ulepszania cieplnego i stali do nawęglania. Niedogodnością tej

*) Autorzy uczestniczą w realizacji projektu CEEPUS Nr PL-013/03-04 kierowanego przez Prof. L.A. Dobrzańskiego

metody jest konieczność dysponowania sześcioma modelami sieci neuronowej dla każdej z trzech klas dwóch wymienionych grup stali. W pracach [10-11] przedstawiono możliwości zastosowania sieci neuronowych do analizy wpływu wybranych pierwiastków na hartowność stali. Jednakże w tym przypadku, możliwa jest analiza wyłącznie w ograniczonym zakresie stężeń pierwiastków stopowych odpowiadającym każdej z klas stali. Niniejsza praca przedstawia wyniki dalszych badań nad opracowaniem uniwersalnego, jednego modelu sieci neuronowej do przewidywania krzywej hartowności Jominy'ego.

2. MATERIAŁ I METODYKA BADAŃ

Podstawę do zaprojektowania sieci neuronowych stanowią wyniki badań eksperymentalnych obejmujące informacje o składach chemicznych oraz odpowiadających im krzywych hartowności Jominy'ego ok. 1000 wytopów różnych gatunków stali. Założono, że obróbka cieplna każdego z wytopów stali poddanego badaniom eksperymentalnym jest wykonana w optymalnych warunkach, a wielkość ziarna wynosi 7 wg skali ASTM. Zbiór danych doświadczalnych obejmuje wyniki badań doświadczalnych krzywych hartowności Jominy'ego oraz informacje o stężeniu sześciu podstawowych pierwiastków stopowych występujących w grupie stali do ulepszania cieplnego i nawęglania tj. C, Mn, Si, Cr, Ni i Mo.

3. PROJEKTOWANIE SIECI NEURONOWYCH

Ostatecznie wykorzystano 1074 serie danych eksperymentalnych, które podzielono na dwie grupy. Pierwszą z nich zawierającą 847 serii wykorzystano do generowania i uczenia sieci neuronowej. Drugą grupę, stanowiącą pozostałe 227 serii, wykorzystano do testowania i wyboru najlepszej sieci. Podziału dokonano w sposób losowy przy zachowaniu odpowiednich proporcji tzn. do testowania sieci użyto ok. 25% dostępnych danych z każdego gatunku. Podziału danych dokonano w celu zweryfikowania działania sieci dla danych, które nie były prezentowane w procesie uczenia ani walidacji. Pozwala to na wykluczenie przypadkowości oraz pełne uwiarygodnienie uzyskanych wyników.

Do zaprojektowania, uczenia i testowania sieci neuronowych wykorzystano program STATISTICA Neural Networks wersji 4.0 F firmy StatSoft. Przy jego zastosowaniu wygenerowano kilkaset sieci neuronowych o różnej liczbie neuronów w warstwach ukrytych, które poddano uczeniu metodą wstecznej propagacji błędów przy liczbie epok od 100 do 10000 i współczynniku uczenia od 0,01 do 0,1. W strukturze każdej z analizowanych sieci ustalono 6 neuronów wejściowych odpowiadających podstawowym pierwiastkom stopowym występującym w tych grupach stali tj. C, Mn, Si, Cr, Ni i Mo oraz 15 neuronów wyjściowych odpowiadających kolejnym twardościom na krzywej Jominy. Uzyskane w ten sposób sieci neuronowe poddano weryfikacji na podstawie zbioru danych, który stanowi 227 serii testowych. Po wykonaniu obliczeń krzywych hartowności (jako twardości w kolejnych 15 punktach na krzywej Jominy'ego) z zastosowaniem wymienionych sieci neuronowych, porównano je z wynikami doświadczalnymi dla poszczególnych wytopów. Ostatecznie do dalszych obliczeń wybrano trzy sieci typu perceptron wielowarstwowy z dwoma warstwami ukrytymi o strukturach 6-5-8-15 (oznaczonej dalej **5_8**) i 6-7-7-15 (oznaczonej dalej **7_7**) wykazujące średni błąd obliczeń 1,64 HRC oraz 6-8-8-15 (oznaczonej dalej **8_8**) o błędzie 1,63 HRC. Uzyskane wyniki wskazują ich przydatność do modelowania hartowności stali.

4. PRZYKŁAD ZASTOSOWANIA OPRACOWANYCH SIECI NEURONOWYCH

Opracowane modele sieci neuronowych zastosowano do analizy wpływu wybranych pierwiastków na hartowność. W analizie tej posłużono się specjalnie do tego celu opracowanymi, modelowymi składami chemicznymi stali maszynowej do ulepszania cieplnego (tablica 1) oraz do nawęglania (tablica 2), których wcześniej nie używano ani do uczenia ani do testowania sieci neuronowych. Podstawowym warunkiem jest występowanie stężeń poszczególnych pierwiastków stopowych w zakresie podanym w tablicach 3 i 4, wynikającym ze stężeń pierwiastków stopowych stali użytych do uczenia i testowania opracowanych sieci neuronowych.

Tablica 1. Modelowy skład chemiczny stali maszynowej do ulepszania cieplnego.

Nr składu	Stężenie masowe pierwiastka, %					
	C	Mn	Si	Cr	Ni	Mo
1.0	0,36	0,58	0,33	0,2	0,9	0,18
1.1	0,36	0,58	0,33	0,3	0,9	0,18
1.2	0,36	0,58	0,33	0,4	0,9	0,18
1.3	0,36	0,58	0,33	0,5	0,9	0,18
1.4	0,36	0,58	0,33	0,6	0,9	0,18

Tablica 2. Modelowy skład chemiczny stali maszynowej do nawęglania.

Nr składu	Stężenie masowe pierwiastka, %					
	C	Mn	Si	Cr	Ni	Mo
2.0	0,15	0,7	0,25	1	0,15	0,15
2.1	0,15	0,7	0,25	1,1	0,15	0,15
2.2	0,15	0,7	0,25	1,2	0,15	0,15
2.3	0,15	0,7	0,25	1,3	0,15	0,15
2.4	0,15	0,7	0,25	1,4	0,15	0,15

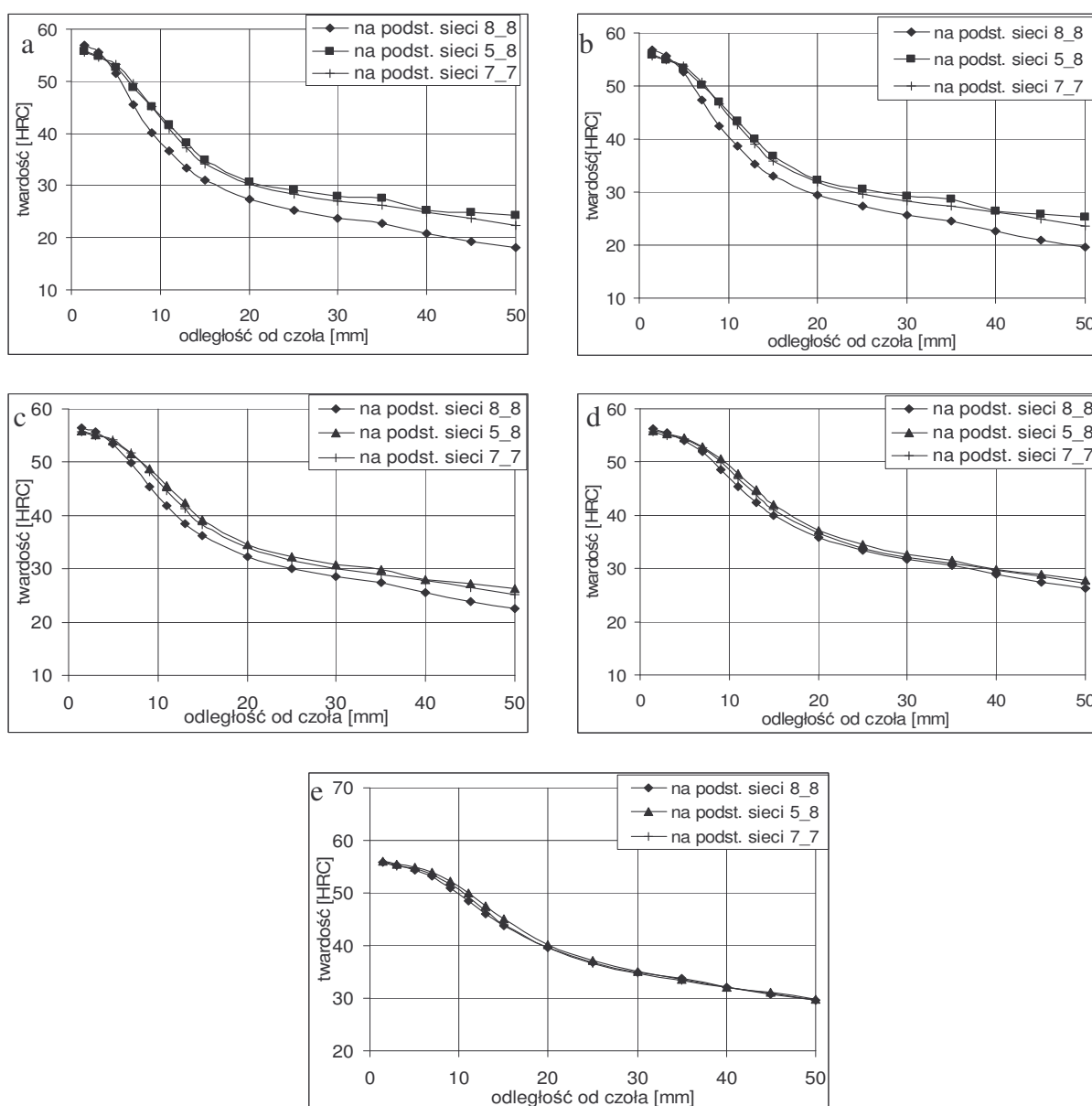
Tablica 3. Graniczne stężenia pierwiastków stopowych stali maszynowych do ulepszania cieplnego zalecane do stosowania z opracowanymi modelami sieci neuronowych.

	Stężenie masowe pierwiastka, %					
	C	Mn	Si	Cr	Ni	Mo
Minimalne	0,2	0,41	0,14	0,01	0,03	0,01
Maksymalne	0,51	1,85	1,4	1,7	1,84	0,33

Tablica 4. Graniczne stężenia pierwiastków stopowych stali maszynowych do nawęglania zalecane do stosowania z opracowanymi modelami sieci neuronowych.

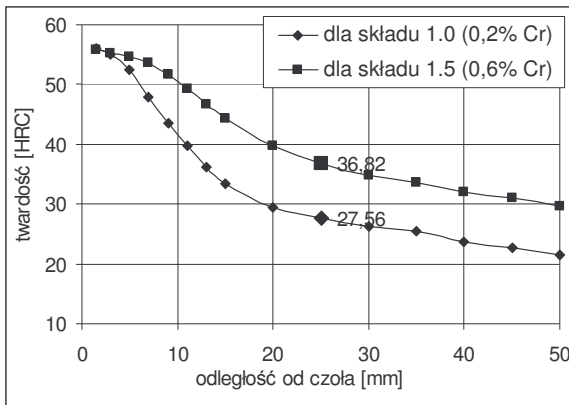
	Stężenie masowe pierwiastka, %					
	C	Mn	Si	Cr	Ni	Mo
Minimalne	0,12	0,4	0,12	0,4	0,05	0,01
Maksymalne	0,27	1,44	0,42	1,79	1,64	0,36

Następnie dla składów chemicznych podanych w tablicy 1 i 2 przy zastosowaniu sieci neuronowych 8_8, 5_8, i 7_7 przeprowadzono obliczenia krzywych hartowności. Uzyskane wyniki dla stali do ulepszania cieplnego przedstawiono graficznie na rysunku 3.

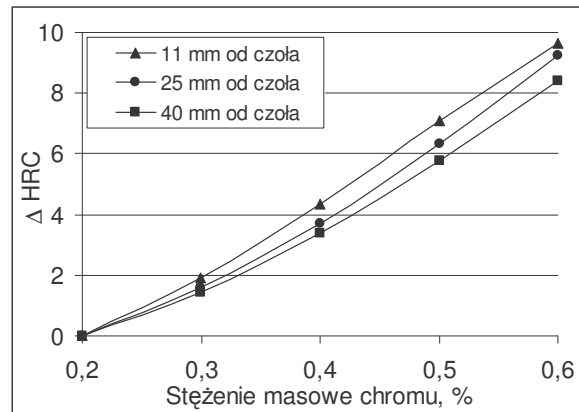


Rysunek 3. Krzywe hartowności obliczone z zastosowaniem opracowanych sieci neuronowych dla składów chemicznych z tabelicy 4: a) skład 1.1, b) skład 1.2, c) skład 1.3, d) skład 1.4, e) skład 1.5

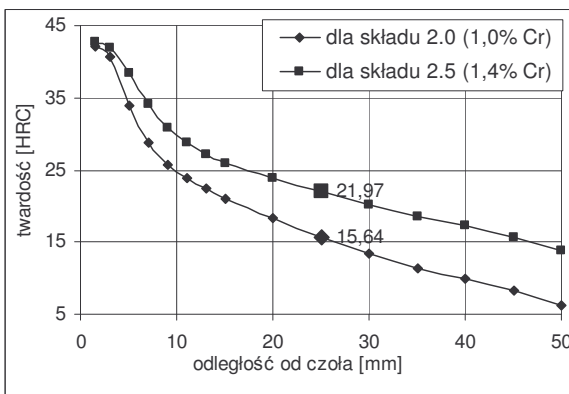
Krzywe hartowności z rysunku 3 nieznacznie różnią się między sobą. Dlatego też w dalszych badaniach posłużono się wynikami uśrednionymi twardości otrzymanymi na wyjściu każdej z sieci neuronowych. Korzystając z prezentowanych wyników można zbadać wpływ zmian stężenia chromu na zmiany twardości stali po hartowaniu. Na rysunku 4 przedstawiono uśrednione krzywe hartowności stali do ulepszania cieplnego obliczone dla składów 1.0 i 1.5 (tablica 1), a na rysunku 5 przedstawiono wykres zależności średniej twardości od stężenia chromu w odległościach 11, 25 i 40 mm od czoła próbki. Analogiczne wyniki dla stali do nawęglania przedstawiono na rysunkach 6 i 7.



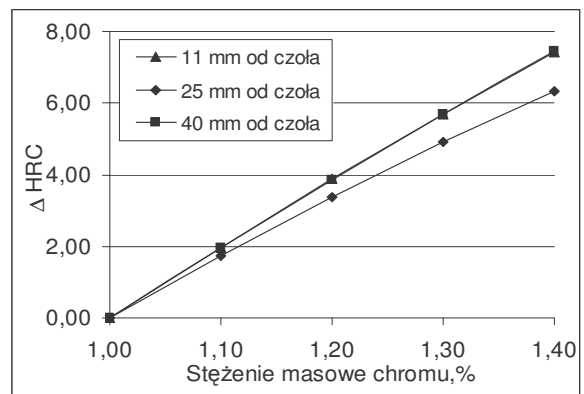
Rysunek 4. Krzywe hartowności obliczone dla stali o składach modelowych nr 1.0 i 1.5 (tablica 1).



Rysunek 5. Wpływ stężenia chromu na przyrost twardości w podanych odległościach od czoła próbki (na podstawie składów chemicznych z tablicy 1)

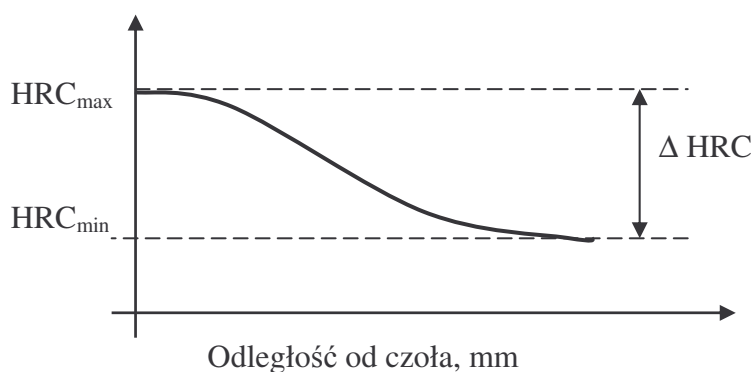


Rysunek 6. Krzywe hartowności obliczone dla stali o składach modelowych nr 2.0 i 2.5 (tablica 2).



Rysunek 7. Wpływ stężenia chromu na przyrost twardości w podanych odległościach od czoła próbki (na podstawie składów chemicznych z tablicy 2)

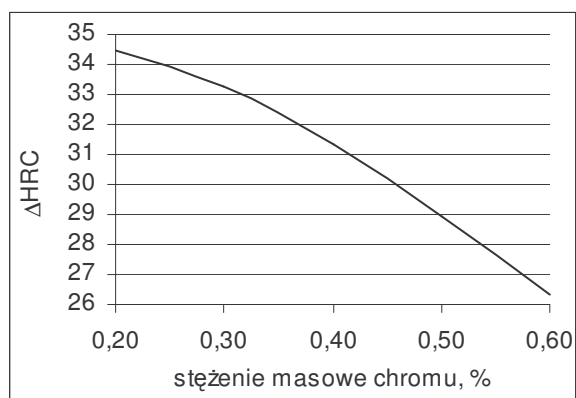
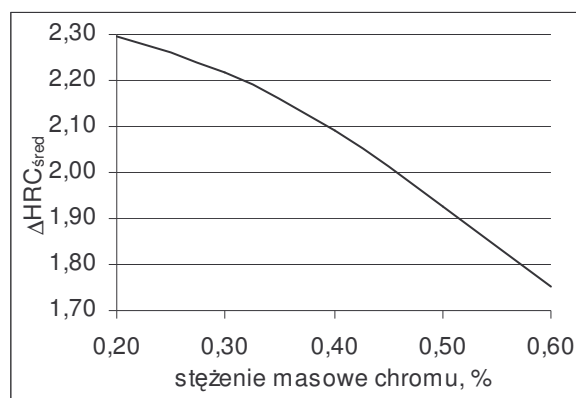
Ponadto z wykorzystaniem opracowanych sieci neuronowych dokonano analizy wpływu stężenia chromu na rozkład twardości na próbce Jominy. W szczególności przeprowadzono badania wpływu stężenia chromu na spadek twardości ΔHRC (różnica między twardością maksymalną HRC_{max} i minimalną HRC_{min}) oraz średniego spadku twardości na jeden punkt pomiarowy na próbce Jominy $\Delta HRC_{\text{śred}}$. Przyjęte wielkości opisano na rysunku 8. Na podstawie wyników obliczeń krzywych hartowności przeprowadzonych dla składów chemicznych modelowych stali (tablice 1 i 2) wyznaczono odpowiednie wartości twardości ΔHRC , HRC_{max} i HRC_{min} , które przedstawiono w tablicy 5. Natomiast na rysunkach 9-12 przedstawiono wykresy zmian twardości w zależności od stężenia chromu dla badanych składów chemicznych stali do ulepszenia cieplnego i nawęglania.



Rysunek 8. Oznaczenie wielkości zestawionych w tabelicy 5.

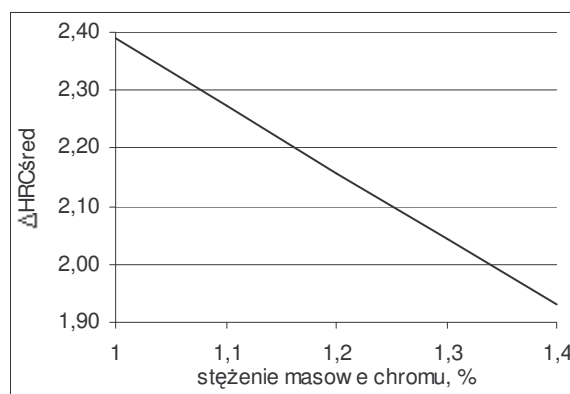
Tabela 5. Zestawienie wartości różnicy twardości ΔHRC , $\Delta HRC_{\text{śred}}$

Numer składu	HRC_{max}	HRC_{min}	ΔHRC	$\Delta HRC_{\text{śred}}$
1.0.	56,06	21,60	34,46	2,30
1.1.	56,09	22,83	33,26	2,22
1.2.	56,06	24,70	31,36	2,09
1.3.	55,99	27,07	28,92	1,93
1.4.	55,93	29,62	26,30	1,75
2.0.	42,08	6,23	35,85	2,39
2.1.	42,28	8,16	34,13	2,28
2.2.	42,45	10,07	32,38	2,16
2.3.	42,59	11,95	30,64	2,04
2.4.	42,71	13,76	28,95	1,93

Rysunek 9. Wpływ chromu na różnicę ΔHRC twardości między punktami o największej i najmniejszej twardości dla stali do ulepszenia cieplnego (tabela 1).Rysunek 10. Wpływ chromu na różnicę $\Delta HRC_{\text{śred}}$ twardości między punktami o największej i najmniejszej twardości dla stali do ulepszenia cieplnego (tabela 1).



Rysunek 11. Wpływ chromu na różnicę ΔHRC twardości między punktami o największej i najmniejszej twardości dla stali do nawęglania (tablica 2).



Rysunek 12. Wpływ chromu na różnicę $\Delta HRC_{\text{śred}}$ twardości między punktami o największej i najmniejszej twardości dla stali do nawęglania (tablica 2).

5. PODSUMOWANIE

W pracy przedstawiono modele sieci neuronowych umożliwiające wyznaczanie krzywych hartowności Jominy'ego stali stopowych konstrukcyjnych i maszynowych do ulepszenia cieplnego oraz stopowych stali maszynowych do nawęglania na podstawie składu chemicznego. Modele sieci neuronowych opracowano na podstawie około 1000 próbek doświadczalnych, dla których wykonano doświadczalne próby hartowności metodą Jominy'ego. Opracowano kilkaset modeli sieci, które poddane zostały weryfikacji. Ostatecznie trzy modele uznano za dające zadowalające wyniki tzn. wyznaczające przebieg krzywej hartowności z odpowiednią dokładnością. Wykazano ponadto przydatność opracowanych modeli sieci neuronowych do analizy wpływu składu chemicznego na hartowność stali. Jako przykład przedstawiono analizę wpływu zmian stężenia chromu na zmianę przebiegu krzywej hartowności przy stałym stężeniu pozostałych pierwiastków. Na podstawie przeprowadzonych badań, obliczeń i prac własnych stwierdzono, że sztuczne sieci neuronowe można uznać za bardzo efektywne narzędzie komputerowego wspomaganie doboru materiałów. Do zaprojektowania sieci neuronowej, która w zadowalający sposób wyznaczy przebieg krzywej hartowności niezbędna jest stosunkowo duża liczba danych doświadczalnych używanych do uczenia i testowania sieci neuronowych, dlatego nie można zaprzestać przeprowadzania badań doświadczalnych.

PODZIĘKOWANIA

Praca została częściowo wykonana w ramach projektu badawczego nr 4 T08A 009 23 finansowanego przez Komitet Badań Naukowych.

LITERATURA

1. M.A. Grossmann: Trans. AIME, 150 (1942) 227;

2. Norma ASTM A225, Standard Method for End-Quench Test for Hardenability of Steel;
3. E. Just: Metal Progress, Nov. (1969) 87;
4. A. Moser, A. Legat: Härtereit Techn. Mitt., 24 (1969) 100;
5. R.J. Mostert, G.T. van Rooyen: Mater. Sci. Technol., 7 (1991) 803;
6. T. Inoue - Proc. 8th Seminar of the IFHTSE, Dubrownik-Cavtat, (2001) 325;
7. L.A. Dobrzański, W. Sitek, R. Stadnik - Proc. 3rd Inter. Sci. Conf. "AMME'94", Gliwice (1994) 117;
8. L.A. Dobrzański, W. Sitek. - J. Mat. Proc. Tech., v.64, 1-3, (1997) 117;
9. L.A. Dobrzański, W. Sitek - J. Mat. Proc. Tech., 78(1-3) (1998) 59;
10. L.A. Dobrzański, W. Sitek - J. Mat. Proc. Tech., 89-90 (1999) 467;
11. L.A. Dobrzański, W. Sitek - J. Mat. Proc. Tech., 92-93 (1999) 8;