

LESZEK A. DOBRZAŃSKI, MARIUSZ KRÓL*

PREDYKCJA WŁASNOŚCI ODLEWNICZYCH STOPÓW Mg
NA PODSTAWIE WYNIKÓW
ANALIZY TERMICZNO-DERYWACYJNEJ

PREDICTION OF PROPERTIES MAGNESIUM ALLOYS
BASED ON THERMAL DERIVATIVE ANALYSIS

Streszczenie

W niniejszym artykule zaprezentowano wyniki symulacji sztucznych sieci neuronowych. Prezentowane sieci neuronowe mogą być wykorzystane do przewidywania właściwości mechanicznych stopów magnezu na podstawie zarejestrowanych wartości temperatury podczas odlewania. Wyniki z analizy termiczno-derywacyjnej zastosowano do budowy sieci neuronowych.

Słowa kluczowe: sieci neuronowe, stopy magnezu, analiza termiczna

Abstract

In this paper the results from artificial neural networks are presented. The presented neural network can be used to predict mechanical properties of magnesium alloys based on temperatures recorder during casting. In this case thermal derivation analysis was used to record a temperatures during solidification.

Keywords: neural networks, magnesium alloys, thermal analysis

* Prof. dr hab. inż. Leszek Adam Dobrzański, dr h.c., dr inż. Mariusz Król, Instytut Materiałów Inżynierskich i Biomedycznych, Wydział Mechaniczny Technologiczny, Politechnika Śląska.

1. Wstęp

Sieci neuronowe znalazły wiele zastosowań w dziedzinie badań modelowych, w obszarze metalurgii i inżynierii materiałowej. Znaczącą niedogodnością związaną z opracowywaniem adekwatnych modeli jest to, że proces budowania modeli wymaga żmudnych, długotrwałych i kosztownych badań, przeprowadzanych zarówno w warunkach laboratoryjnych, jak i w warunkach przemysłowych. Tymczasem wiele problemów technologicznych wymaga niemal natychmiastowego rozwiązania. Podejściem, które znajduje coraz szersze zastosowanie w badaniach modelowych procesów metalurgicznych oraz w inżynierii materiałowej, jest stosowanie sieci neuronowych. Zasadniczą zaletą tej metody jest to, że opracowanie modelu procesu za jej pomocą w większości przypadków sprowadza się do analizy zbioru danych pomiarowych, które niejednokrotnie są gromadzone w hutach w bazach danych, zaś parametry procesu są na ogół wielkościami fizycznymi, które można łatwo zmierzyć lub obliczyć. Sieci neuronowe mogą być stosowane z dużym prawdopodobieństwem odniesienia sukcesu wszędzie tam, gdzie pojawiają się problemy związane z tworzeniem modeli obliczeniowych pozwalających odwzorowywać złożone zależności pomiędzy wybranymi sygnałami wejściowymi a wybranymi sygnałami wyjściowymi [1–7].

2. Przebieg badań

2.1. Materiał do badań

Badania wykonano na eksperymentalnych odlewniczych stopach magnezu $MCMgAl_{12}Zn_1$, $MCMgAl_9Zn_1$, $MCMgAl_6Zn_1$, $MCMgAl_3Zn_1$ oraz $MAMgAl_6Zn_3$. Skład chemiczny badanych materiałów uwarunkowano zmiennym zakresem stężeń aluminium, odpowiednio zmieniającym się od 3 do 12% oraz cynku zmieniającego się na poziomie 1 i 3%. Skład chemiczny stopów podano w tabeli 1.

Tabela 1

Skład chemiczny analizowanych stopów

| Stężenie masowe pierwiastków stopowych w badanych stopach [%] | | | | | | |
|---|------|------|--------|--------|--------|------|
| Al | Zn | Mn | Cu | Fe | Ni | Mg |
| 11,894 | 0,55 | 0,22 | 0,0064 | 0,02 | 0,0008 | 87,2 |
| 9,399 | 0,84 | 0,24 | 0,0018 | 0,007 | 0,0009 | 89,4 |
| 5,624 | 0,46 | 0,16 | 0,0024 | 0,07 | 0,0017 | 93,6 |
| 2,706 | 0,21 | 0,1 | 0,0018 | 0,005 | 0,002 | 96,9 |
| 5,7 | 2,5 | 0,22 | 0,04 | 0,0025 | 0,015 | 91,5 |

2.2. Analiza termiczno-derywacyjna oraz badania własności mechanicznych odlewniczych stopów Mg-Al-Zn

Analizę termiczną badanych stopów wykonano z wykorzystaniem urządzenia UMSA (Universal Metallurgical Simulator and Analyzer) [8]. Wykonanie analizy termicznej z wykorzystaniem urządzenia UMSA polegało na ponownym roztopieniu, wygrzaniu i chłodzeniu próbki z odpowiednią założoną szybkością chłodzenia. Próbki nagrzano indukcyjnie

do temperatury $700 \pm 1^\circ\text{C}$ przez wzbudnik zasilany z generatora indukcyjnego urządzenia o maksymalnej mocy 5 kW. Zabieg przetapiania wykonano w szczelnie zamkniętej komorze, do której podano gaz ochronny w postaci argonu o natężeniu przepływu 2,4 l/min, aby uniknąć samozapłonu stopu magnezu. W celu osiągnięcia odpowiedniej szybkości chłodzenia, próbki chłodzono, stosując argon.

Celem uzyskania szybkości chłodzenia:

- $0,6^\circ\text{C/s}$ próbkę studzono bez wymuszonego chłodzenia,
- $1,2^\circ\text{C/s}$ przez układ chłodzący przepływał argon o natężeniu 30 l/min,
- $2,4^\circ\text{C/s}$ przez układ chłodzący przepływał argon o natężeniu 125 l/min.

Do pomiaru temperatury zastosowano termopary typu K firmy Omega Engineering. Dla każdej szybkości chłodzonego stopu wykorzystano jedną termoparę. Próbę powtórzono pięć razy dla każdej szybkości w celu statystycznego opracowania wyników. Dla ustalenia zależności między temperaturą i czasem przemian materiałowych, temperaturą likwidus oraz solidus, temperaturą zarodkowania eutektyki oraz faz zawierających Mn oraz Al i faz Mg_2Si dla danego stopu, wykonano trzy pełne pętle topienia i krzepnięcia próbki. Pierwsze przetopienie zapewniało bardzo dobry kontakt termoelementu z metalem próbki, drugie i trzecie przetopienie to eksperyment właściwy gwarantujący powtarzalność wyników badań.

Pomiar zmian temperatury próbki $T = f(t)$ oraz szybkości chłodzenia $dT/dt = f(t)$ stopu dokonano w odstępach czasu $dt = 0,2$ s za pomocą wbudowanego w urządzenie UMSA przetwornika. Po rejestracji krzywej stygnięcia $T = f(t)$ oraz zapisie informacji o mocy generatora i przepływie gazu ochronnego, dane poddano dalszej obróbce, tj. różniczkowaniu i wygładzeniu w celu wyznaczenia krzywej różniczkowej.

Na podstawie analizy termiczno-derywacyjnej wyznaczono charakterystyczne punkty opisujące zjawiska cieplne zachodzące podczas krystalizacji stopu, definiujące wartości temperatury i czasu krzywych analizy termiczno-derywacyjnej.

Badania twardości odlewniczych stopów magnezu po analizie termiczno-derywacyjnej wykonano, wykorzystując metodę Rockwella według skali HRF. Pomiar przeprowadzono na twardościomierzu firmy Zwick ZHR 4150TK, zgodnie z normą PN-EN ISO 6508-1:2007 (U) w trybie obciążenie – odciążenie.

Badania wytrzymałości na ściskanie wykonano na próbkach pobranych z wlewków chłodzonych z zastosowanymi w eksperymencie szybkościami chłodzenia po analizie termiczno-derywacyjnej. Badanie przeprowadzono na uniwersalnej maszynie wytrzymałościowej Zwick ZHR 100. Wykonano po 7 prób dla każdego stopu i każdej szybkości chłodzenia, licząc wartość średnią wyznaczonych własności mechanicznych.

2.3. Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych do wyznaczania własności mechanicznych stopów magnezu

Obliczenia wykonano z wykorzystaniem programu Statistica Neural Networks. Wszystkie rozpatrywane obliczenia z zastosowaniem sztucznych sieci neuronowych podzielono na trzy podzbiory, tj. uczący, walidacyjny oraz testowy. Połowę przypadków zbioru danych użyto do modyfikacji wag sieci w procesie uczenia, 25% użyto do oceny błędów prognozowania w czasie procesu uczenia, a pozostałą część przeznaczono do niezależnego określenia sprawności sieci po całkowitym zakończeniu procedury jej kreowania. Podziału na zbiór uczący, walidacyjny i testowy dokonano w sposób losowy, obserwując

średnią arytmetyczną i odchylenie standardowe dla każdego ze zbiorów. Dane wykorzystywane w procesie uczenia i testowania sieci poddano normalizacji. Zastosowano skalowanie względem odchylenia od wartości minimalnej.

Optymalny typ sieci dobierano dla kolejnych zadań spośród zestawionych poniżej:

- perceptron wielowarstwowy MLP,
- sieć liniowa,
- sieć o radialnych funkcjach bazowych RBF,
- sieć realizująca regresję uogólnioną GRNN oraz

dla zagadnień klasyfikacyjnych:

- probabilistyczna sieć neuronowa PNN,
- perceptron wielowarstwowy MLP,
- sieć samoorganizująca się (Kohonena).

W trakcie procesu uczenia analizowano jednocześnie błąd sieci dla zbioru uczącego i walidacyjnego. Proces przerywano w przypadku wzrostu wartości błędu dla zbioru walidacyjnego niezależnie od zachowania błędu dla zbioru uczącego.

Do oceny jakości modelu numerycznego utworzonego za pomocą sieci neuronowej dla zagadnień regresyjnych, wykorzystano następujące wielkości wyznaczone dla zbioru testowego [141]:

- błąd średni prognozy sieci,
- odchylenie standardowe błędu prognozy sieci,
- iloraz odchyleń standardowych,
- współczynnik korelacji R Pearsona.

Za istotny wskaźnik jakości modelu zbudowanego za pomocą sieci neuronowej przyjęto iloraz odchyleń standardowych dla błędów i dla danych.

3. Wyniki badań

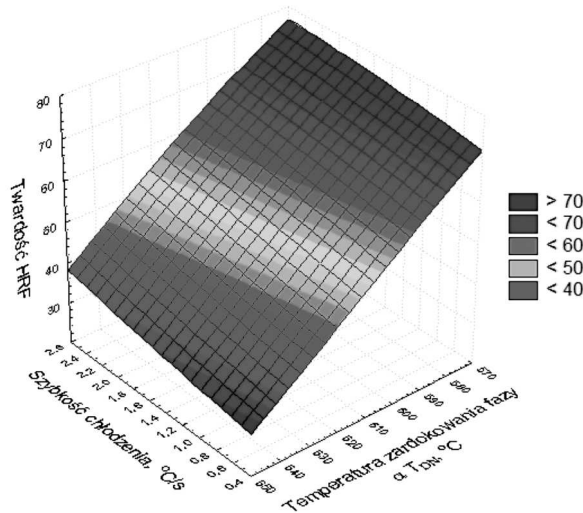
Do wyznaczenia własności mechanicznych, takich jak: twardość, wytrzymałość na ściskanie oraz umowna granica plastyczności, posłużono się siecią jednokierunkową typu MLP o 3 neuronach w warstwie wejściowej – odpowiadających zmiennym wejściowym T_{DN} , T_G oraz T_{sol} . Dla wszystkich prezentowanych sieci wyznaczających własności mechaniczne dla zmiennych wejściowych i wyjściowych zastosowano technikę konwersji zmiennych minimax. Funkcje aktywacji w warstwach wejściowych i wyjściowych określono jako liniowe z nasyceniem, w przypadku warstw ukrytych jako logistyczną, natomiast dla wszystkich warstw zastosowano liniowe funkcje PSP. Dla sieci wyznaczającej twardość stopu liczba warstw sieci została określona jako trzy warstwy z 8 neuronami w warstwie ukrytej. Sieć uczono metodami wstecznej propagacji błędów (50 epok uczących) oraz gradientów sprzężonych (50 epok uczących). Dla sieci wyznaczającej wytrzymałość na ściskanie zastosowano sieć z trzema warstwami z 7 neuronami w warstwie ukrytej. Sieć uczono metodami wstecznej propagacji błędów (50 epok uczących) oraz gradientów sprzężonych (21 epok uczących). Sieć do wyznaczania umownej granicy plastyczności składała się z trzech warstw z 7 neuronami w warstwie ukrytej, którą uczono metodą wstecznej propagacji błędów (50 epoki uczące) oraz gradientów sprzężonych (50 epok uczących). W tabeli 2 przedstawiono wskaźniki oceny sieci neuronowej. Wpływ szybkości chłodzenia i temperatury zarodkowania fazy α dla analizowanych odlewniczych stopów mag-

nezu przedstawiono na rysunkach 1–3. W wyniku wykonanych obliczeń stwierdzono, że zastosowane sieci neuronowe pozwalają na obliczenie twardości z błędem $\pm 3,11$ HRF, wytrzymałości na ściskanie z błędem $\pm 6,01$ MPa oraz umownej granicy plastyczności z błędem $\pm 12,22$ MPa.

Tabela 2

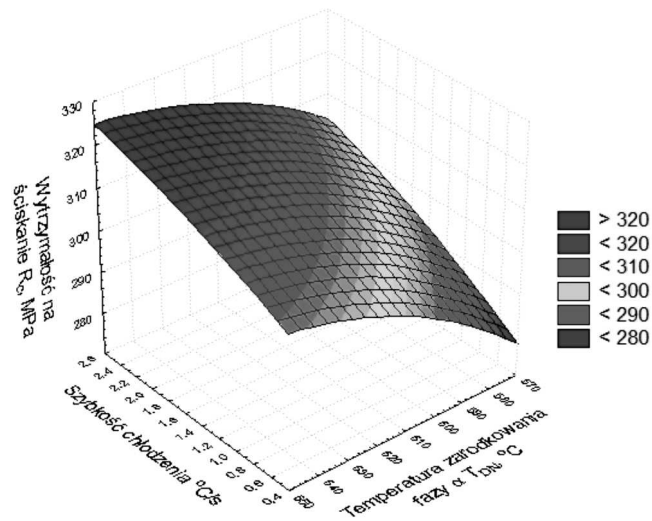
Wskaźniki oceny jakości sieci neuronowej wykorzystanej do wyznaczenia twardości, wytrzymałości na ściskanie oraz umownej granicy plastyczności

| Parametr | Architektura sieci | Zbiór uczący | | | Zbiór walidacyjny | | | Zbiór testowy | | |
|--------------|--------------------|-------------------------|-----------------|--------------------|-------------------------|-----------------|--------------------|-------------------------|-----------------|--------------------|
| | | średni błąd bezwzględny | iloraz odchyleń | korelacja Pearsona | średni błąd bezwzględny | iloraz odchyleń | korelacja Pearsona | średni błąd bezwzględny | iloraz odchyleń | korelacja Pearsona |
| Twardość HRF | MLP 4:4-8-1:1 | 3,2 | 0,21 | 0,98 | 2,1 | 0,13 | 0,99 | 3,11 | 0,24 | 0,97 |
| R_C | MLP 4:4-7-1:1 | 6,5 | 0,41 | 0,92 | 7,3 | 0,37 | 0,93 | 6,01 | 0,28 | 0,95 |
| $R_{C0,2}$ | MLP 4:4-7-1:1 | 6,03 | 0,41 | 0,92 | 7,4 | 0,38 | 0,92 | 12,22 | 0,53 | 0,9 |



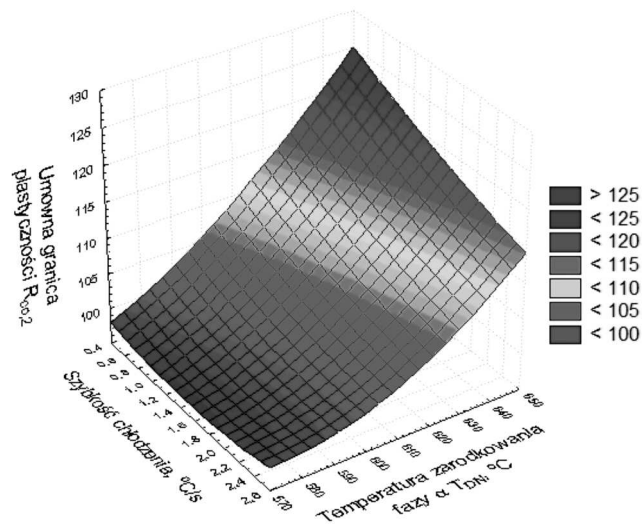
Rys. 1. Wpływ szybkości chłodzenia i temperatury zarodkowania fazy α na twardość analizowanych stopów magnezu

Fig. 1. Influence of cooling rate and nucleation temperature on hardness of examined magnesium alloys



Rys. 2. Wpływ szybkości chłodzenia i temperatury zarodkowania fazy α na wytrzymałość na ściskanie analizowanych stopów magnezu

Fig. 2. Influence of cooling rate and nucleation temperature on compressive strength of examined magnesium alloys



Rys. 3. Wpływ szybkości chłodzenia i temperatury zarodkowania fazy α na umowną granicę plastyczności analizowanych stopów magnezu

Fig. 3. Influence of cooling rate and nucleation temperature on yield strength of examined magnesium alloys

4. Wnioski

W wyniku badań opracowano modele sieci neuronowych o bardzo dobrych wskaźnikach do określenia zależności między charakterystycznymi wartościami temperatury przemian fazowych wyznaczonych podczas krystalizacji stopów magnezu na podstawie wyników analizy termiczno-derywacyjnej, tj. temperatury zarodkowania fazy α (T_{DN}), maksymalnej temperatury krystalizacji fazy α (T_G) oraz temperatury solidus (T_{sol}), a własnościami mechanicznymi odlewniczych stopów magnezu. Uzyskane w trakcie eksperymentów wyniki wskazują na bardzo dobrą zgodność opracowanego modelu z danymi uzyskanymi doświadczalnie i dowodzą skuteczności zastosowania modelu do celów predykcji, symulacji i modelowania własności stopów magnezu.

Literatura

- [1] Anaraki M.T., Sanjari M., Akbarzadeh A., *Modeling of high temperature rheological behavior of AZ61 Mg-alloy using inverse method and ANN*, Materials and Design, 29/9, 2008, 1701-1706.
- [2] Hsiang S.H., Kuo J.L., *Application of ANN to the hot extrusion of magnesium alloy sheets*, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol. 25/3-4, 2005, 292-300.
- [3] Hsiang S.H., Kuo J.L., *Applying ANN to predict the forming load and mechanical property of magnesium alloy under hot extrusion*, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 26/9-10, 2005, 970-977.
- [4] Hsiang S.H., Kuo J.L., Yang F.Y., *Using Artificial Neural Networks to Investigate the Influence of Temperature on Hot Extrusion of AZ61 Magnesium Alloy*, Journal of Intelligent Manufacturing, 17/2, 2006, 191-201.
- [5] Malinova T., Guo Z.X., *Artificial neural network modeling of hydrogen storage properties of Mg-based alloys*, Materials Science and Engineering: A, 365/1-2, 2004, 219-227.
- [6] Tadeusiewicz R., *Elementarne wprowadzenie do techniki sieci neuronowych z przykładowymi programami*, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa 1998.
- [7] Tang A.T., Liu B., Pan F.S., Zhang J., Peng J., Wang J.F., *An improved neural network model for prediction of mechanical properties of magnesium alloys*, Science in China Series E: Technological Sciences, 52/1, 2009, 155-160.
- [8] Universal Metallurgical Simulator and Analyzer (www.uwindsor.ca/umsa).