

## **Adam GŁOWACZ**

AGH Akademia Górniczo-Hutnicza,  
Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej,  
Katedra Automatyki i Inżynierii Biomedycznej,  
al. A. Mickiewicza 30, 30-059 Kraków,  
e-mail: adglow@agh.edu.pl

## **Andrzej GŁOWACZ**

AGH Akademia Górniczo-Hutnicza,  
Wydział Informatyki, Elektroniki i Telekomunikacji,  
Katedra Telekomunikacji,  
al. A. Mickiewicza 30, 30-059 Kraków,  
e-mail: aglowacz@agh.edu.pl

## **Zygfryd GŁOWACZ**

AGH Akademia Górniczo-Hutnicza,  
Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej,  
Katedra Energoelektroniki i Automatyki Systemów Przetwarzania Energii,  
al. A. Mickiewicza 30, 30-059 Kraków,  
e-mail: glowacz@agh.edu.pl

# **Rozpoznawanie monochromatycznych obrazów cieplnych silnika synchronicznego z zastosowaniem kwadratowo-drzewowej dekompozycji i sieci neuronowej**

**Słowa kluczowe:** eksploatacja, rozpoznawanie, obrazy cieplne, silnik synchroniczny, sieć neuronowa

**Streszczenie:** Postęp techniczny i malejące ceny kamer termowizyjnych sprawiają, że ich zastosowanie do monitorowania i oceny stanu technicznego maszyn jest opłacalne. W artykule opisano metodę rozpoznawania stanów przedawaryjnych silnika synchronicznego. Proponowane podejście jest oparte na badaniu obrazów cieplnych wirnika. Ekstrakcja istotnej informacji diagnostycznej zakodowanej w obrazach cieplnych jest ważna dla diagnozowania maszyny. Zabieg taki może być wykonany z użyciem wybranych metod analizy i rozpoznawania obrazów. Przeprowadzono badania dla dwóch stanów silnika z zastosowaniem kwadratowo-drzewowej dekompozycji i sieci neuronowej z algorytmem wstecznej propagacji błędów. Eksperymenty pokazują, że metoda może być przydatna do zabezpieczania silników synchronicznych. Ponadto metoda może być stosowana do diagnozowania urządzeń w hutach i innych zakładach przemysłowych.

## **1. Wstęp**

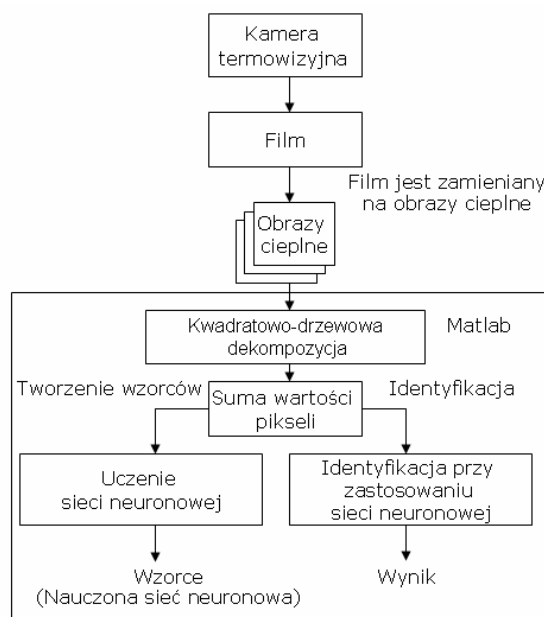
Termowizja jest nieinwazyjną, bezpieczną i nowoczesną techniką cieplnej wizualizacji. Każdy obiekt na ziemi wytwarza promieniowanie podczerwone. Rozkład natężenia i widmo promieniowania zależy od temperatury masy i właściwości promieniowania jego warstwy powierzchniowej. Kamera termowizyjna jest w stanie wykryć ten rodzaj promieniowania, nawet niewielkie zmiany temperatury mogą być dokładnie

monitorowane. Później zapisane dane są przetwarzane przez komputer i wyświetlane w formie map temperatury, które umożliwiają szczegółową analizę pola temperatury. Kamera termowizyjna mierzy promieniowanie podczerwone emitowane przez obiekt. Kamera ta pokazuje obraz różnic temperatur. Ciemniejsze obszary to te, które emitują mniej promieniowania ciepłego. Promieniowanie to jest emitowane z otoczenia i jest odbijane przez obiekt. Aby dokładnie zmierzyć temperaturę, konieczne jest, aby zrekompensować działanie wielu różnych źródeł promieniowania. Odbywa się to automatycznie przez kamerę termowizyjną. Techniki termograficzne znalazły wiele zastosowań, np. w przemyśle, budownictwie, energetyce, czy weterynarii. Przykładowo, u ludzi lub zwierząt, zmiany naczyniowego obiegu powstają w wyniku zwiększenia lub zmniejszenia temperatury tkanki. Proces ten służy do oceny sytuacji w tym obszarze ciała. Ciepło wytwarzane przy stanie zapalnym jest przekazywane do skóry. Energia jest rozpraszana w postaci energii wewnętrznej. Następnie kamera termowizyjna i specjalne oprogramowanie może zmierzyć promieniowanie ciepłe. Zaletą tej techniki jest to, że nie wymaga fizycznego kontaktu z obiektem. Pozwala to na pomiar rozkładu temperatury na powierzchni. Istnieją również pewne ograniczenia dla termografii. Obrazy ciepłe powinny być robione dla czystego obiektu (wolnego od brudu i wilgoci). Badany obiekt powinien być umieszczony z dala od słońca i wiatru [16].

Badania termografii przeprowadzono dla wielu zastosowań [16]. Termografia służy również do diagnostyki maszyn elektrycznych. Maszyny te są wykonane z elementów stalowych. Właściwości termiczne i mechaniczne elementów stalowych badano w literaturze [12-15, 17, 21, 23, 24, 27, 28, 30-33, 36, 37]. W artykule opisano metodę diagnostyki silnika synchronicznego. Technika ta opiera się na rozpoznawaniu ciepłych obrazów wirnika z zastosowaniem kwadratowo-drzewowej dekompozycji i sieci neuronowej.

## 2. Proces rozpoznawania obrazów ciepłych silnika synchronicznego

Proces rozpoznawania obrazów ciepłych składa się z dwóch etapów. Pierwszy z nich jest to proces tworzenia wzorców (rys. 1).



Rys.1. Proces rozpoznawania obrazu ciepłego silnika synchronicznego z zastosowaniem kwadratowo-drzewowej dekompozycji i sieci neuronowej

Drugi etap to proces identyfikacji. Etapy te zawierają metody używane przy przetwarzaniu obrazu. Na początku procesu tworzenia wzorców film jest zapisywany w pamięci komputera. Film jest przekształcany do obrazów cieplnych, które tworzą zbiór uczący. Następnie jest użyta kwadratowo-drzewowa dekompozycja obrazu. Każda próbka, która jest stosowana w procesie tworzenia wzorców daje jedną sumę wartości pikseli. Ta suma pikseli tworzy wektor cech. Następnie wszystkie wektory są używane do uczenia sieci neuronowej. Kroki procesu identyfikacji są takie same jak dla procesu tworzenia wzorca. Znaczna zmiana następuje w klasyfikacji. W tym kroku sieć neuronowa jest stosowana do identyfikacji próbki z zbioru testowego.

## **2.1. Nagrywanie filmu**

Wszystkie obiekty emitują pewną ilość promieniowania podczerwonego w funkcji ich temperatury. Generalnie wyższa temperatura obiektu oznacza, że obiekt emituje więcej energii cieplnej. Kamera termowizyjna może wykryć to promieniowanie w sposób podobny do kamery wideo, która rejestruje światło widzialne. Kamera termowizyjna może pracować w ciemności, ponieważ nie jest jej potrzebne zewnętrzne oświetlenie. Kamera termowizyjna stosowana w eksperymentach została zainstalowana 0,25 metra powyżej wirnika silnika synchronicznego. Rejestruje ona obrazy w rozdzielczości PAL D-1 ( $640 \times 460$  pikseli) w skali szarości o rozdzielczości 8 bitów (wartości w przedziale 0-255). Następnie nagrany film zostaje przeniesiony do komputera. Film ten jest przechowywany w pamięci masowej w formacie AVI (ang. *Audio Video Interleave*).

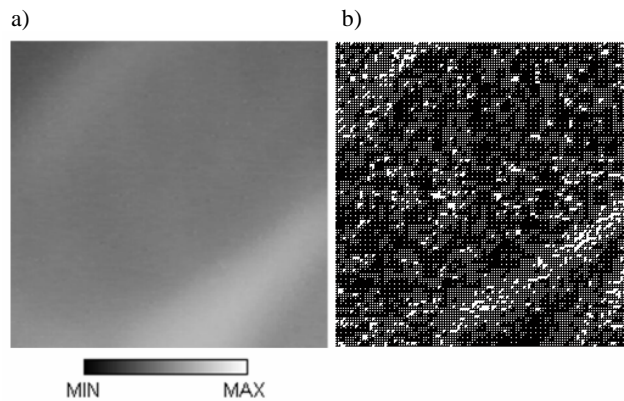
## **2.2. Otrzymywanie obrazów cieplnych**

Film o czasie trwania 1 s zawiera 25 monochromatycznych obrazów termowizyjnych. Aby wyodrębnić pojedynczy obraz cieplny z filmu, program w języku skryptowym Perl został zaimplementowany. Program korzysta z biblioteki *mplayer*. W rezultacie, monochromatyczne obrazy cieplne zostają otrzymane. Każdy obraz monochromatyczny o rozdzielczości  $256 \times 256$  pikseli.

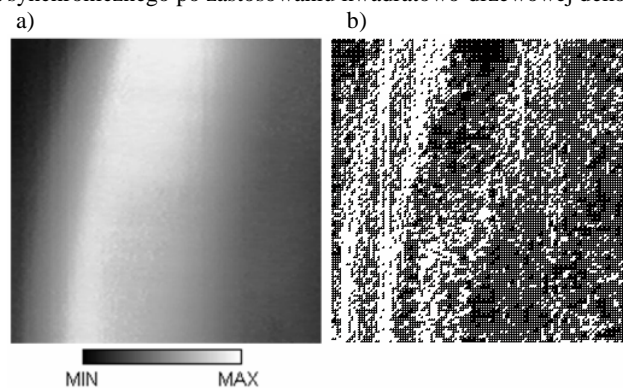
## **2.3. Kwadratowo-drzewowa dekompozycja obrazu monochromatycznego**

Kwadratowo-drzewowa dekompozycja dzieli kwadratowy obraz na cztery równej wielkości bloki kwadratowe. Następnie analizowany jest każdy blok pod kątem spełnienia kryterium jednorodności [19]. W przypadku kwadratowego bloku, który spełnia kryterium, metoda nie dzieli obrazu dalej. Jeśli jednak kryterium nie jest spełnione, wówczas obraz ponownie jest dzielony na cztery bloki. Kolejno kryterium jest stosowane do otrzymanych bloków. Proces ten powtarza się iteracyjnie do momentu, gdy każdy z bloków będzie spełniać kryterium jednorodności. Wynik może zawierać bloki o kilku różnych rozmiarach. Kwadratowo-drzewowa dekompozycja jest odpowiednia dla kwadratowych obrazów, których wymiary są potęgami liczby 2, takich jak  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$  lub  $512 \times 512$ . Obrazy te można podzielić do bloków  $1 \times 1$  [19].

Monochromatyczne obrazy cieplne wirnika silnika synchronicznego przedstawiono na rysunkach 2-3.



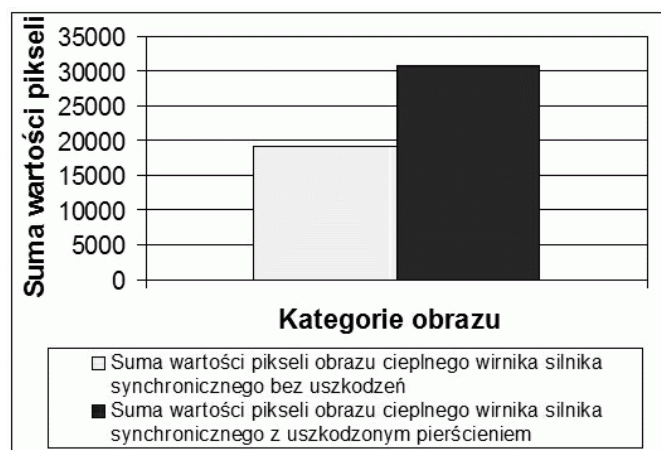
Rys. 2. a) Monochromatyczny obraz cieplny wirnika silnika synchronicznego bez uszkodzeń, b) Obraz cieplny wirnika silnika synchronicznego po zastosowaniu kwadratowo-drzewowej dekompozycji



Rys. 3. a) Monochromatyczny obraz cieplny wirnika silnika synchronicznego z uszkodzonym pierścieniem, b) Obraz cieplny wirnika silnika synchronicznego z uszkodzonym pierścieniem po zastosowaniu kwadratowo-drzewowej dekompozycji

## 2.4. Wybór cech

Obraz cieplny zawiera  $256 \times 256$  pikseli. Każdy piksel ma wartość z przedziału od 1 do 16 (1 - czarny piksel, 16 - biały piksel). Suma wszystkich wartości pikseli obrazu jest cechą. Ta cecha tworzy wektor cech (rys. 4).

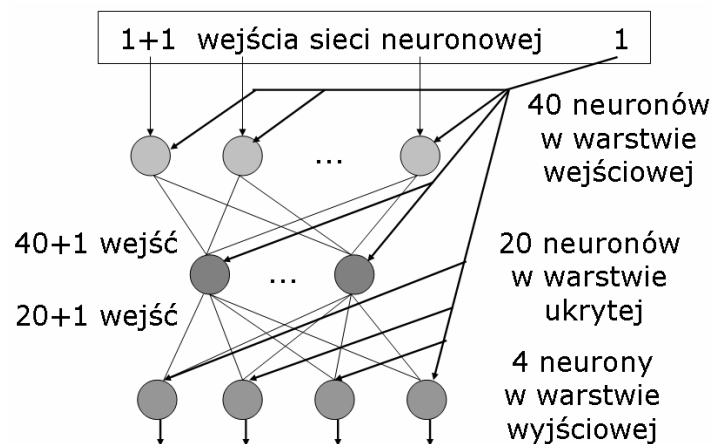


Rys. 4. Sumy wartości pikseli dla dwóch kategorii obrazów cieplnych

Wektor cech będzie używany w kroku klasyfikacji.

## 2.5. Sieć neuronowa z algorytmem wstecznej propagacji błędów

W literaturze zostało opracowanych wiele metod analizy i rozpoznawania [1-11, 18, 20, 22, 25, 26, 29, 35, 38]. Proces tworzenia wzorców używa wektorów cech i sieci neuronowej z algorytmem wstecznej propagacji błędów. Sieć neuronowa składa się z wielu neuronów połączonych przez synapsy. Stosując algorytm wstecznej propagacji błędów można nauczyć całą sieć, ponieważ każdy neuron warstwy ukrytej albo znajduje się w przedostatniej warstwie sieci i przesyła swoje sygnały do neuronów wyjściowych (wtedy jego błąd może być wyznaczony wyżej podaną metodą) albo znajduje się w jednej z głębiej ukrytych warstw podając sygnały do neuronów innych warstw ukrytych (jego błąd można oszacować z chwilą obliczania błędów w neuronach, które są odbiorcami jego sygnałów). W trakcie etapu uczenia parametry połączeń sieci neuronowej są modyfikowane. Sieć neuronowa, która będzie użyta do rozpoznawania sygnałów akustycznych została przedstawiona na rysunku 5. Struktura sieci jest trójwarstwowa, gdzie każda kolejna warstwa ma coraz mniej neuronów. Jest to typowe podejście stosowane dla sieci neuronowych [34].



Rys. 5. Struktura sieci neuronowej z algorytmem wstecznej propagacji błędów używana w proponowanej metodzie

Podczas uczenia sieci neuronowej wzorce są przechowywane w postaci liczb zmiennoprzecinkowych. System wykorzystuje kodowanie znaków. Przekształca on nazwę kategorii stanu pracy silnika w liczby zmiennoprzecinkowe (kod ASCII podzielony przez 128 – wektor **a**). Sieć neuronowa pobiera wartości ze wszystkich swoich połączeń wejściowych (jedna cecha). Po uczeniu sieci neuronowej konieczne jest przeprowadzenie procesu identyfikacji. Podczas procesu identyfikacji wartości zmiennoprzecinkowe są otrzymywane na wyjściach sieci neuronowej (wektor **c**). Te cztery wartości są konwertowane do znaków ASCII.

W procesie identyfikacji wartość neuronu wyjściowego w warstwie wyjściowej nie jest równa dokładnie wartości znaku w kodzie ASCII, podzielonej przez 128. Jeden z dwóch znaków jest wybierany przy pomocy metryki Manhattan (1). Ta metryka oblicza odległość wyrażoną wzorem:

$$d(\mathbf{c}, \mathbf{a}) = \sum_{i=1}^n (|c_i - a_i|) \quad (1)$$

gdzie **c** i **a** są wektorami o tych samych długościach,  $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_n]$ ,  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ .

Na przykład dla kategorii rozpoznawania "ring" (obraz wirnika silnika synchronicznego z uszkodzonym pierścieniem) następujące wartości powinny zostać otrzymane:

$$\text{ASCII\_KOD (r)} / 128 = 114 / 128 = 0,890625,$$

$$\text{ASCII\_KOD (i)} / 128 = 105 / 128 = 0,8203125,$$

$$\text{ASCII\_KOD (n)} / 128 = 110 / 128 = 0,859375,$$

$$\text{ASCII\_KOD (g)} / 128 = 103 / 128 = 0,8046875.$$

Nowy wektor cech  $\mathbf{y}$  jest przydzielany do klasy  $w_j$  kiedy:

$$d(\mathbf{c}, \mathbf{a}_j) = \min_i(d(\mathbf{c}, \mathbf{a}_i)) \Rightarrow \mathbf{y} \rightarrow w_j \quad (2)$$

gdzie  $i = 1, 2, \dots, M$ ,  $j = 1, 2, \dots, M$ ;  $\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j$  są wektorami zawierającymi liczby zmiennoprzecinkowe,  $\mathbf{y}$  jest nowym wektorem cech,  $\mathbf{c}$  jest nowym wektorem, otrzymanym w procesie identyfikacji (w warstwie wyjściowej sieci neuronowej),  $M$  jest numerem klas.

### 3. Wyniki rozpoznawania obrazów monochromatycznych silnika synchronicznego

Badania przeprowadzono dla dwóch różnych kategorii obrazów cieplnych silnika synchronicznego. Są one zdefiniowane w następujący sposób: silnik synchroniczny bez uszkodzeń, silnik synchroniczny z uszkodzonym pierścieniem (rys. 6).



Rys. 6. Uszkodzony pierścień klatki wirnika silnika synchronicznego

Silnik synchroniczny miał następujące parametry pracy: silnik synchroniczny bez uszkodzeń,  $U = 300 \text{ V}$ ,  $I = 21,5 \text{ A}$ , silnik synchroniczny z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika,  $U = 300 \text{ V}$ ,  $I = 77 \text{ A}$ , gdzie:  $U$  - napięcie,  $I$  - prąd jednej fazy silnika.

Kamera termowizyjna została użyta do zarejestrowania dwóch nagrań. Filmy te zawierały obrazy cieplne silnika bez uszkodzeń i silnika synchronicznego z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika. Proces tworzenia wzorców przeprowadzono dla 20 monochromatycznych obrazów cieplnych. Proces identyfikacji przeprowadzono dla 80 monochromatycznych obrazów cieplnych. Skuteczność rozpoznawania obrazów cieplnych jest określona jako:

$$T = \frac{K_1}{K} \quad (3)$$

gdzie:  $T$  - skuteczność rozpoznawania obrazu cieplnego,  $K_1$  - liczba prawidłowo zidentyfikowanych próbek,  $K$  - liczba wszystkich próbek.

Skuteczność rozpoznawania obrazu cieplnego została zaprezentowana poniżej (tab. 1).

**Tab. 1.** Wyniki rozpoznawania obrazów cieplnych

Rodzaj obrazu cieplnego	Skuteczność rozpoznawania obrazu cieplnego
Silnik synchroniczny bez uszkodzeń	100%
Silnik synchroniczny z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika	100%

#### 4. Wnioski

Termografia może dostarczyć ważnych informacji, gdy możliwości tradycyjnych technik diagnostycznych zostały wyczerpane. W artykule autorzy zaproponowali metodę i system rozpoznawania obrazów cieplnych silnika synchronicznego. Badania obejmujące zastosowanie metod przetwarzania obrazu do diagnostyki cieplnej przeprowadzono dla silnika synchronicznego nieuszkodzonego i silnika z uszkodzonym pierścieniem klatki wirnika. Wyniki rozpoznawania obrazów cieplnych były dobre dla kwadratowo-drzewowej dekompozycji i sieci neuronowej z algorytmem wstecznej propagacji błędów. Skuteczność rozpoznawania obrazów cieplnych silnika synchronicznego wynosiła 100%. Eksperymenty pokazały, że metoda może być przydatna do zabezpieczania silników synchronicznych w hutach i innych zakładach przemysłowych. Ograniczeniem metody było, że kamera termowizyjna rejestrowała tylko temperaturę powierzchni wirnika maszyny. Dalsze badania powinny być kontynuowane do zbadania innych uszkodzeń maszyn elektrycznych.

#### Podziękowania

Praca była finansowana częściowo ze środków AGH, umowa AGH nr 11.11.120.612 (Adam Głowacz).

Praca została częściowo zrealizowana w ramach grantu dziekańskiego (Andrzej Głowacz) w roku 2013.

Praca była finansowana częściowo ze środków AGH, umowa AGH nr 11.11.120.354 (Zygfryd Głowacz).

#### Literatura

1. Akinci T C, Nogay H S, Yilmaz O. Application of Artificial Neural Networks for Defect Detection in Ceramic Materials. *Archives of Acoustics* 2012, 37 (3): 279-286.
2. Barbato G, Genta G, Germak A, Levi R, Vicario G. Treatment of Experimental Data with Discordant Observations: Issues in Empirical Identification of Distribution. *Measurement Science Review* 2012, 12 (4): 133-140.
3. Dudek-Dyduch E, Tadeusiewicz R, Horzyk A. Neural network adaptation process effectiveness dependent of constant training data availability. *Neurocomputing* 2009; 72 (13-15): 3138-3149.
4. Dudzikowski I, Ciurys M. Analysis of operation of a car starter with BLDC motor. *Przegląd Elektrotechniczny* 2010; 86 (4): 166-169.
5. Głowacz A, Głowacz Z. Diagnostics of induction motor based on analysis of acoustic signals with application of FFT and classifier based on words, *Archives of Metallurgy and Materials* 2010; 55 (3): 707-712.
6. Głowacz A, Głowacz Z. Diagnostics of DC machine based on analysis of acoustic signals with application of MFCC and classifier based on words. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (1): 179-183.
7. Głowacz A, Głowacz A, Korohoda P. Recognition of Color Thermograms of Synchronous Motor with the Application of Image Cross-Section and Linear Perceptron Classifier. *Przegląd Elektrotechniczny* 2012; 88 (10a): 87-89.

8. Glowacz A, Glowacz A, Glowacz Z. Diagnostics of Direct Current generator based on analysis of monochrome infrared images with the application of cross-sectional image and nearest neighbor classifier with Euclidean distance. *Przeegląd Elektrotechniczny* 2012; 88 (6): 154-157.
9. Glowacz W. Diagnostics of Induction motor based on Spectral Analysis of Stator Current with Application of Backpropagation Neural Network. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (2): 561-564.
10. Glowacz Z, Kozik J. Feature selection of the armature winding broken coils in synchronous motor using genetic algorithm and Mahalanobis distance. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (3): 829-835.
11. Glowacz Z, Kozik J. Detection of synchronous motor inter-turn faults based on spectral analysis of park's vector. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 19-23.
12. Godlewski S, Szymonski M. Adsorption and Self-Assembly of Large Polycyclic Molecules on the Surfaces of TiO<sub>2</sub> Single Crystals. *International Journal of Molecular Sciences* 2013; 14 (2): 2946-2966.
13. Golanski G, Slania J. Effect of Different Heat Treatments on Microstructure and Mechanical Properties of the Martensitic GX12CrMoVNbN91 Cast Steel. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 25-30.
14. Gwozdziwicz M, Zawilak J. Influence of the rotor construction on the single-phase line start permanent magnet synchronous motor performances. *Przeegląd Elektrotechniczny* 2011; 87 (11): 135-138.
15. Kogtenkova O A, Protasova S G, Mazilkin A A, Straumal B B, Zieba P, Czeppe T, Baretzky B. Heat effect of grain boundary wetting in Al-Mg alloys. *Journal of Materials Science* 2012; 47 (24): 8367-8371.
16. Kunc P, Knizkova I, Prikryl M, Maloun J. Infrared Thermography as a Tool to Study the Milking Process: A Review. *Agricultura Tropica et Subtropica* 2007; 40 (1): 29-32.
17. Kulesza G, Panek P, Zieba P. Silicon Solar Cells Efficiency Improvement by the Wet Chemical Texturization in the HF/HNO<sub>3</sub>. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 291-295.
18. Markiewicz M, Skomorowski M. Public Transport Information System for Visually Impaired and Blind People. 10th Conference on Transport Systems Telematics 2010; Katowice; Poland: 271-277.
19. MathWorks – MATLAB and SimuLink for Technical Computing 2013; [www.mathworks.com](http://www.mathworks.com).
20. Mazurkiewicz D. Problems of identification of strength properties of rubber materials for purposes of numerical analysis: a review. *Archives of Civil and Mechanical Engineering* 2010; 10 (1): 69-84.
21. Musial D. Numerical Analysis of the Process of Heating of a Bed of Steel Bars. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 63-66.
22. Olszewski R, Trawinski Z, Wojcik J, Nowicki A. Mathematical and Ultrasonographic Model of the Left Ventricle: in Vitro Studies. *Archives of Acoustics* 2012; 37 (4): 583-595.
23. Orlewski W, Siwek A. Hydroelectric power plant using dump industrial water. *Rynek Energii* 2010; 6: 87-91.
24. Parzych S, Krawczyk J. The Influence of heat treatment on microstructure and tribological properties of resistance butt welds made of a cast bainitic steel. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (1): 261-264.
25. Pinheiro E, Postolache O, Girao P. Contactless Impedance Cardiography Using Embedded Sensors. *Measurement Science Review* 2013; 13 (3): 157-164.
26. Pribil J, Gogola D, Dermek T, Frollo I. Design, Realization and Experiments with a new RF Head Probe Coil for Human Vocal Tract Imaging in an NMR device. *Measurement Science Review* 2012, 12 (3): 98-103.
27. Romelczyk B, Kulczyk M, Pakiela Z. Microstructure and mechanical properties of fine-grained iron processed by hydroextrusion. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (3): 883-887.
28. Smalcerz A. Aspects of Application of Industrial Robots in Metallurgical Processes. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 203-209.
29. Sobieszczyk S. Fuzzy reasoning system design and assessment of load-bearing endoprostheses and their fabrication processes. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (3): 759-766.
30. Solek K, Trebacz L. Thermo-Mechanical model of steel continuous casting process. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (1): 355-361.
31. Sudhakar K V, Konen K, Floreen K. Beta-Titanium biomedical alloy: Effect of thermal processing on mechanical properties. *Archives of Metallurgy and Materials* 2012; 57 (3): 753-757.



32. Szymanski Z. Application of the Magnetic Field Distribution in Diagnostic Method of Special Construction Wheel Traction Motors. *Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics, Advanced Computer Techniques in Applied Electromagnetics* 2007; 30: 449-456.
33. Szyszkiewicz K, Dziembaj P, Filipek R. Heat Transfer and Inverse Problems; Selected Cases in 1D and 3D Geometries. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 9-18.
34. Tadeusiewicz R. *Sieci Neuronowe* 1993; Akademicka Oficyna Wydawnicza. Warszawa.
35. Tasinkevych Y, Trots I, Nowicki A, Lewandowski M. Optimization of the Multi-element Synthetic Transmit Aperture Method for Medical Ultrasound Imaging Applications. *Archives of Acoustics* 2012; 37 (1): 47-55.
36. Tkadleckova M, Machovcak P, Gryc K, Michalek K, Socha L, Klus P. Numerical Modelling of Macrosegregation in Heavy Steel Ingot. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 171-177.
37. Włodarczyk R, Wronska A. Effect of pH on Corrosion of Sintered Stainless Steels Used for Bipolar Plates in Polymer Exchange Membrane Fuel Cells. *Archives of Metallurgy and Materials* 2013; 58 (1): 89-93.
38. Zawilak T. Investigation of higher harmonics in a Line-Start Permanent Magnet Synchronous Motor. *Przegląd Elektrotechniczny* 2008; 84 (12): 122-125.