

Koncepcja metody pomiarowej szacowania wielkości defektów podpowierzchniowych w materiałach

Streszczenie. W artykule przedstawiono wyniki badań symulacyjnych nad opracowywaną metodą szacowania wielkości defektów podpowierzchniowych w materiałach z wykorzystaniem pomiarów termowizyjnych. W badaniach symulacyjnych sprawdzono jednoznaczność rozwiązania zagadnienia odwrotnego wykorzystując stworzony do tego celu trójwymiarowy model zjawiska dyfuzji ciepła. Do rozwiązania współzwnikowego zagadnienia odwrotnego zaproponowano koncepcję wykorzystania sztucznej sieci neuronowej.

Abstract. The article presents the results of simulation research into developing methods for estimating the size of subsurface defects in materials using the infrared thermography. In simulation, the inverse problem solution was examined, using the three-dimensional model of the phenomenon of the heat diffusion created for this purpose. The concept of using an artificial neural network is proposed for the coefficient solution of the inverse problem. (The concept of the measurement method for estimating the dimension of subsurface defects in materials).

Słowa kluczowe: Słowa kluczowe: termografia, defektoskopia, sztuczna sieć neuronowa, zagadnienie odwrotne.

Keywords: infrared thermography, defectoscopy, artificial neural network, inverse problem.

Wstęp

Obserwowany postęp technologiczny, jaki nastąpił w konstrukcji urządzeń stosowanych do detekcji promieniowania podczerwonego, oraz zwiększająca się dostępność tego sprzętu na rynku przyczyniły się do rozwoju nieniszczących badań termowizyjnych [1, 2, 3, 4, 5]. Najczęściej systemy termowizyjne stosowane są do celów diagnostyki przemysłowej, np. w energetyce, elektronice, budownictwie czy hutnictwie, a także w diagnostyce medycznej bądź technice wojskowej [1, 2, 3]. Badania nieniszczące z wykorzystaniem pomiarów termowizyjnych można podzielić na dwie metody - pasywną i aktywną. Metoda pasywna polega na obserwacji zjawiska dyfuzji ciepła w próbce bez dostarczania do niej energii z zewnątrz. Metoda aktywna polega na wymuszeniu przez zewnętrzne źródło ciepła zjawisk termicznych w badanej próbce. Analiza termowizyjna odpowiedzi na to wymuszenie może dostarczyć szerokich możliwości pomiarowych. Ze względu na rodzaj pobudzenia termowizję aktywną można podzielić na impulsową i synchroniczną. Jeżeli wymuszeniem jest periodycznie zmienny strumień ciepła o częstotliwości w zakresie 0,01÷10 Hz, mamy do czynienia z metodą „fali cieplnej” [1]. Wykorzystując tę technikę, można wykrywać wewnętrzne defekty struktury, dokonywać pomiarów grubości jej warstw oraz dokonywać badań właściwości cieplnych różnych materiałów.

W ramach prowadzonych prac badawczych [6], określających możliwości wykorzystania sztucznych sieci neuronowych [7] w zagadnieniu odwrotnym dyfuzji ciepła [8, 9], podjęto się opracowania metody szacowania wielkości defektów podpowierzchniowych w materiałach, wykorzystującej pomiary termowizyjne.

Zagadnienie odwrotne

Pole temperatury zwykle wyznacza się na podstawie znajomości równania przepływu ciepła wraz ze wszystkimi w nim występującymi współczynnikami oraz na podstawie znajomości warunków brzegowych i warunku początkowego. Tego typu zadanie polega na wyznaczeniu skutków, tj. rozkładu temperatury na podstawie znajomości bodźców. W literaturze zagadnienia takie noszą nazwę zadań prostych [9]. Może jednak wystąpić inny problem: niektóre bodźce nie są znane, natomiast z pomiarów znane są niektóre skutki procesu, np. przebiegi temperatury w pewnych punktach ciała, tzw. wewnętrzna odpowiedź temperaturowa. Tego typu problemy zalicza się do

zagadnień odwrotnych [8, 9]. Należą do nich: problem wyznaczania warunków brzegowych, określenie warunku początkowego lub właściwości termofizycznych rozpatrywanego ośrodka. Rozwiązywanie odwrotnych zagadnień przewodzenia ciepła jest trudniejsze od zagadnień prostych. Wynika to ze złego uwarunkowania, które jest istotą problemów odwrotnych. Złe uwarunkowanie powoduje, że rozwiązania zagadnień odwrotnych są bardzo czułe na błędy danych, tzn. małe niedokładności danych powodują zazwyczaj duże niedokładności wyników.

Problemy związane z rozwiązywaniem zagadnień współzwnikowych różnią się od problemów występujących przy rozwiązywaniu zadań granicznych. W zagadnieniach współzwnikowych poszukuje się nie funkcji, lecz jednego lub kilku współzwników opisujących właściwości ciała. Współzwnikowe zagadnienie odwrotne należy do zadań źle uwarunkowanych, jednak wrażliwość wyników jest znacznie mniejsza niż dla zagadnień granicznych. Dlatego też mogą być w tym przypadku stosowane algorytmy, które nie uwzględniają złego uwarunkowania [8].

W opracowywanej metodzie autor nie wyznacza właściwości termofizycznych ciała lecz określa wybrane wymiary geometryczne ciała, mające wpływ na rozkład pola temperatury. Dlatego też, można opracowywaną metodę zaliczyć do współzwnikowych zagadnień odwrotnych.

Model matematyczny rozpatrywanego defektu

W badaniach modelowych przyjęto prostopadłościenną próbkę materiału z podpowierzchniowym defektem w kształcie walca o promieniu r i wysokości h – rysunek 1.

Przy czym wysokość h musi być mniejsza od grubości próbki.

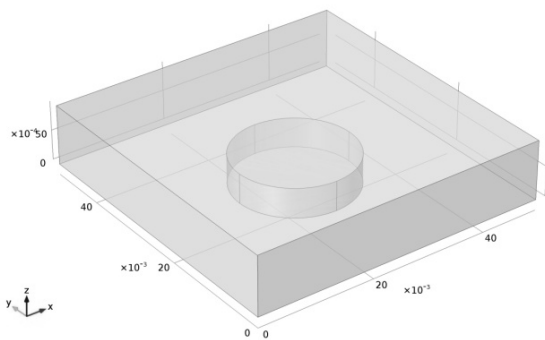
W celu zamodelowania zjawiska dyfuzji ciepła w rozpatrywanej próbce stworzono trójwymiarowy model matematyczny oparty na równaniu ogólnym Fouriera-Kirchhoffa:

$$(1) \quad \rho c_p \frac{\partial T}{\partial t} - \nabla \cdot (\lambda \nabla T) = Q,$$

gdzie: ρ – gęstość, c_p – ciepło właściwe, λ – współzwnik przewodzenia ciepła, Q – wydajność objętościowa źródła ciepła, T – temperatura, t – czas, ∇ – operator różniczkowy Nabla [6, 7].

Próbka materiału o wymiarach (x,y,z) $0,05 \times 0,05 \times 0,01$ m została zamodelowana w prostokątnym, trójwymiarowym układzie współrzędnych - rysunek 1 (przy wyznaczaniu wektorów uczących zamodelowano wycinek symetrycznej ćwiartki). Następnie model został zdyskretyzowany na elementy skończone (około 150 000 węzłów).

W modelu matematycznym rozpatruje się przyrosty temperatury względem warunku początkowego. Przyjęto zerowy warunek początkowy $T(t = 0) = 0$. Dla powierzchni podstawy prostopadłościennej próbki $z = 0$ przyjęto zerowy warunek brzegowy pierwszego rodzaju (Dirichleta) $T(z = 0) = T(t = 0) = 0$. Dla powierzchni bocznych przyjęto zerowe warunki brzegowe drugiego rodzaju (Neumana) $q = 0 \text{ W/m}^2$. Dla powierzchni górnej próbki $z = 0,01$ m przyjęto wymuszenie cieplne w postaci warunku brzegowego drugiego rodzaju (Neumana) $q = 1000 \text{ W/m}^2$. Dla modelowanej próbki materiału przyjęto wartości parametrów cieplnych typowe dla polimetakrylanu metylu (PMMA): $\lambda = 0,2 \text{ W/(m} \cdot \text{K)}$, $c_p = 1470 \text{ J/(kg} \cdot \text{K)}$, $\rho = 1200 \text{ kg/m}^3$. Dla modelowanego defektu w kształcie walca o promieniu r i wysokości h , założono, że jego wymiary geometryczne są na tyle małe, że występujące w nim zjawisko konwekcji będzie pomijalne i przyjęto przybliżone wartości parametrów cieplnych dla powietrza $\lambda = 0,026 \text{ W/(m} \cdot \text{K)}$, $c_p = 1005 \text{ J/(kg} \cdot \text{K)}$, $\rho = 1,2 \text{ kg/m}^3$.



Rys.1. Zamodelowana próbka materiału z podpowierzchniowym defektem kształcie walca

Wybrane wyniki symulacji

Na rysunku 2 przedstawiono przykład wyniku obliczeń symulacyjnych rozkładu pola przyrostu temperatury dla próbki o wymiarach defektu $h = 5 \text{ mm}$ i $r = 10 \text{ mm}$ (grubość próbki = 10 mm) dla czasu trwania wymuszenia cieplnego $t = 300 \text{ s}$.

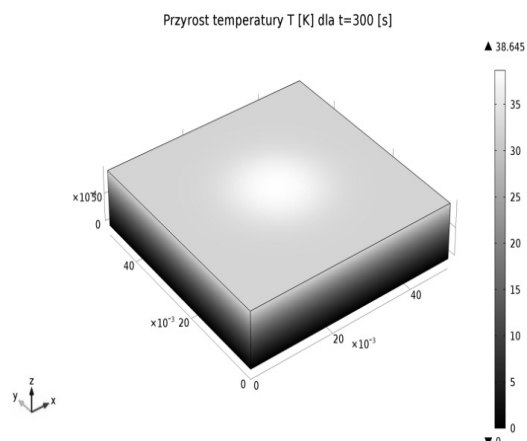
W przypadku wykrywania i szacowania wielkości defektów podpowierzchniowych w badanej próbce materiału, rozpatrywany będzie rozkład pola przyrostu temperatury na górnej powierzchni próbki w płaszczyźnie osi XY – rysunek 3.

Analizując rozkład przyrostu temperatury dla kolejnych chwil czasowych $t = (90, 120, \dots, 300) \text{ s}$ na prostej znajdującej się na górnej powierzchni próbki dla współrzędnej $x = 0,025 \text{ m}$, równoległej do osi Y otrzymano rozkłady temperatury przedstawione na rysunku 4.

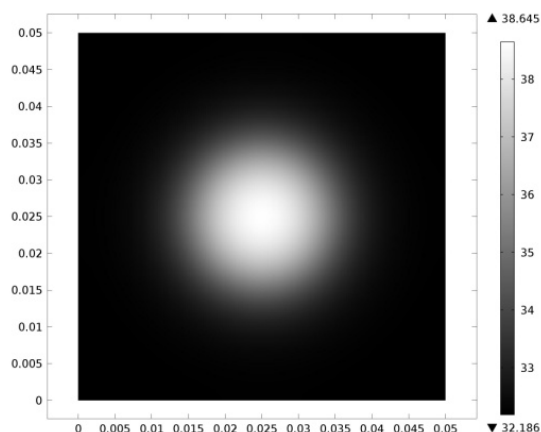
Największy przyrost temperatury można zaobserwować dla punktu znajdującego się centralnie nad cylindrycznym defektem czyli $x = 0,025$; $y = 0,025$; $z = 0,01 \text{ m}$. Z upływem czasu wartość przyrostu temperatury na powierzchni nad defektem rośnie, przy czym rośnie także wartość gradientu przyrostu temperatury wzdłuż osi X i Y – rysunek 5.

Występowanie wspomnianych gradientów świadczy o tym, że rozptył strumienia cieplnego pochodzącego od wymuszenia cieplnego nie następuje jedynie w kierunku prostopadłym do powierzchni próbki (wzdłuż osi Z) dlatego model zjawiska dyfuzji ciepła w modelowanej próbce nie

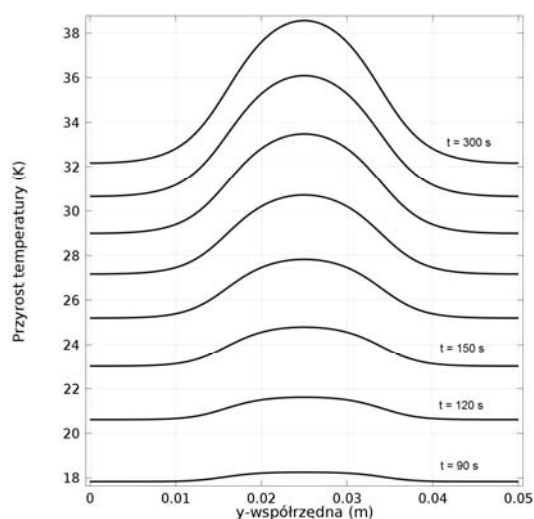
może być tu rozpatrywany jako jednowymiarowy. Użycie w tym przypadku znanego analitycznego rozwiązania dla dyfuzji ciepła w nieskończenie rozległej płycie dawałoby wynik znacząco zawyżonej temperatury na rozpatrywanej powierzchni znajdującej się nad defektem [10, 11].



Rys.2 Rozkład pola przyrostu temperatury na powierzchniach modelowanej próbki dla czasu $t = 300 \text{ s}$



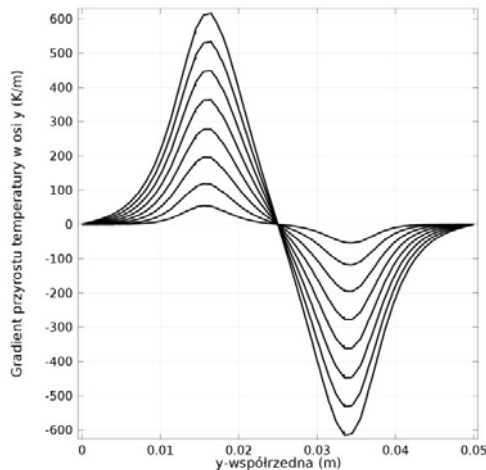
Rys.3 Rozkłady pola przyrostu temperatury na górnej powierzchni modelowanej próbki w płaszczyźnie osi XY dla czasu $t = 300 \text{ s}$.



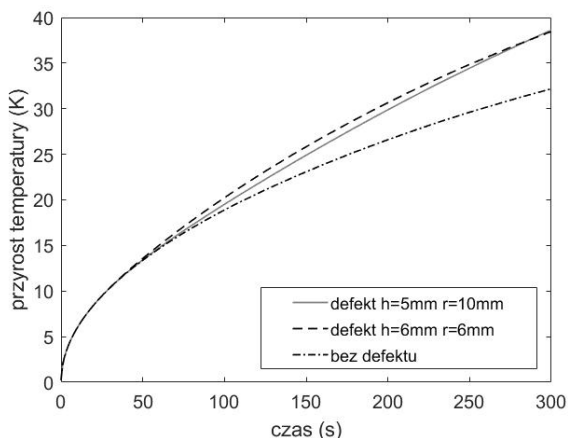
Rys.4 Rozkłady przyrostu temperatury dla wybranych chwil czasowych $t = (90, 120, \dots, 300) \text{ s}$ dla prostej o współrzędnych $x = 0,025$; $0 \leq y \leq 0,05$; $z = 0,01$.

Można zauważyć, że wartości ekstremalne rozpatrywanego gradientu nie przemieszczają się w czasie i

mogą być przydatne do szacowania szerokości defektu znajdującego się pod powierzchnią. Ekstrema te wyznaczyłyby krawędź defektu jedynie dla przypadku gdy grubość warstwy materiału nad defektem dążyłaby do zera. W przypadku gdy defekt jest położony głębiej, ekstrema będą znajdowały się bliżej niż szerokość defektu. Różnica ta będzie zależała od głębokości położenia defektu ale także między innymi od parametrów termofizycznych materiału próbki i wartości wymuszenia strumienia cieplnego.



Rys.5 Rozkład gradientu przyrostu temperatury dla wybranych chwil czasowych dla prostej o współrzędnych $x = 0,025$; $0 \leq y \leq 0,05$; $z = 0,01$



Rys. 6 Przyrost temperatury w punkcie o współrzędnych: $x = 0,025$; $y = 0,025$; $z = 0,01$ m dla dwóch przypadków rozmiaru defektu dających podobny przyrost temperatury

Głównym celem przedstawianych symulacji było zbadanie możliwości szacowania wielkości defektu podpowierzchniowego w kształcie walca na podstawie zarejestrowanego przyrostu temperatury na powierzchni badanej próbki jedynie dla punktu, dla którego przyrost temperatury był największy. W rozpatrywanym przypadku jest to punkt (centralny) o współrzędnych: $x = 0,025$; $y = 0,025$; $z = 0,01$ m.

Należy zauważyć, że wartość przyrostu temperatury w rozpatrywanym punkcie nie tylko zależy od wysokości defektu h , ale również od jego promienia r – rysunek 6. Dlatego badania symulacyjne miały wykazać, czy poszukiwane rozwiązanie jest jednoznaczne. Ponadto, czy rozwiązanie jest na tyle dobrze uwarunkowane, aby było możliwe oszacowanie wymiarów defektu podpowierzchniowego z użyciem metod sztucznej

inteligencji na podstawie pomiarów temperatury dokonanych przemysłową kamerą termowizyjną.

Koncepcja wykorzystania sztucznej sieci neuronowej

Modelowanie zjawisk cieplnych w trójwymiarowym układzie współrzędnych dla zagadnienia prostego dyfuzji ciepła z wykorzystaniem metody elementów skończonych (MES) jest już obecnie szeroko stosowane. Jednak rozwiązanie współczynnikowego zagadnienia odwrotnego dyfuzji ciepła z wykorzystaniem metod numerycznych (MES + metody optymalizacji) wymaga na tyle dużej liczby obliczeń i czasu, że nie jest ono jeszcze powszechnie stosowane w urządzeniach pomiarowych do wyznaczania parametrów opisujących model badanego zjawiska. Alternatywą dla tego rozwiązania jest proponowana możliwość wykorzystania metod sztucznej inteligencji w celu aproksymacji modelu opisującego współczynnikowe zagadnienie odwrotne.

Proponowana koncepcja metody pomiarowej zakłada następujące kroki:

- Na powierzchni badanej próbki dokonuje się wymuszenia temperaturowego za pomocą elektrycznego promiennika ciepła.
- Przy użyciu kamery termowizyjnej zostaje zarejestrowany przebieg czasowy przyrostu pola temperatury dla badanej powierzchni materiału.
- Wykorzystując proste algorytmy przetwarzania obrazu typuje się punkty centralne nad defektami podpowierzchniowymi dla których przyrost temperatury był maksymalny.
- Nauczona sieć neuronowa na podstawie zarejestrowanego przebiegu czasowego przyrostu temperatury dla wytypowanego punktu centralnego nad defektem podpowierzchniowym, szacuje parametry geometryczne wykrywanego defektu.

Wektory uczące

Wykorzystując metodę elementów skończonych w modelu matematycznym dyfuzji ciepła dla rozpatrywanej próbki z defektem cylindrycznym, dla kombinacji wartości współczynników geometrycznych defektu h i r , wygenerowano wektory uczące dla sieci neuronowej. Każdy wektor uczący składa się z trzech wartości wyznaczonych z przebiegu czasowego przyrostu temperatury dla punktu centralnego. Aby wyeliminować błędy przypadkowe jakie mogą się pojawić w przyszłych wynikach z pomiarów otrzymanych kamerą termowizyjną, zrezygnowano z wyboru trzech wartości chwilowych na rzecz trzech wartości średnich wyznaczonych dla trzech przyjętych interwałów czasowych z przebiegu przyrostu temperatury. Dla czasu rejestracji $t = 300$ s, przyjęto następujące 3 interwały czasowe: $(50 \leq t_1 \leq 100)$; $(150 \leq t_2 \leq 200)$; $(250 \leq t_3 \leq 300)$ s;

Przyjęto, że parametry defektu h i r będą przyjmowały odpowiednio 9 i 10 wartości z założonego przedziału: $h \in \langle 1 \div 9 \rangle$ mm (grubość próbki wynosi 10 mm) i $r \in \langle 1 \div 10 \rangle$ mm. Kombinacja tych wartości daje 90 wektorów uczących. Przykładowe przebiegi czasowe przyrostu temperatury dla wektorów uczących przedstawiono na rysunku 6.

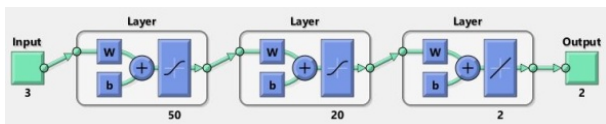
Wyniki uczenia

Celem prezentowanych badań symulacyjnych było sprawdzenie, jak dokładne jest samo narzędzie - czyli sieć neuronowa, w sytuacji dokładnie znanych, modelowanych wartości identyfikowanych parametrów h i r .

Symulacje procesu uczenia sieci neuronowych przeprowadzono w środowisku MATLAB z wykorzystaniem funkcji przybownika Neural Network Toolbox. W przypadku

przedstawianych badań są to wyniki dla zadanych wektorów uczących.

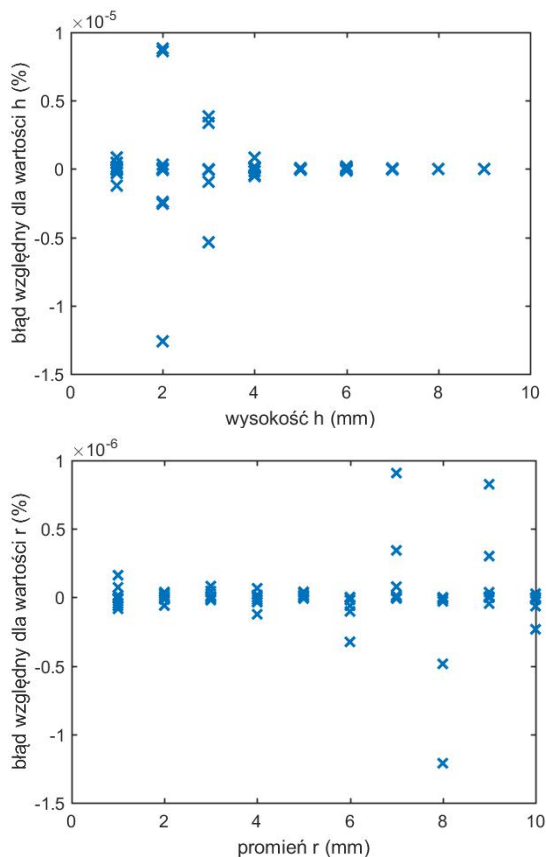
Przykładową badaną strukturą nieliniowej sieci neuronowej o trzech wejściach i dwóch wyjściach jest sieć trójwarstwowa, 50 i 20 neuronów z funkcją aktywacji tangens hiperboliczny odpowiednio w pierwszej i drugiej warstwie – rysunek 7. W warstwie wyjściowej znajdują się dwa neurony z liniową funkcją aktywacji.



Rys. 7. Architektura użytej sztucznej sieci neuronowej

Uczenie sieci odbywało się tradycyjnym algorytmem wstecznej propagacji błędów z wykorzystaniem metody minimalizacji błędów średniokwadratowego Levenberga-Marquardta.

Otrzymane wyniki potwierdzają możliwość klasycznej sieci nieliniowej do aproksymacji badanego modelu współczynnika zagadnienia odwrotnego. Przy odpowiednio dobranych parametrach uczenia osiągnięty błąd odpowiedzi sieci dla wektorów uczących był pomijalny – rysunek 8.



Rys. 8. Wartości błędów względnych odpowiedzi sieci neuronowej dla wyznaczanych parametrów geometrycznych h i r defektu

Podsumowanie

W celu określenia przydatności sieci neuronowej dla rozwiązania zagadnienia odwrotnego stworzono model matematyczny zachodzącego zjawiska, wygenerowano wektory uczące dla sieci neuronowej oraz porównano odpowiedzi nauczonej sieci neuronowej z wartościami zadanymi. Przy odpowiednio ustawionych parametrach, sieć była w stanie niemal interpolować model zagadnienia

odwrotnego dla zadanych wektorów uczących. W praktyce wykorzystania sieci neuronowych raczej nie dąży się do osiągnięcia tak małych błędów odpowiedzi sieci dla wektorów uczących gdyż tzw. „efekt przeuczenia” powoduje duży błąd odpowiedzi sieci dla wartości pośrednich (wektorów testujących) – zadaniem sieci ma być aproksymacja modelu w przyjętym zakresie zmienności jego parametrów a nie jego interpolacja dla wybranych punktów opisujących jego parametry. Proces doboru parametrów i testowania sieci dla aproksymacji opisywanego zagadnienia będzie kontynuowany w dalszych badaniach. Uzyskane wyniki przedstawione w niniejszej publikacji potwierdzają jednoznaczność rozwiązania dla postawionego problemu współczynnika zagadnienia odwrotnego oraz dowodzą możliwości użycia sztucznej sieci neuronowej w opisywanej koncepcji metody pomiarowej. Wykorzystanie w dalszych badaniach stworzonego modelu 3D dyfuzji ciepła w rozpatrywanej próbce, pozwoli także wstępnie oszacować możliwy zakres szacowanych wymiarów geometrycznych wykrywanego defektu, wynikający z niepewności pomiaru pola przyrostu temperatury, jaką zapewni użycia w przyszłym urządzeniu pomiarowym kamera termowizyjna [12, 13]. W kolejnych badaniach przewidziano budowę prototypowego stanowiska pomiarowego i przeprowadzenie eksperymentu weryfikującego przyjęty dotychczas model symulacyjny.

Autor: dr hab. inż. Stanisław Chudzik, Politechnika Częstochowska, Instytut Optoelektroniki i Systemów Pomiarowych, al. Armii Krajowej 17, 42-200 Częstochowa, E-mail: chudzik@el.pcz.czyst.pl

LITERATURA

- [1] Chudzik S., Applying infrared measurements in a measuring system for determining thermal parameters of thermal insulation materials, *Infrared Physics & Technology*, 81, (2017), 296-304.
- [2] Więcek B., Pacholski K., Olbrycht L., Strąkowski S., Kałuża M., Borecki M., Wittchen W., *Termografia i spektrometria w podczerwieni, zastosowania przemysłowe*, WNT, Warszawa 2017.
- [3] Maldague X., *Theory and practice of infrared technology for nondestructive testing*, John Wiley & Sons, Inc., New York 2001.
- [4] Minkina W., *Pomiary termowizyjne – przyrządy i metody*, Wydawnictwa Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa 2004.
- [5] Moore P.O. ed., Maldague X. technical ed., *NDT Handbook on Infrared technology*, ASNT Handbook Series, ASNT Press (American Society for NonDestructive Testing) Press 2001
- [6] Minkina W., Chudzik S., *Pomiary parametrów cieplnych materiałów termoizolacyjnych – przyrządy i metody*, Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa 2004.
- [7] Osowski S., *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*, OWPW, Warszawa 2013.
- [8] Beck J.V., *Inverse Heat Conduction*, A Wiley-Intersc. Publ. 1985.
- [9] Taler J., Duda P., *Solving Direct and Inverse Heat Conduction Problems*. Springer, Berlin 2006.
- [10] Gajda J., Szyper M., *Modelowanie i badania symulacyjne systemów pomiarowych*, Nakładem Akademii Górniczo-Hutniczej, Kraków 1998.
- [11] Gryś S., Minkina W., Wyznaczanie granic defektów podpowierzchniowych metodą aktywnej termografii - badania modelowe, *Przegląd Elektrotechniczny*, 4 (89), 2013, 221-223.
- [12] Minkina W., Dudzik S., *Infrared Thermography – Errors and Uncertainties*. John Wiley & Sons Ltd., Chichester, 2009.
- [13] Wesołowski M., Niedbała R., Kucharski D., Wiarygodność termowizyjnych technik pomiaru temperatury, *Przegląd Elektrotechniczny*, 85 (2009) n.12, 208-212.