

JACEK JACKIEWICZ

Uniwersytet Technologiczno-Przyrodniczy w Bydgoszczy

KALIBROWANIE PARAMETRÓW MIKROMECHANICZNEGO MODELU MATERIAŁU POLIKRYSTALICZNEGO, KTÓRY UWZGLĘDNIĄ WZROST STRUKTURALNYCH MIKROPUSTEK PRZY MOŻLIWYM RÓWNOCZESNYM JEGO ŚCINANIU ZA POMOCĄ ALGORYTMU GENETYCZNEGO

Zmiany wartości naprężeń w materiałach metalicznych podczas realizacji podstawowych operacji procesów technologicznych obróbki plastycznej mogą mieć istotny wpływ na powstawanie mikrouszkodzeń w strukturze materiału. W związku z tym od kilkunastu lat występuje wzrost zainteresowania symulacjami komputerowymi procesów technologicznych obróbki plastycznej w celu zmniejszenia kosztów realizacji procesów technologicznych, a także poprawy struktury materiału wytwarzanych elementów maszyn. Po to, aby można było w sposób właściwy realizować tego typu symulacje komputerowe ważne są dwa czynniki, po pierwsze dobrze sformułowany model mikromechaniczny rozwoju mikrouszkodzeń w materiale, po drugie właściwie dobrane i skalibrowane wyjściowe parametry fizyczne tego typu modelu.

Jako punkt odniesienia do właściwego doboru i określenia wyjściowych parametrów fizycznych modelu mikromechanicznego rozwoju uszkodzeń przyjęto szereg eksperymentalnych testów na próbkach wzorcowych. Zostały one wykorzystane do określenia danych dla tzw. zagadnienia odwrotnego. W sformułowanej metodzie kalibracji wartości parametrów fizycznych zagadnienie odwrotne zostało sprowadzone do problemu optymalizacji łącznej funkcji gęstości prawdopodobieństwa za pomocą algorytmu genetycznego.

Słowa kluczowe: mikromechaniczne modele rozwoju uszkodzeń, algorytm filtru Kalmana, łączna funkcja gęstości prawdopodobieństwa

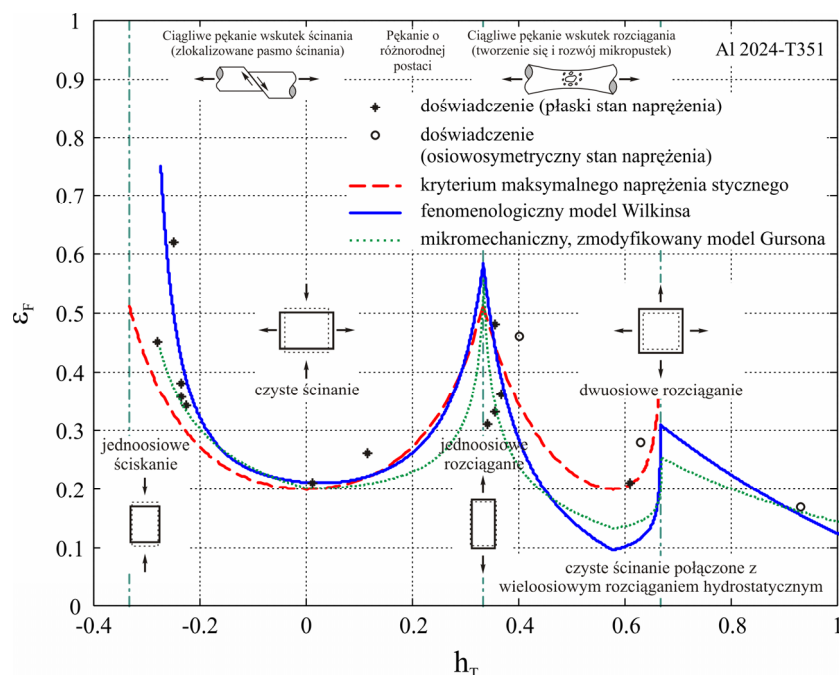
1. WSTĘP

Motywacją do podjęcia przedłożonej pracy badawczej było ustalenie szczegółowej procedury określania wartości parametrów modelu mikromechanicznego dla materiału polikrystalicznego. Model ten uwzględnia następujące postaci procesów niszczenia materiału: (i) ścinanie, (ii) dekohezję materiału wzdłuż granic ziaren polikrystalicznych oraz (iii) spowodowaną przez trójosiowy stan naprężeń deteriorację materiału. Umożliwia on, zatem opis procesu wzrostu mikropustek w materiale przy możliwym równoczesnym jego ścinaniu.

Sformułowany przez autora model mikromechaniczny charakteryzuje się strukturą hierarchiczną, która odpowiada budowie rozpatrywanej klasy materiałów. Ponadto model ten został poddany analizie porównawczej i był rozpatrywany w odniesieniu do znanych w literaturze przedmiotowej kryteriów zniszczenia materiałów i kryteriów rozwoju uszkodzeń w materiałach, a mianowicie:

- fenomenologicznego kryterium maksymalnych naprężeń tnących [5],
- fenomenologicznego kryterium dekohezji struktur jedno- lub dwufazowych [6],
- mikromechanicznego kryterium deterioracji wytrzymałości materiałów, które jest spowodowane przez działanie trójosiowego stanu naprężeń [3].

Należy podkreślić, że ciągłe pękanie materiału, wywołane przez stopniowy wzrost mikropustek w materiale, jest zakończone ich koalescencją. Przykładowe zestawienie porównawcze fenomenologicznych kryteriów zniszczenia przedstawiono na rysunku 1.



Rys. 1. Porównanie prognoz wybranych fenomenologicznych kryteriów zniszczenia i zmodyfikowanego modelu Gursona dla zbioru danych eksperymentalnych z prób testowych stopu aluminium Al 2024 – T 351 [7]

Dla właściwego doboru i określenia wyjściowych parametrów fizycznych modelu mikromechanicznego rozwoju uszkodzeń przyjęto szereg eksperymentalnych testów na próbkach wzorcowych, które zostały wykorzystane do opracowania danych dla tzw. zagadnienia odwrotnego. W metodzie kalibracji wartości parametrów fizycznych zagadnienie odwrotne zostało sprowadzone do problemu optymalizacji łącznej funkcji gęstości prawdopodobieństwa. Łączna funkcja gęstości prawdopodobieństwa została określona w wyniku agregacji wcześniej określonych, indywidualnych funkcji gęstości prawdopodobieństw. Funkcje te zostały utworzone według danych doświadczalnych z testów wzorcowych zakładając, że tylko jeden z poszukiwanych parametrów jest zmienny, zaś pozostałe są zadane. Estymacja każdej z indywidualnych funkcji gęstości prawdopodobieństwa została zrealizowana za pomocą filtra Kalmana do oszacowania a posteriori wartości kowariancji błędu. Do znalezienia najlepszego zbioru poszukiwa-

nych parametrów fizycznych modelu rozwoju uszkodzeń wykorzystano jeden z algorytmów genetycznych.

2. MIKROMECHANICZNY MODEL ROZWOJU USZKODZEŃ

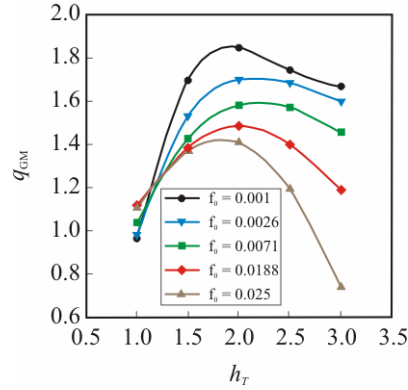
Modele mikromechaniczne rozwoju uszkodzeń w materiałach stanowią alternatywę dla modeli fenomenologicznych. Jednym z najbardziej znanych modeli mikromechanicznych rozwoju uszkodzeń jest model Gursona (GM) [3]. W sposób bezpośredni odwołuje się on do praw i zasad mikromechaniki. Stąd używanie parametrów mikromechanicznych, jak na przykład mikroporowatości materiału f^* , która wyraża względną objętość mikropustek w materiale, przypadającą na jednostkową reprezentatywną objętość danego materiału, jest uzasadnione prawami fizyki. Izotropowy warunek plastyczności modelu GM jest określony przez:

$$\tilde{\Phi}_{GM}(\mathbf{S}, \sigma_M(\boldsymbol{\kappa}^{pl}), f^*) \equiv \frac{S_{eq}}{D_{nom}^{GM}(S_h, \sigma_M(\boldsymbol{\kappa}^{pl}), f^*)} - \sigma_M(\boldsymbol{\kappa}^{pl}) = 0 \quad (1)$$

gdzie $S_{eq} \equiv \sqrt{\frac{3}{2} \mathbf{S}^{(dev)} : \mathbf{S}^{(dev)}}$ jest skalarnym ekwiwalentem makroskopowego tensora naprężeń \mathbf{S} , S_h makroskopowym naprężeniem hydrostatycznym, $\sigma_M(\boldsymbol{\kappa}^{pl})$ mikroskopową granicą plastyczności określoną dla matrycy materiału bez mikropor, która jest rozpatrywana jako funkcja ekwiwalentnego mikroskopowego odkształcenia plastycznego matrycy materiału $\boldsymbol{\kappa}^{pl}$, a jest parametrem, który określa wytrzymałość materiału:

$$D_{nom}^{GM}(S_h, \sigma_M(\boldsymbol{\kappa}^{pl}), f^*) \equiv \sqrt{1 + (q_{GM} f^*)^2 - 2 q_{GM} f^* \cosh\left(\frac{3S_h}{2\sigma_M(\boldsymbol{\kappa}^{pl})}\right)} \quad (2)$$

W równaniu (2) q_{GM} jest współczynnikiem materiałowym, który determinuje wskaźnik wzrostu akumulacji uszkodzeń w materiale. Dla kulistego kształtu mikropustek przyjmowano za pracę Perrina i Leblonda [4], że $q_{GM} = 4/e = 1,47$. Współczynnik ten jednakże nie może być rozpatrywany jako stała materiałowa, co wykazały obliczenia numeryczne przeprowadzone przez Kima i innych [2] za pomocą metody elementów skończonych dla reprezentatywnej objętości materiału, która zawierała jedną kulistą mikroporę. Wartości współczynnika materiałowego q_{GM} zależą od współczynnika trójosiowości stanu naprężeń $h_T \equiv S_h / S_{eq}$, a także od inicjującej wartości mikroporowatości materiału, f_0 (rys. 2). Stanowi to istotne ograniczenie dla aplikacji modelu GM do zastosowań inżynierskich. W celu wyeliminowania, wyszczególnionej tutaj, istotnej niedoskonałości tego modelu, został on zmodyfikowany przez autora [1].



Rys. 2. Zmiany wartości współczynnika q_{GM} zależne od współczynnika trójosiowości stanu naprężeń h_T i inicjującej wartości mikroporowatości materiału f_0 (wartości modułu Younga, granicy plastyczności i wzmocnienia materiału wynoszą odpowiednio: $E = 200$ GPa, $\sigma_0 = 400$ MPa i $n_M = 0,1$)

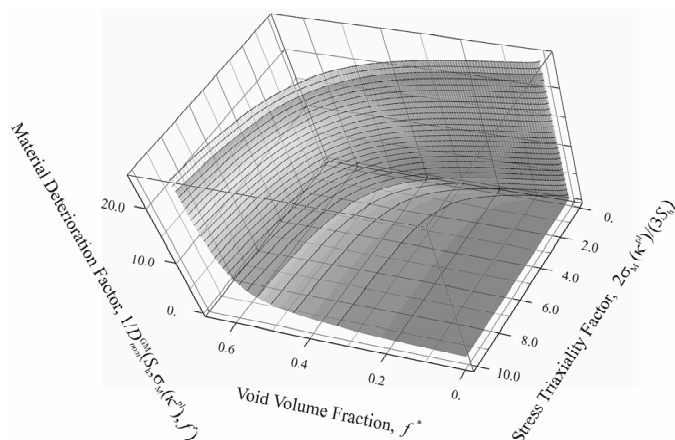
Model GM umożliwia rozpatrywanie dużych odkształceń w materiałach, powodujących stopniową kumulację uszkodzeń w dwóch skalach, a mianowicie w skali makroskopowej za pomocą tensora naprężeń Pioli-Kirchhoffa \mathbf{S} , a także w skali mikroskopowej dzięki tensorowi naprężeń Cauchego $\boldsymbol{\sigma}$. Zauważmy, że efektywne i makroskopowe naprężenie może być zdefiniowane w następujący sposób:

$$S_{eff} \equiv S_{eq} / D_{nom}^{GM}(S_h, \sigma_M(\kappa^{pl}), f^*) \quad (3)$$

Zgodnie z równaniem (3) naprężenie S_{eff} jest osobliwe, gdy wartość parametru $D_{nom}^{GM}(S_h, \sigma_M(\kappa^{pl}), f^*)$ zmierza do zera, co zostało zilustrowane na rysunku 3.

Według opisu mikromechanicznego pękanie ciągłe materiału jest rozpatrywane jako proces składający się z trzech stadiów:

- stadium nukleacji mikropustek w materiale, która jest spowodowana przez brak zachowania ciągłości odkształceń na granicach pomiędzy fazą metalicznej osnowy materiału i znacznie twardszymi fazami niemetalicznych inkluzji zawartych w materiale (np. węglików i siarczków),
- stadium wzrostu objętości mikropustek pod wpływem obciążenia zewnętrznego działającego na materiał porowaty,
- finalnego stadium gwałtownego łączenia się (koalescencji) mikropustek w materiale, podczas którego występują pasma ścinania materiału pomiędzy zawartymi w nim mikroporami o określonej przeciętnej objętości.



Rys. 3. Współczynnik deterioracji wytrzymałości materiału $1/D_{nom}^{GM}$ jako funkcja mikroporowatości materiału f^* i parametru $2\sigma_M(\kappa^{pl})/(3S_h)$, który jest odwrotnie proporcjonalny do współczynnika trójosiowości stanu naprężeń

3. ALGORYTM FILTRU KALMANA

Algorytm filtru Kalmana został użyty do rozwiązania tzw. zagadnienia odwrotnego. Zagadnienie odwrotne jest zadaniem, w którym pewne wartości parametrów danego modelu muszą być określone na podstawie danych wyjściowych pochodzących z obserwacji. Filtr Kalmana jest rekursywnym estymatorem minimalnego błędu odchylenia standardowego. Oznacza to, że szacowanie bieżącego stanu dokonuje się na podstawie oszacowanego stanu z poprzedniego kroku procesu estymacji i bieżącego pomiaru.

Algorytm filtru Kalmana jest reprezentowany przez dwie zmienne:

- $\hat{\mathbf{x}}_{t(k)}$ – estymatę stanu x_t dla stadium t (określoną dla k -tego uaktualnionego kroku),
- $\mathbf{P}_{t(k)}$ – miarę dokładności oszacowania estymaty stanu $\hat{\mathbf{x}}_{t(k)}$ dla stadium t (określoną dla k -tego uaktualnionego kroku).

Ponadto dla m -tego uaktualnionego kroku błędy a’priori i a’posteriori estyma stanu są wyznaczone odpowiednio: $e_{n(m-1)} = x_n - \hat{x}_{n(m-1)}$ i $e_{n(m)} = x_n - \hat{x}_{n(m)}$. Przyjęto, że identyfikowane parametry materiałowe winny być niezależne od czasu i warunków obciążenia, co oznacza:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t \quad (\text{zmiana stanu}) \quad (4)$$

gdzie \mathbf{x}_t i \mathbf{x}_{t-1} są wektorami zawierającymi odpowiednio nieznanne, identyfikowane parametry dla stadium t i stadium $t-1$, a \mathbf{w}_t jest szumem procesu, który może być określony za pomocą normalnej dystrybucji z zerową wartością średnią i kowariancją \mathbf{Q}_t ($\mathbf{w}_t \sim N(0, \mathbf{Q}_t)$). Dla stadium t nieliniowego systemu elementy wektora danych z ob-

serwacji (lub danych z pomiaru) \mathbf{z}_t są wyrażane za pomocą wektorowej funkcji wartości odpowiedzi parametrów modelu $\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t)$ w następujący sposób:

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t) + \mathbf{v}_t \quad (\text{równanie obserwacji}) \quad (5)$$

gdzie \mathbf{v}_t jest wektorem szumu obserwacji, który może być określony za pomocą białego szumu Gaussa z zerową wartością średnią i kowariancją \mathbf{R}_t ($\mathbf{v}_t \sim N(0, \mathbf{R}_t)$). Funkcja $\mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t)$ może być użyta do obliczania prognoz pomiaru na podstawie określonej prognozy stanu. Funkcja ta jednak nie może być zastosowana bezpośrednio do obliczania kowariancji błędu a'posteriori $\mathbf{P}_{n(m)} = \text{cov}(\mathbf{x}_n - \hat{\mathbf{x}}_{n(m)})$. Przy jej wykorzystaniu, zamiast tej funkcji jest określana tzw. macierz obserwacji, której elementami są pochodne cząstkowe, czyli Jakobian. Dla każdego kroku obliczeniowego danego stadium Jakobian ten jest wyznaczany za pomocą bieżących prognoz stanów. Zastosowany rozwinięty algorytm filtru Kalmana linearyzuje nieliniowe funkcje w pobliżu bieżących oszacowań według następującego układu równań:

PROGNOZA

$$\text{Prognoza stanu:} \quad \hat{\mathbf{x}}_{t(k-1)} = \hat{\mathbf{x}}_{t-1(k-1)} + \mathbf{w}_t \quad (6a)$$

$$\text{Prognoza estymaty kowariancji:} \quad \mathbf{P}_{t(k-1)} = \mathbf{P}_{t-1(k-1)} + \mathbf{Q}_t \quad (6b)$$

UAKTUALNIENIE

$$\text{Residuum pomiaru:} \quad \hat{\mathbf{y}}_t = \mathbf{z}_t - \mathbf{h}_t(\hat{\mathbf{x}}_t) \quad (7a)$$

$$\text{Resztkowa kowariancji:} \quad \mathbf{S}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{P}_{t(k-1)} \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t \quad (7b)$$

$$\text{Poprawa optimum filtru Kalmana:} \quad \mathbf{K}_t = \mathbf{P}_{t(k-1)} \mathbf{H}_t^T \mathbf{S}_t^{-1} \quad (7c)$$

$$\text{Uaktualnienie estymatora stanu:} \quad \hat{\mathbf{x}}_{t(k)} = \hat{\mathbf{x}}_{t(k-1)} + \mathbf{K}_t \hat{\mathbf{y}}_t \quad (7d)$$

$$\text{Uaktualnienie estymatora kowariancji:} \quad \mathbf{P}_{t(k)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \mathbf{P}_{t(k-1)} \quad (7e)$$

gdzie macierz obserwacji jest określana za pomocą następującego Jakobianu:

$$\mathbf{H}_t = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_t}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{t(k-1)}} \quad (8)$$

Zauważmy, że uaktualnianie procesu filtrowania Kalmana jest powtarzane do momentu, w którym kryterium zgodności jest osiągnięte (rys. 4).

```

while no convergence {  $\min e_{t(k)} > \text{tolerance}$  } do
  begin
    for ( $i = 1; i \leq N; i++$ )
      begin
         $P_{t(k)_i} = (I_i - K_{t_i} H_{t_i}) P_{t(k-1)_i}$ 
         $S_{t_i} = H_{t_i} P_{t(k-1)_i} H_{t_i}^T + R_{t_i}$ 
         $e_{t(k)_i} = K_{t_i} (z_{t_i} - h_t(\hat{x}_{t_i}))$ 
         $K_{t_i} = P_{t(k-1)_i} H_{t_i}^T S_{t_i}^{-1}$ 
         $P_{t(k-1)_i} = P_{t(k)_i}$ 
      end
    end
  end

```

Rys. 4. Kod komputerowy zastosowanego algorytmu filtru Kalmana

4. ŁĄCZNA FUNKCJA GĘSTOŚCI PRAWDOPODOBIENSTWA

W teorii prawdopodobieństwa rozkład dyskretny (tzn. rozkład skokowy) zmiennej losowej typu dyskretnego $p_X(x)$ jest funkcją, która określa prawdopodobieństwo $\Pr(X = x)$, że dyskretna zmienna losowa X jest równa wartości x . Natomiast dowolny rozkład ciągły zmiennej losowej typu ciągłego jest rozpatrywany jako granica sekwencji rozkładów dyskretnych. Dla wielu uwzględnianych łącznie zmiennych losowych X_1, \dots, X_N możliwe jest zbudowanie łącznej funkcji gęstości prawdopodobieństwa, odniesionej względem wartości x_1, \dots, x_N . Łączna ciągła funkcja gęstości prawdopodobieństwa $f_{X_1, \dots, X_N}(x_1, \dots, x_N)$ zmiennych losowych typu ciągłego X_1, \dots, X_N jest funkcją $f_{X_1, \dots, X_N} : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ definiowaną w obszarze $D \subset \mathbb{R}^N$ w następujący sposób:

$$\Pr((X_1, \dots, X_N) \in D) = \int_D \dots \int f_{X_1, \dots, X_N}(x_1, \dots, x_N) dx_1 \dots dx_N \quad (9)$$

Funkcja ta powinna spełniać następujące warunki:

$$1. \quad f_{X_1, \dots, X_N}(x_1, \dots, x_N) \geq 0 \quad \forall (x_1, \dots, x_N), \quad (10)$$

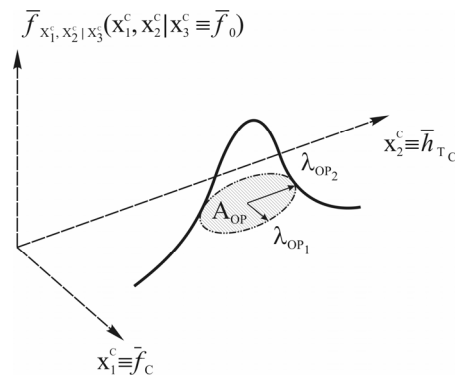
$$2. \quad \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f_{X_1, \dots, X_N}(x_1, \dots, x_N) dx_1 \dots dx_N = 1. \quad (11)$$

Łączna ciągła funkcja gęstości prawdopodobieństwa wielu zmiennych losowych może być rozszerzona do łącznej ciągłej funkcji gęstości prawdopodobieństwa większej ilości zmiennych losowych za pomocą następującej tożsamości:

$$f_{X_1, \dots, X_N}(x_1, \dots, x_N) = f_{X_N | X_1, \dots, X_{N-1}}(x_N | x_1, \dots, x_{N-1}) f_{X_1, \dots, X_{N-1}}(x_1, \dots, x_{N-1}) \quad (12)$$

gdzie $f_{X_N | X_1, \dots, X_{N-1}}(x_N | x_1, \dots, x_{N-1})$ jest funkcją gęstości warunkowego prawdopodobieństwa zmiennej losowej X_N określoną względem zmiennych losowych X_1, \dots, X_{N-1} .

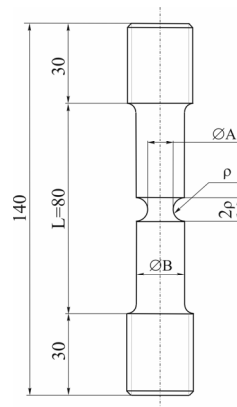
W pracy została wykorzystana metoda aproksymacji łącznej funkcji gęstości prawdopodobieństwa wielu zmiennych losowych $\hat{f}_{X_1, \dots, X_N}$ za pomocą unormowanych indywidualnych funkcji gęstości prawdopodobieństw, które zostały wyselekcjonowane przez algorytm filtru Kalmana z wyjściowych danych eksperymentalnych, a następnie zagregowane do łącznej funkcji gęstości prawdopodobieństwa zgodnie z tożsamością określoną przez równanie (12). Zbudowana w ten sposób łączna funkcja gęstości prawdopodobieństwa, której postać jest przedstawiona na rysunku 5, została wykorzystana do określenia parametrów materiałowych mikromechanicznego modelu rozwoju uszkodzeń za pomocą algorytmu genetycznego.



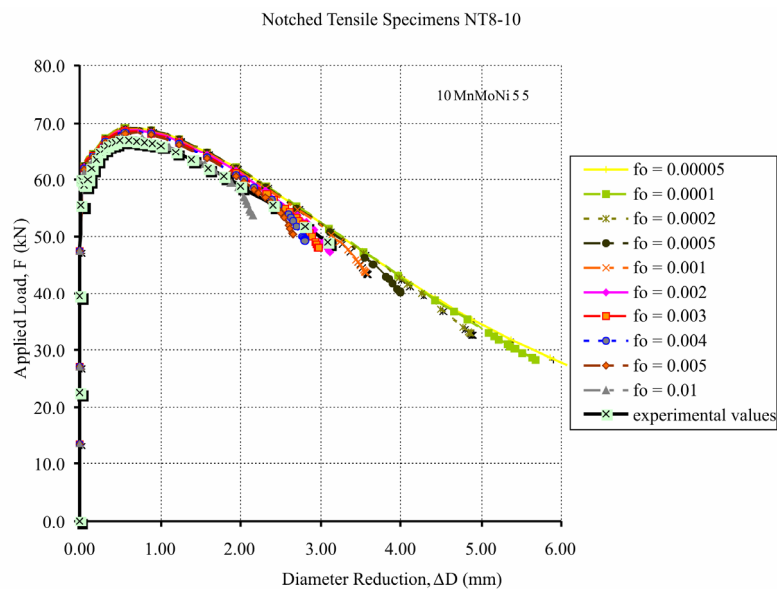
Rys. 5. Łączna funkcja gęstości prawdopodobieństwa zmiennych x_1^c i x_2^c

5. OKREŚLANIE PARAMETRÓW MATERIAŁOWYCH MODELU GM

Podstawowe wymiary i kształt próbek wzorcowych użytych do prób eksperymentalnych zostały przedstawione na rysunku 6. W celu uzyskania różnych stopni koncentracji trójosiowych stanów naprężeń próbki te posiadały różne promienie krzywizny dna karbu. Podczas badań eksperymentalnych próbki były rozciągane aż do zniszczenia. Następnie wyniki badań eksperymentalnych były porównywane z wynikami symulacji komputerowych rozwoju uszkodzeń w materiałach stalowych. Symulacje komputerowe zostały zrealizowane za pomocą metody elementów skończonych dla różnorodnych zestawów danych wyjściowych przyjętych do skalibrowania parametrów materiałowych (patrz rys. 7).

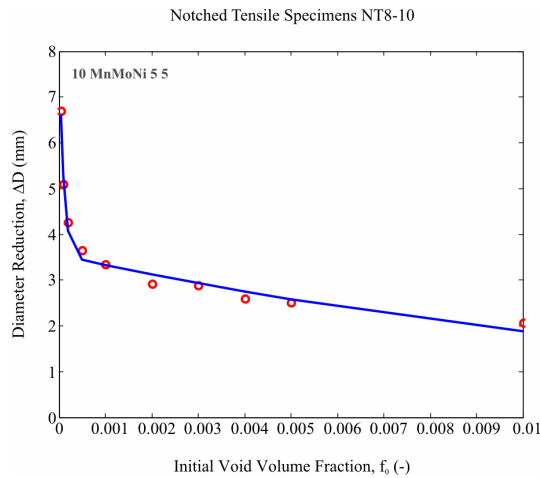


Rys. 6. Kształt i wymiary próbek wzorcowych typu NT

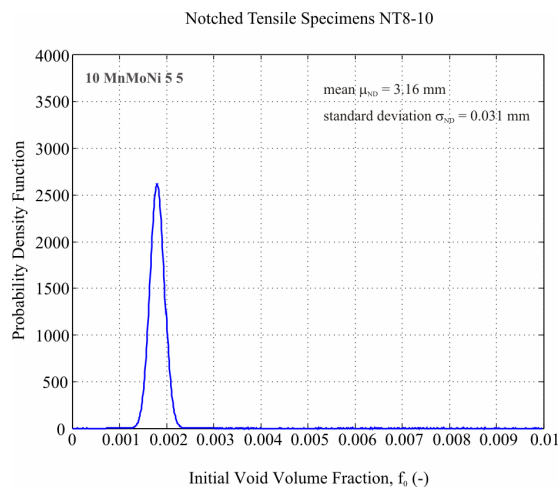


Rys. 7. Porównanie wyników badań eksperymentalnych z wynikami symulacji komputerowych, które zostały ujęte w formę wykresów zależności siły rozciągającej F od redukcji średnicy najmniejszego przekroju poprzecznego ΔD próbki NT8-10 (zmienny parametr f_0 , a parametry stałe to: $f_c = 0,045$ i $h_{r_c} = 2,77$)

Na rysunkach 8 i 9 przedstawiono metodę budowania indywidualnych funkcji gęstości prawdopodobieństw, które po odpowiednim wyskalowaniu zostały wykorzystane do zbudowania łącznej funkcji gęstości prawdopodobieństwa.



Rys. 8. Zależność krytycznej zmiany średnicy ΔD w momencie zniszczenia materiału od inicjującej wartości mikroporowatości materiału f_0 , ustalona w wyniku minimalizacji różnic pomiędzy danymi z rysunku 7 a aproksymowaną krzywą typu wykładniczego



Rys. 9. Indywidualna funkcja gęstości prawdopodobieństwa określona za pomocą filtra Kalmana dla aproksymowanej zależności z rysunku 8

6. WNIOSKI

Właściwy dobór i określenie parametrów materiałowych modelu mikromechanicznego rozwoju uszkodzeń zostało dokonane w wyniku rozwiązania zagadnienia odwrotnego, które polegało na wyznaczeniu optymalnego zbioru poszukiwanych parametrów za pomocą algorytmu genetycznego. Opracowane przez autora procedury obliczeniowe umożliwiły ustalenie wartości parametrów materiałowych dla trzech różnych typów stali ferrytycznych. Wyniki obliczeń zostały zestawione w tabeli 1.

Tabela 1. Wyniki obliczeń

Stal	Inicjująca wartość mikroporowatości	Krytyczna wartość mikroporowatości	Krytyczna wartość trójosiowego stanu naprężeń
15 NiCuMoNb5	$f_0 = 7,0 \times 10^{-4}$	$f_c = 2,28 \times 10^{-2}$	$h_{r_c}(f_0) = 4,57$
10 MnMoNi 5 5	$f_0 = 4,37 \times 10^{-4}$	$f_c = 1,05 \times 10^{-2}$	$h_{r_c}(f_0) = 4,89$
22 NiMoCr 3 7	$f_0 = 9,8 \times 10^{-4}$	$f_c = 4,08 \times 10^{-3}$	$h_{r_c}(f_0) = 4,35$

LITERATURA

- [1] Jackiewicz J., 2009. Calibration and evaluation of a combined fracture model of microvoid growth that may compete with shear in the polycrystalline microstructure by means of evolutionary algorithms. *Computational Materials Science* 45, 133-149.
- [2] Kim J., Gao X., Srivatsan T.S., 2004. Modeling of void growth in ductile solids: Effects of stress triaxiality and initial porosity. *Eng. Fract. Mech.* 71, 379-400.
- [3] Needleman A., Tvergaard V., 1984. An analysis of ductile rupture in notched bars. *J. Mech. Phys. Solids* 32, 461-490.
- [4] Perrin G., Leblond J.-B., 1990. Analytical study of a hollow sphere made of plastic porous material and subjected to hydrostatic tension – application to some problems in ductile fracture of metals. *Int. J. Plasticity* 6, 677-699.
- [5] Tresca H., 1864. Mémoire sur l'écoulement des corps solides soumis à de fortes pressions. *Comptes Rendus Academie des Science Paris* 59, 754-756.
- [6] Wei Y.J., Anand L., 2004. Grain-boundary sliding and separation in polycrystalline metals: Application to nanocrystalline fcc metals. *J. Mech. Phys. Solids* 52, 2587-2616.
- [7] Wierzbicki T., Bao Y., Lee Y.W., Bai Y., 2005. Calibration and evaluation of seven fracture models. *Int. J. Mech. Sci.* 47, 719-743.

**CALIBRATION OF PARAMETERS FOR THE
MICROMECHANICAL POLYCRYSTALLINE MATERIAL MODEL,
INCORPORATING A GROWTH
OF STRUCTURAL MICROVOIDS WITH ITS POSSIBLE
SIMULTANEOUS SHEAR WITH GENETIC ALGORITHM**

Summary

Changes of stress in metallic materials during basic plastic-working technological processes operations can have a significant effect on the occurrence of microdamage in the material structure. With that in mind, for the last dozen or so years there has been

a growing interest in computer simulations of technological processes of plastic working to decrease the costs of technological processes and to enhance the material structure of the machinery parts produced. For an adequate performance of such simulations, two factors are important: well-defined micromechanical model of the development of microdamage in the material as well as accurately selected and calibrated input physical parameters of that model type. As the reference point for an adequate selection and determination of the input physical parameters of the micromechanical damage development model, a number of experimental tests with model samples were assumed. They were used to determine data for the so-called opposite problem. In the present physical parameter value calibration method, the opposite problem was referred to as the problem of optimization of the joint function of probability density with the genetic algorithm.

Keywords: joint probability density function, micromechanical damage development models, the Kalman filter algorithm