



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

Conference
Proceedings

11th INTERNATIONAL SCIENTIFIC CONFERENCE
ACHIEVEMENTS IN MECHANICAL & MATERIALS ENGINEERING

Metoda statystycznej oceny klasy uszkodzeń materiałów pracujących w warunkach pełzania*

L.A. Dobrzański, M. Krupiński, R. Maniara, W. Sitek

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 metodę statystycznej analizy obrazów struktur metalograficznych elementów instalacji ciśnieniowych pracujących w warunkach pełzania, dla oceny klasy uszkodzenia materiału. Dokonano porównania wyników oceny klasy stanu uszkodzenia z metodą bazującą na sieciach neuronowych.

1. WPROWADZENIE

Bardzo wysokie koszty inwestycyjne instalacji energetycznych i względnie niski koszt eksploatacji stawiają wymagania określone praktycznej trwałości rozporządzalnej oraz określenia czasu bezpiecznej eksploatacji urządzeń lub ich elementów po zakończeniu eksploatacji w czasie wynikającym z obliczeniowej trwałości rozporządzalnej. Problem sprowadza się zatem do określenia dla danego urządzenia, instalacji lub elementu tzw. trwałości resztkowej, definiowanej jako różnica czasu między praktyczną i obliczeniową trwałością rozporządzalną. Analiza metod prognozowania trwałości resztkowej wskazuje na konieczność stosowania zintegrowanych sposobów postępowania polegających na połączeniu obliczeń w oparciu o standardowe dane materiałowe jak i metod polegających na badaniach i próbach materiału po eksploatacji, a w szczególności metod polegających na ocenie stanu uszkodzenia materiału przy użyciu replik organicznych. Powoduje to celowość opracowania metody prostego i jednoznacznego sposobu określania przydatności materiałów do dalszej eksploatacji na podstawie badań struktury materiału[1].

Celem podjętych prac jest opracowanie komputerowej metody analizy obrazów struktur metalograficznych oraz wykorzystano statystyczną metodę klasyfikacji przetworzonych obrazów otrzymanych za pomocą mikroskopii elektronowej. Stanowią one kontynuację prac opisanych w [3] nad opracowaniem skutecznej metody klasyfikacji uszkodzenia materiałów w celu jej zastosowania w komputerowym systemie prognozowania trwałości resztkowej. Zastosowanie takiego systemu umożliwi znaczne przyspieszenie wykonywania obliczeń związanych z opracowaniem prognozy, zobiektywizuje wnioskowanie oraz wyeliminuje błędy przypadkowe.

* Autorzy uczestniczą w realizacji projektu CEEPUS Nr PL-013/0203 kierowanego przez Prof. L.A. Dobrzańskiego

2. MATERIAŁ I METODYKA BADAŃ

Materiał badawczy został opracowany na podstawie zdjęć struktur metalograficznych o różnym stopniu zaawansowania procesów zniszczenia materiału powstałych w wyniku pełzania, otrzymanych za pomocą elektronowej mikroskopii skaningowej.

We wstępnym etapie pracy w analizowanych strukturach metalograficznych wyekstrahowano istotne dla rozwiązania zadania cechy obrazów, takie jak pustki powstające w trakcie procesu pełzania, które charakteryzuje: kształt, wielkość oraz poziom szarości pęknięć występujących na obrazach zapisanych w 256 odcieniach szarości.

W dalszej kolejności zastosowano do analizy filtrację oraz detekcję krawędzi pustek widocznych na obrazach. W celu wykrycia krawędzi pustek można korzystać z pierwszej pochodnej funkcji opisującej zmiany stopni szarości obrazu – ekstrema funkcji. W pracy zastosowano lokalne gradienty, które są wystarczającym przybliżeniem tejże pochodnej [2].

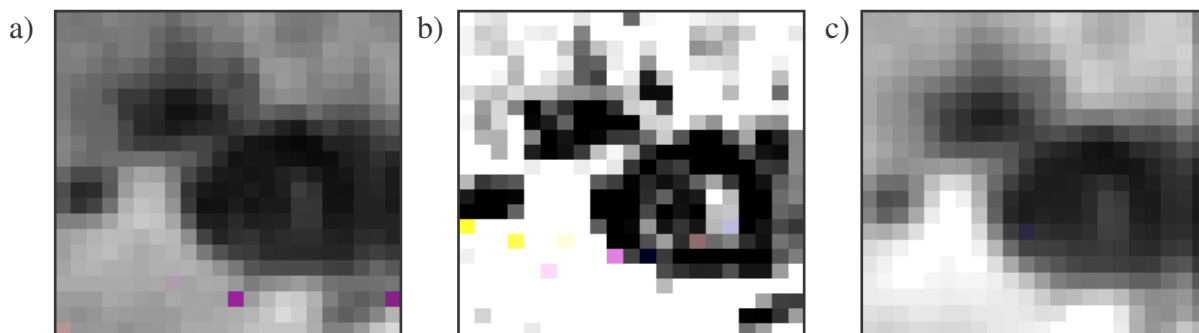
W analizowanych obrazach interesujące punkty zostały wydzielone z obrazu poprzez filtrację oraz wykrycie krawędzi obszarów o jasności większej od zadanego progu, w wyniku zastosowania gradientu jako różnicy wartości sąsiednich punktów.

W badaniach zastosowano filtry górnoprzepustowy (F1) i dolnoprzepustowy (F2), których postać dobrano w wyniku weryfikacji eksperymentalnej. Schemat postępowania podczas analizy obrazu przedstawia rysunek 1. Na rys. 1a przedstawiono mapę bitową z widocznym pęknięciem powiększonym 1000-krotnym, natomiast na rys. 1b ten sam fragment po filtracji maską F1, a na rys. 1c fragment po filtracji maską F2.

Filtr F1 umożliwia wydobycie punktów, wyraźnie różnych od tła obrazu, w zależności od otoczenia rozpatrywanego piksela w tym przypadku jest to najbliższe sąsiedztwo (maska 3x3) po jednym pikselu w każdym z ośmiu kierunków. Natomiast w wyniku zastosowania filtra F2 otrzymuje się efekt podobny do zwiększenia kontrastu. Analogicznie jak w przypadku filtra F1 analizowane jest sąsiedztwo rozpatrywanego piksela.

$$F1 \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 10 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

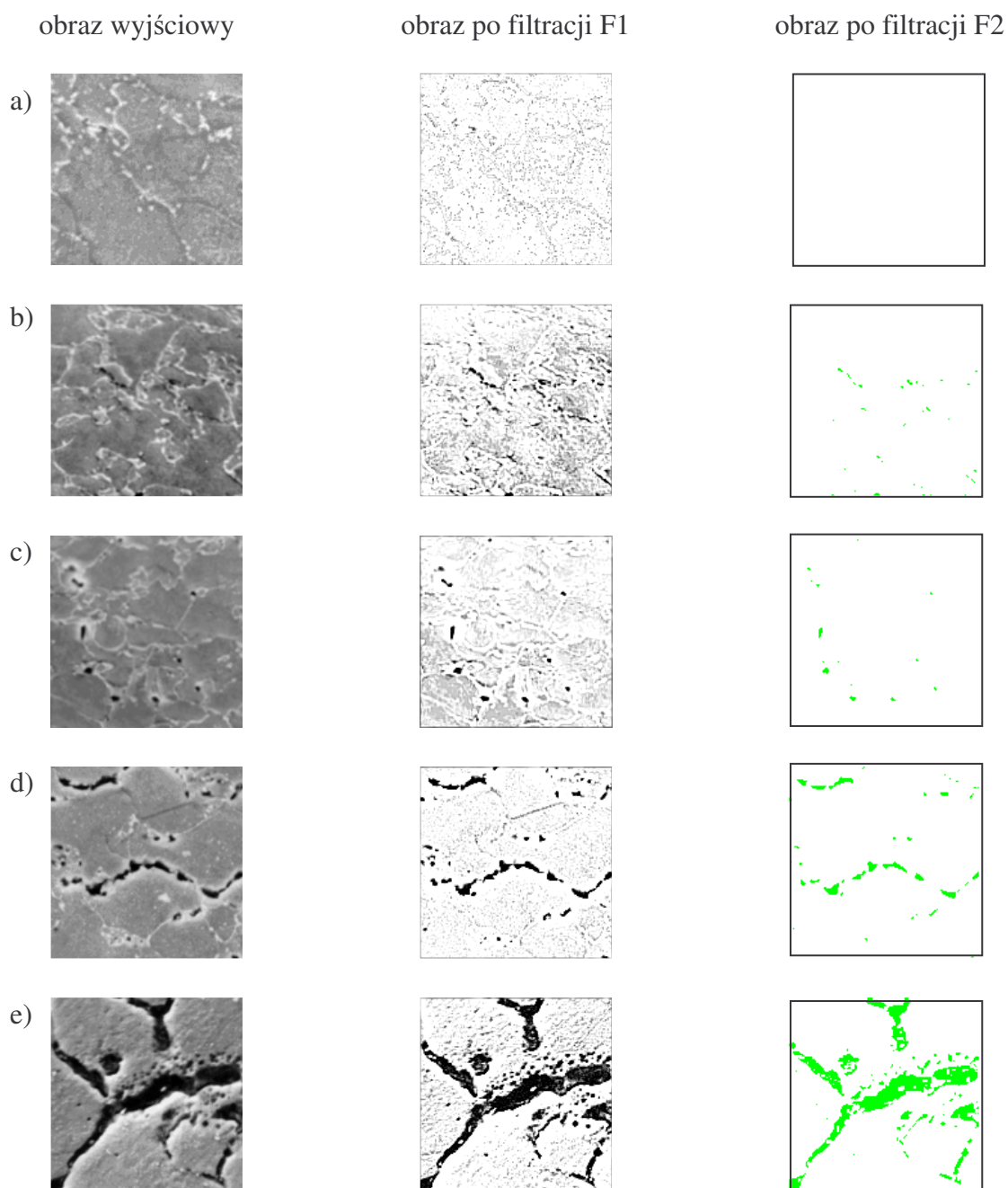
$$F2 \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 8 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{14} \quad (2)$$



Rys. 1. Widok pęknięcia: a) przed filtracją, b) po filtracji F1, c) po filtracji F2

Stosując filtrację i detekcję krawędzi stworzono bazę wzorców struktur (rys. 2) odpowiadającą kolejnym klasom uszkodzenia[3]:

- klasa I – materiał nie wykazuje uszkodzeń spowodowanych pełzaniem,
- klasa II – powstawanie pustek,
- klasa III – rozwój pustek,
- klasa IV – powstawanie mikropęknięć,
- klasa V – powstawanie makropęknięć.



Rys. 2. Przykładowe obrazy struktur rzeczywistych, po filtracji maską F1 oraz wykryciu krawędzi: a) I klasy, b) II klasy, c) III klasy, d) IV klasy, e) V klasy

Dla zestawionych wzorców obrazów odpowiadających kolejnym klasom uszkodzenia zastosowano wskaźnik w opisujący kształt i wielkość pustek lub pęknięć, pozwalający na określenie klasy zmęczenia materiału w trakcie procesu pełzania:

$$w = \bar{S} \cdot \frac{S_{\max} - \bar{S}}{S_{\max}} \quad (3)$$

gdzie:

\bar{S} – powierzchnia średnia pustek wykrytych,
 S_{\max} – powierzchnia największej pustki w danej strukturze.

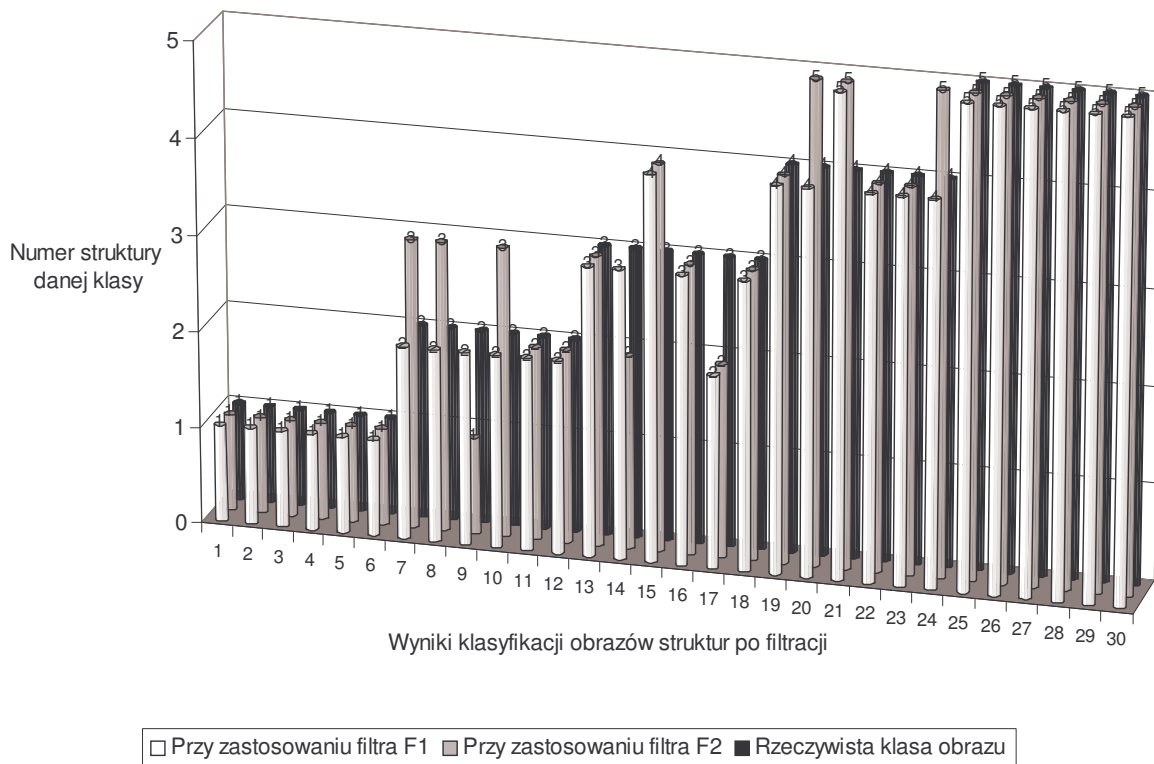
Następnie, na podstawie analizy 30 wzorcowych obrazów struktur, wyznaczono wartości liczbowe współczynnika w , odpowiadające każdej z klas uszkodzenia materiału, które zestawiono w tabeli 1. Tak określone zakresy wartości współczynnika w wprowadzono do programu komputerowego, a następnie na ich podstawie zweryfikowano algorytm postępowania wykorzystując do tego celu 30 obrazów struktur (po 6 na każdą z klas), których nie wykorzystywano wcześniej do określenia wartości współczynnika w . Obrazy struktur weryfikujących poprawność klasyfikowania przez program komputerowy przygotowano w sposób analogiczny do sposobu postępowania z obrazami, na podstawie których określono wartość współczynnika.

Tabela 1. Wartości współczynnika w dla poszczególnych klas

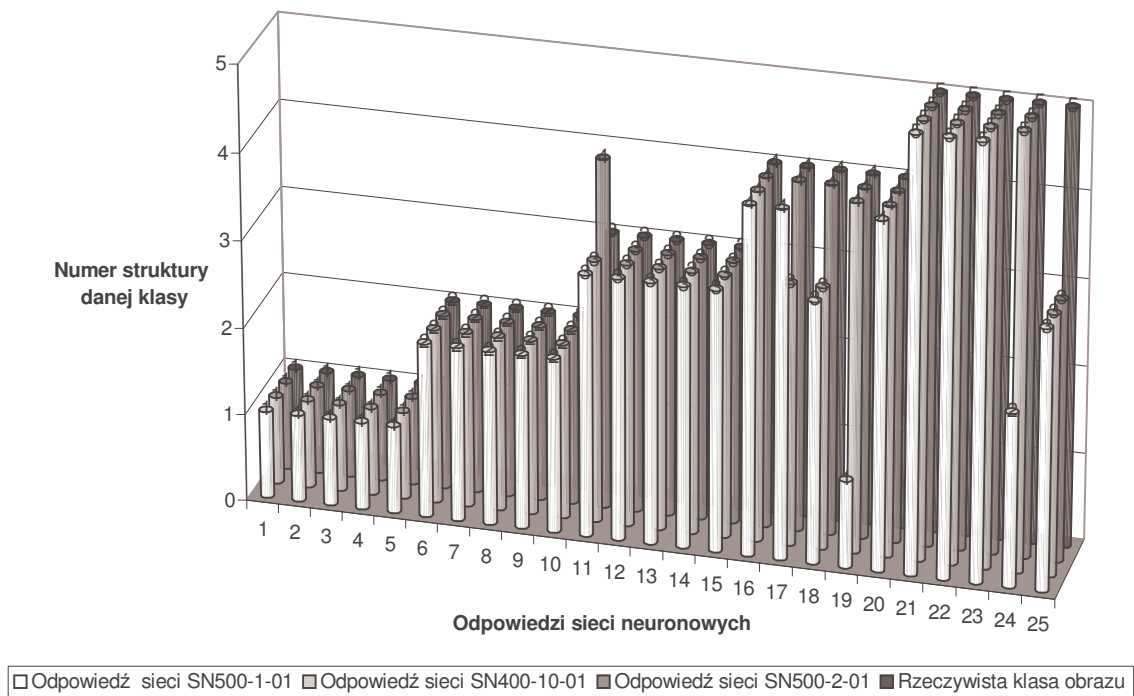
Lp.	Klasa zniszczenia materiału	Wartości współczynników poszczególnych klas
1.	I	$0,0000 < w \leq 0,0010$
2.	II	$0,0010 < w \leq 0,1470$
3.	III	$0,1470 < w \leq 0,4000$
4.	IV	$0,4000 < w \leq 1,7000$
5.	V	$1,7000 < w$

3. WYNIKI

Wyniki poprawności klasyfikowania obrazów 30 struktur przez program komputerowy przy zastosowaniu różnych filtrów przedstawiono na rysunku 2. W wyniku analizy uzyskanych rezultatów stwierdzono, że dla zastosowanych zakresów współczynnika w filtracja filtrem F1 dała dużo lepsze wyniki niż filtracja filtrem F2. Po filtracji przy zastosowaniu maski filtra F1 program zaklasyfikował poprawnie 27 spośród prezentowanych 30 obrazów struktur co daje skuteczność rozpoznawania 90%. Natomiast przy zastosowaniu maski filtra F2 program zaklasyfikował poprawnie jedynie 20 spośród 30 przedstawionych struktur. Metoda wykorzystująca sztuczne sieci neuronowe przedstawiona w pracy [3] pozwala na uzyskiwanie porównywanej zgodności (92%) jak dla filtra F1 (rys. 3).



Rys. 2. Wykres wyników poprawności klasyfikowania obrazów struktur przez program komputerowy



Rys. 3. Wykres odpowiedzi sieci neuronowych

4. PODSUMOWANIE

W pracy przedstawiono metodę klasyfikacji obrazów struktur metalograficznych na podstawie analizy cech obrazu z wykorzystaniem metod statystycznych. Decydujący wpływ na poprawność klasyfikacji ma rodzaj zastosowanego filtru w trakcie przetwarzania obrazów oraz jednocześnie wartość przedziału współczynnika dla każdej z klas zniszczenia materiału. W dalszym ciągu prowadzone są prace nad poprawą skuteczności działania programu, a uzyskane dotychczas wyniki stanowią pomoc w optymalizacji jego działania. Należy przypuszczać, powiązania obydwu metod, wykorzystujących analizę statystyczną obrazów oraz sieci neuronowe pozwoli na uzyskiwanie większej sprawności rozpoznawania klasy uszkodzenia materiału.

LITERATURA

1. L.A. Dobrzański: Podstawy nauki o materiałach i materiałoznawstwo; materiały inżynierskie z podstawami projektowania materiałowego, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa 2002.
2. M. Nieniewski: Morfologia matematyczna w przetwarzaniu obrazów, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa 1998.
3. L.A. Dobrzański, W. Sitek, M. Krupiński, 10th International Scientific Conference AMME 2001, s. 171-174.
4. J. Woźnicki: Podstawowe techniki przetwarzania obrazu, Wydawnictwo Komunikacji i Łączności, Warszawa 1996.
5. Praca zbiorowa pod red. J. Zabrodzkiego: Grafika komputerowa – metody i narzędzia, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, Warszawa 1994.
6. L. Wojna, M. Majorek: Komputerowa analiza obrazu, FOTOBIT – DESIGN S.C., Kraków 1994.
7. R. Tadeusiewicz: Systemy wizyjne robotów przemysłowych, Wydawnictwo – Naukowo Techniczne, Warszawa 1992.
8. W. Krysicki, J. Bartos, W. Dyczka, K. Królikowska, M. Wasilewski: Rachunek prawdopodobieństwa i statystyka matematyczna w zadaniach, Wydawnictwo PWN, Warszawa 1998.