



PRÓBY LICZBOWEJ OCENY DEGENERACJI MATERIAŁU OCZEK CIĄGADEŁ PRZY UŻYCIU METOD KOMPUTEROWEJ ANALIZY OBRAZÓW

ZBIGNIEW RUDNICKI, WŁODZIMIERZ FIGIEL, JANINA DACA

AN EFFORTS TO ESTIMATE NUMERICALLY A MATERIAL DEGENERATION OF DRAWING DIES BY MEANS OF COMPUTER IMAGE ANALYSIS METHODS

Abstract

The wear of the die eyelets, in the wire drawing process, depends significantly on applied lubricating-cooling agent. Among many results of former complex investigations, the metallographic images of surface layers of the die eyelets were obtained. The paper describes computer analysis of these images to obtain numerical characteristic of degeneration of material and especially structural defects like the loss of binding metal - cobalt. Several methods, including automatic and arbitral selection of features, were applied and compared. Discussion of results was carried out.

1. WPROWADZENIE

Komputerowa analiza obrazów (Tadeusiewicz i Korohoda, 1997) zajmuje się ekstrakcją użytecznych informacji w postaci liczbowych deskryptorów wybranych cech obrazów. W badaniach metalograficznych jest używana m.in do liczbowej oceny udziału różnych faz oraz cech mikrostruktury wpływających na własności mechaniczne materiałów (Latała i Wojnar, 2001) a także do oceny stopnia zużycia materiałów skutkującego wzrostem liczby mikropęknięć i defektów struktury. W badaniach mikrostruktury węglików spiekanych i innych materiałów ziarnistych analiza ta jest stosowana do charakteryzowania rozkładu wielkości i kształtu ziaren należących do po-

szczególnych faz (Kang i in., 2000) a także ubytków stopu wiążącego oraz wtrąceń niemetalicznych i innych defektów struktury.

Węgliki spiekane należą do bardzo twardych, wytrzymałych termicznie i wodoodpornych materiałów otrzymywanych metodami metalurgii proszków. W ich strukturze od ok. 70 do 95% objętości zajmują węgliki metali, a resztę stop wiążący. Są szeroko stosowane do wyrobu takich elementów jak ostrza narzędzi skrawających, oczka ciągaideł i matryce do obróbki plastycznej, dysze palników, elementy zaworów i in., w których wymagana jest duża odporność na zużycie i wysoką temperaturę.

Z. Rudnicki*, W. Figiel, J. Daca, Zakład Konstrukcji i Eksploatacji Maszyn, Wydz. Inżynierii Mechanicznej i Robotyki, Akademia Górniczo-Hutnicza, 30-059 Kraków, Al. Mickiewicza 30, p.B2

* zbrudnic@uci.agh.edu.pl

Niniejsza praca stanowi próbę pozyskania, metodami automatycznej komputerowej analizy obrazów, dodatkowych informacji z niektórych wyników przeprowadzonych wcześniej badań. Były to mianowicie kompleksowe badania zużycia warstwy wierzchniej oczek ciągań w procesie ciągnięcia drutu oraz badania wpływu zastosowanych mediów chłodząco-smarujących na szybkość tego zużycia. Pomiar zużycia oczek dokonane były na uniwersalnym mikroskopie warsztatowym z użyciem czujnika dźwiękowo-optycznego. Ilościowe różnice między zużyciem w poszczególnych seriach były najkorzystniejsze przy zastosowaniu chłodziwa Hydropol-B. Dodatkowo przeprowadzone były badania dyfraktometryczne (Daca i Rudnicki, 2000a) i profilometryczne (Daca i in., 2003) oraz badania mikrostruktury warstw przypowierzchniowych na podstawie mikroskopowych fotografii zglądów metalograficznych.

2. PRZEDMIOT BADAŃ

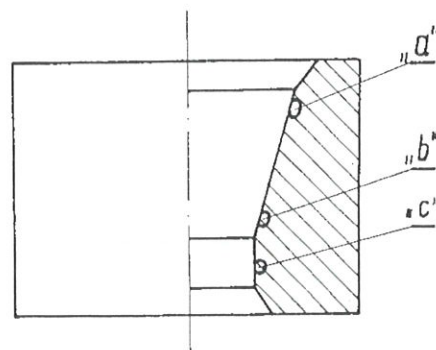
Przedmiotem niniejszych badań były obrazy zglądów metalograficznych przekrojów oczek ciągań (Daca i Rudnicki, 2000b) uzyskane z mikroskopu elektronowego IXA-50A firmy JEOL. Zdjęcia wykonane zostały przy napięciu przyspieszającym wiązki elektronów równym 15 kV i powiększeniu 3000x. Materiał oczek ciągań to węgiel spiekany typu G10, który zawiera 94% węgla wolframu (WC) i 6% kobaltu (Co), materiał ciągnięty to walcówka z miedzi M1E. Końcowa prędkość ciągnięcia $v_k = 10$ m/s.

Analizowano 5 grup obrazów a mianowicie: [N] – obrazy dla oczek nowych, oraz 4 grupy obrazów dla oczek ciągań po określonym czasie pracy w środowisku poszczególnych testowanych mediów chłodząco-smarujących oznaczone pierwszymi literami nazw tych mediów: [A] – Alumol, [H] – Hydropol_B, [W] – W-35, [U] – Unapol_CB. Dla każdego badanego oczka ciągań (rys. 1) dysponowano obrazami trzech charakterystycznych miejsc (a), (b), (c) w pobliżu powierzchni roboczej.

Ogółem podstawą komputerowej analizy było więc 15 fotografii przedstawiających po trzy (rysunek 1) wybrane miejsca oczka dla ciągań pracujących z czterema czynnikami chłodząco-smarującymi oraz dla ciągań nowego. Liczbę analizowanych komputerowo obrazów zwiększono przez pobieranie wycinków tych obrazów.

3. PRZYGOTOWANIE POWIERZCHNI DO ANALIZY METALOGRAFICZNEJ I AKWIZYCJA OBRAZÓW

W celu ujawnienia struktury metalograficznej zglądów oczek ciągań trawiono odczynnikami Murakami



Rysunek 1. Przekrój oczka ciągań z zaznaczeniem badanych obszarów (a), (b), (c).

Figure 1. Cross section of the die with marked investigated areas (a), (b), (c).

($K_3Fe(CN)_6 + NaOH + H_2O$). Jednakże zarówno podczas tego przygotowania jak i procesu akwizycji obrazów nie przewidywano jeszcze możliwości późniejszej komputerowej analizy obrazów. Dlatego też starano się uzyskać obrazy o dużym kontraście i plastycznej wyrazistości korzystne dla analizy wzrokowej ale nie zawsze dogodne dla analizy komputerowej.

Wielu badaczy m.in. (Wojnar i in., 2002, str.115), (Kang i in., 2000) zajmujących się komputerową analizą obrazów metalograficznych i innych podkreśla, że obrazy dla celów komputerowej analizy muszą spełniać najwyższe standardy jakości podczas, gdy do analizy wzrokowej mogą być wystarczające średniej jakości obrazy.

W obu przypadkach słowo jakość może zresztą oznaczać zupełnie co innego. W analizie wzrokowej (szczególnie jakościowej) korzystny jest znaczny kontrast, który dla analizy komputerowej może oznaczać stratę części informacji. Światłocienie zwiększające plastyczność obrazu są również niekorzystne dla analizy komputerowej w której ziarna należące do tej samej fazy krystalicznej powinny cechować się jednolitym odcieniem. Zasady przygotowania powierzchni i prowadzenia analiz metalograficznych opisane są w normach podanych w „Dodatku”.

4. CEL BADAŃ

Głównym celem badań było uzyskanie liczbowej oceny degeneracji materiału oczek ciągań po określonym czasie pracy w środowisku różnych cieczy chłodząco-smarujących, przy użyciu metod komputerowej analizy obrazów oraz skonfrontowanie tych informacji z innymi wynikami badań zużycia oczek.

Celami cząstkowymi a zarazem etapami komputerowej analizy obrazów były:

- 1) Znalezienie najlepszych cech dyskryminacyjnych badanych obrazów czyli cech, które pozwalają najlepiej rozróżniać obrazy materiału „nowego” od

obrazów materiału „zużytego”, na podstawie dwu wzorcowych klas obrazów (zbiorów uczących); wyznaczenie liczbowych miar (deskryptorów) tych cech.

- 2) Zastosowanie znalezionych deskryptorów dla oceny degeneracji materiału na obrazach zglądów oczek nowych oraz oczek użytkowanych w środowisku przedmiotowych chłodziw.
- 3) Ocena wiarygodności uzyskanych wyników.
- 4) Porównanie różnych metod przetwarzania i analizy obrazów.

5. ZASTOSOWANE NARZĘDZIA I METODY KOMPUTEROWEJ ANALIZY OBRAZÓW

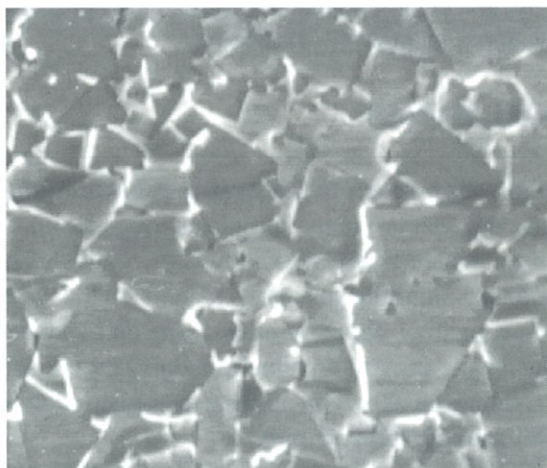
Selekcja cech obrazów dla komputerowej analizy przeprowadzona została dwoma różnymi metodami:

- A. automatyczną - opartą o statystyczne miary zdolności dyskryminacyjnej cech z dużego zbioru.
- B. dedukcyjną - opartą na obserwacji obrazów, rozumowaniu i doświadczeniu badacza oraz sprawdzaniu kolejnych postawionych hipotez i sposobów przetwarzania obrazów.

5.1. Wzorcowe zbiory obrazów dla poszukiwań cech dyskryminacyjnych

W obu metodach poszukiwanie cech dyskryminacyjnych bazowało na „zbiorze uczącym” składającym się z dwu wzorcowych klas obrazów (rys. 2 i 3) a mianowicie:

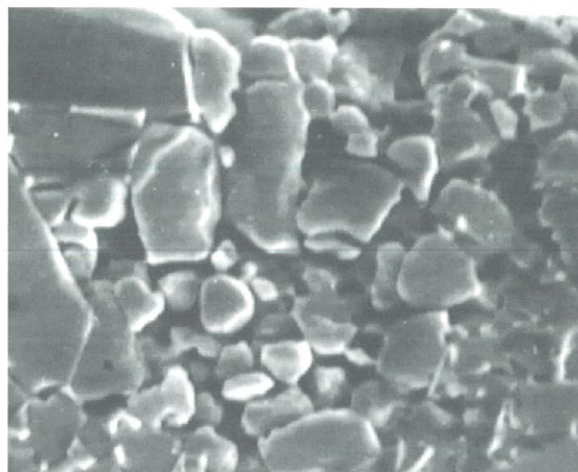
- klasy C1: 7 obrazów prawidłowej struktury materiału oczek – określanych terminem „nowe” (ziarna węgla wolframu powiązane w sposób spoisty kobaltem) oraz
- klasy C2: 7 obrazów warstw przypowierzchnio-



Rysunek 2. Przykład obrazu z klasy C1 - oczka "nowe"
Figure 2. Example picture of class C1 - "new" die

wych oczek „zużytych”, z ubytkami kobaltu i wykruszającymi się ziarnami WC.

Klasy te sporządzono przez wycięcie wyselekcjonowanych fragmentów obrazów. Nie wszystkie obrazy klas C1 i C2 posiadają tak wyraźne różnice, co gorsza występują ziarna ciemne i cienie krawędzi.



Rysunek 3. Przykład obrazu z klasy C2, oczka "zużyte"
Figure 3. Example picture of Class C2 - "worn" die

5.2. Miara zdolności dyskryminacyjnej cech

Zdolność dyskryminacyjna cech w obu metodach była mierzona była tzw. współczynnikiem Fisher'a:

$$Fc = \frac{D}{V} \quad (1)$$

gdzie:

$$D = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^k P_i^2} \cdot \sum \sum P_i \cdot P_j \cdot (\mu_i - \mu_j)^2$$

$$V = \sum_{i=1}^k P_i \cdot V_i$$

D – śr. wariancja międzyklasowa,

V – śr. wariancja wewnątrz klasowa,

μ_i – średnia wartość cechy w klasie i ,

k – liczba klas,

V_i – wariancja cechy w klasie i ,

P_i – prawdopodobieństwo klasy i (stosunek liczby obrazów tej klasy do wszystkich obrazów).

Praktycznie więc współczynnik Fisher'a jako najlepsze wybiera cechy, dla których różnice wartości w ramach danej klasy są znacznie mniejsze niż różnice międzyklasowe.

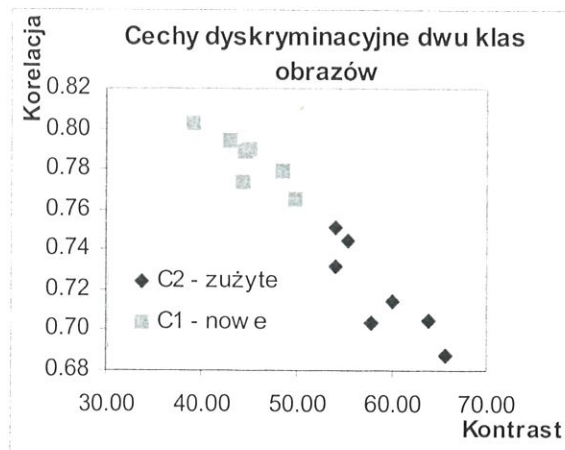
5.3. Metoda A – automatyczna selekcja cech dyskryminacyjnych

Metoda A polegała na zastosowaniu automatycznej selekcji najlepszych dyskryminatorów przy użyciu programów MaZda v.2.21 i Convert v.1.8 opracowanych do analizy medycznych obrazów tomograficznych (COST B11) w Instytucie Elektroniki Politechniki Łódzkiej i udostępnionych nieodpłatnie w Internecie. Metodę i uzyskane rezultaty przedstawiono dokładniej w (Rudnicki i Daca, 2003) a szczegóły samej metody opisano w plikach pomocy programów oraz w (Rudnicki, 2002). Podstawowe etapy metody to:

1. Wyznaczenie (programem MaZda) dla każdego obrazu nadmiarowego zbioru 259 cech.
2. Selekcja (programem Convert) 10-ciu najlepszych cech dyskryminacyjnych rozróżniających wzorcowe klasy obrazów, na podstawie wartości współczynnika Fisher'a lub innych miar zdolności dyskryminacyjnej.
3. Wykorzystanie wyselekcjonowanych deskryptorów do oceny stopnia degeneracji materiału oczek ciągadeł pracujących z różnymi środkami chłodząco-smarującymi.

Wyselekcjonowane automatycznie – jako dwa najlepsze dyskryminatory klas C1 i C2 – zostały cechy o nazwach: *Kt(2,-2)* *kontrast* i *Kr(2,-2)* *korelacja* (rys. 4) należące do często stosowanych deskryptorów cech tekstury (faktury) obrazów, zdefiniowanych w pracy (Haralick i in., 1973). Deskryptory te są wyznaczone na podstawie drugorzędowej charakterystyki obrazu zwanej macierzą zdarzeń $C_{a,b}$.

Macierz zdarzeń $C_{a,b}$ zawiera rozkład częstości współwystąpień par odcieni szarości wyznaczony przez zliczanie liczby przejść z piksela o odcieniu a



Rysunek 4. Wartości cech $Kr(2,-2)$ i $Kt(2,-2)$ dla dwu klas obrazów wzorcowych.

Figure 4. The values of features $Kr(2,-2)$ and $Kt(2,-2)$ for 2 classes of pattern pictures.

do piksela o odcieniu b dla wszystkich par pikseli oddalonych od siebie o ustaloną odległość d , analizowanych w jednym z wybranych kierunków: 0° , 45° , 90° , 135° oznaczanych współrzędnymi: $(d,0)$, (d,d) , $(0,d)$, $(d,-d)$.

Cechy *Kt* - *kontrast* i *Kr* - *korelacja* określone są wzorami:

$$Kt = \sum_{a,b} ((a-b)^2 \cdot C_{a,b}) \quad (2)$$

$$Kr = - \sum_{a,b} \frac{(a-\mu) \cdot (b-\mu)}{\sigma^2} \cdot C_{a,b} \quad (3)$$

gdzie:

$a, b \in [0,255]$ – to jasności badanych par pikseli,

$$\mu = \sum_a a \sum_b C_{a,b}, \quad \sigma = \sum_a (a-\mu)^2 \cdot \sum_b C_{a,b}$$

$(2,-2)$ – oznacza, że rozpatrywano pary pikseli o odległości 2 w kierunku -45 stopni.

Zdolność dyskryminacyjna cech $Kt(2,-2)$ i $Kr(2,-2)$ wyrażona współczynnikiem Fisher'a (dla wzorcowych zbiorów uczących) wynosi odpowiednio 12,96 i 13,95.

5.4. Metoda B – dedukcyjna

Metoda B roboczo nazwana „dedukcyjną” nie polega na „ślepych” sprawdzaniu wszelkich możliwych cech lecz na sprawdzaniu hipotez stawianych przez badacza odnośnie cech i sposobów ich ekstrakcji, które według jego przekonania (opartego na wiedzy i doświadczeniu), są skorelowane z badanymi cechami obiektu (degeneracją materiału oczek) i mogą dać zadowalające wyniki. W metodzie tej testowano wiele wariantów stosując takie kroki jak:

- arbitralne określenie prawdopodobnie najlepszych cech,
- przetwarzanie obrazów dla uwydatnienia tych cech,
- wyznaczenie liczbowych miar tych cech,
- sprawdzenie jakości i zdolności dyskryminacyjnej,
- ostateczny wybór cech spełniających kryteria.

Dokładniej proces ten scharakteryzowano jako algorytm na rysunku 5.

W metodzie B za cechę intuicyjnie najbardziej związaną ze stopniem degeneracji materiału uznano **sumaryczne pole ubytków kobaltu przypadające na jednostkę powierzchni obrazu**.

Testowano różne algorytmy pozwalające możliwie dokładnie wyznaczyć pole ubytków kobaltu identyfikowane najczęściej z najciemniejszymi plamami na obrazach. Utrudniały zadanie następujące zjawiska:

- nierównomierność oświetlenia poszczególnych partii obrazu,



Rysunek 5. Algorytm „dedukcyjnego” doboru dyskryminatorów.
Figure 5. Algorithm of „deduction” selection of discriminators.

- zmiany jasności plam reprezentujących ubytki ko-baltu,
- światłocienie powodujące, że krawędzie ziaren są jaśniejsze lub ciemniejsze od ich wnętrza,
- ciemne odcienie ziaren na niektórych obrazach.

Najprawdopodobniej zjawiska te wynikały z niespełnienia wymogów analizy komputerowej zarówno w trakcie przygotowania próbek jak i akwizycji obrazów.

Oprogramowaniem stosowanym w metodzie B były procedury pisane w Matlabie z użyciem funkcji z pakietu Image Analysis Toolbox (MathWorks Inc. 2000).

Oprócz sumarycznego pola badano także rozkłady długości czarnych pasm (związane z wielkością „ubytków”) jednak wyniki opisane będą w osobnym opracowaniu.

5.5. Stosowane operacje składowe przetwarzania w metodzie B

Dążono do otrzymania obrazów czarno-białych (tzw binarnych) ukazujących ubytki kobaltu jako obszary czarne a resztę jako obszary białe. Przetestowano wiele różnych (częściowo opisanych dalej) procedur przetwarzania obrazów, mających na celu otrzymanie takich obrazów. W procedurach tych były używane w różnych zestawach, z różną kolejnością i z różnymi parametrami, następujące operacje:

- a) normalizacja histogramu,
- b) wyrównywanie histogramu,
- c) wyrównywanie cienia,

- d) normalizacja pozycji mody,
- e) filtracja medianowa dolno-przepustowa oraz pasmowa,
- f) binaryzacja ze stałym progiem oraz progami wyznaczanymi jako funkcje obrazu.

Być może warto krótko scharakteryzować te operacje:

(a) po normalizacji histogramu poprawiony zostaje kontrast obrazu w taki sposób, że najjaśniejsze piksele stają się białe (jasność 255) a najciemniejsze czarne (jasność 0). Ponieważ może zdarzyć się że najjaśniejszych i najciemniejszych pikseli jest bardzo niewiele a nawet że są to przypadkowe zakłócenia (skazy) na obrazie to wskazane jest zastosowanie poprawki pomijającej pewien margines nielicznych najjaśniejszych i najciemniejszych pikseli;

(b) przy wyrównywaniu histogramu ten ustalany a priori margines jest duży a operacja poprawiania kontrastu dotyczy najbardziej licznych grup pikseli. Wycinek histogramu znajdujący się w sąsiedztwie maksimum zostaje rozciągnięty na cały odcieni zakres 0–255, kontrast obrazu zwiększa się radykalnie wskutek zmniejszenia liczby odcieni obrazu i zwiększenia różnic między nimi. Powoduje to utratę części informacji zazwyczaj uznawanych za mniej istotne;

(c) „wyrównywanie cienia” stosuje się dla wyrównania nierównomiernego oświetlenia poszczególnych obszarów obrazu. Obraz (musi być kwadratowy) zostaje podzielony na określoną liczbę kwadratów i w każdym z nich zostaje wyznaczony średni poziom jasności tła. Następnie w oparciu o te wartości aproksymuje się powierzchnię (stanowiącą model nierównomiernego oświetlenia), która zostaje odjęta od obrazu a zamiast niej zostaje dodany stały poziom (model równomiernego oświetlenia). Dla analizowanych obrazów za poziom tła przyjęto medianę jasności w kwadracie badanym, przyjmując że odpowiada to najlepiej i najczęściej odcieniowi ziaren węglika;

(d) normalizacja pozycji mody (czyli maksimum histogramu) to ustalanie poziomu jasności pikseli o najczęściej występującym odcieniu. Polega na równomiernej zmianie jasności wszystkich pikseli (o 100 minus położenie maksimum);

(e) filtracja medianowa prowadzona jest przy pomocy kwadratu skanującego (stanowiącego kontekst badanego punktu) przemieszczanego po całym obrazie. W każdym położeniu wartość jasności piksela stanowiącego środek kwadratu skanującego zastępowana jest medianą jasności wszystkich pikseli tego kwadratu;

(f) binaryzacja (przetworzenie na obraz czarno-biały), zwana też progowaniem, to operacja w której piksele o jasności powyżej zadanego progu stają się białymi a pozostałe czarnymi.

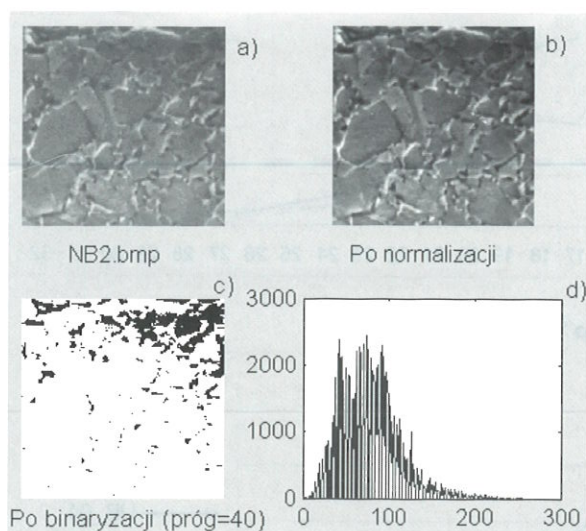
5.6. Warianty uwydatniania i wyznaczania pola ubytków kobaltu

Ubytki kobaltu wiążącego ziarna węgla wolframu przy pierwszych oględzinach obrazów można wzrokowo ocenić na obrazach jako najciemniejsze obszary. Koncepcja B1 uwydatniania tych obszarów polegała na ustalaniu stałego progu binaryzacji i stosowaniu różnych sposobów normalizacji średniej jasności ziaren. Koncepcja B2 zakładała, że należy wyodrębnić obszary posiadające określoną liczbę odcieni najciemniejszych w każdym obrazie, a więc próg binaryzacji zmieniał się wraz z dolną granicą histogramu.

Próbowano również - bez sukcesu - ustalać zmiennej próg binaryzacji w zależności od pierwszego minimum lokalnego w histogramie a także na poziomie określonego procentu mediany lub mody histogramu.

Pierwszy wypróbowany wariant przetwarzania polegał na normalizacji obrazów i binaryzacji ze stałym progiem (40). Jak widać na rys.6c efekty nie są dobre. Nierównomierność oświetlenia, początkowo prawie niezauważalna w wyniku zastosowanego przetwarzania uwydatniła się bardzo wyraźnie. Aby skorygować i znormalizować charakterystyki obrazów testowano bardzo wiele wariantów przetwarzania z różnymi wartościami ich parametrów.

Ostatecznie wybrane zostały dwa warianty przetwarzania określone jako B1 i B2 pozwalające w mia-



Rysunek 6. Skutki nierównomiernego oświetlenia.
Figure 6. Effect of nonuniform light.

zę dobrze wyodrębnić ciemne obszary ubytków kobaltu. Wstępne przetwarzanie w obu wariantach zawierało następujące operacje:

1. wycięcie z obrazu kwadratu o wymiarach 256x256

(niezbędne dla dalszych operacji),

2. podzielenie otrzymanego obrazu na 16 kwadratów (64x64) i wyznaczenie mediany jasności dla każdego z nich,

3. wyznaczenie „powierzchni cienia” jako aproksymacji opartej na 16-tu „słupkach” wyznaczonych w środkach 16-tu kwadratów i o wysokościach równych wyznaczonym medianom,

4. odjęcie macierzy powierzchni cienia od macierzy obrazu i dodanie stałej wartości równej 100,

W wariacie B1 następowały dalej operacje:

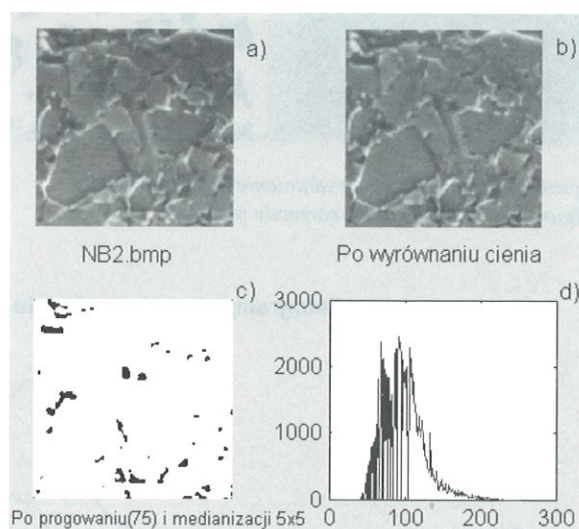
5. przesunięcie mody obrazu do pozycji 100,

6. binaryzacja obrazów z progiem 75 (następnie poprawionym na 80),

7. filtacja medianowa dolnoprzepustowa (oknem 5x5) usuwająca drobne punkty.

Efekt tych operacji pokazuje rys. 7.

Dla wielu obrazów taka metoda dała dobre wyniki, jednakże znaczne różnice cech nabytych w trakcie



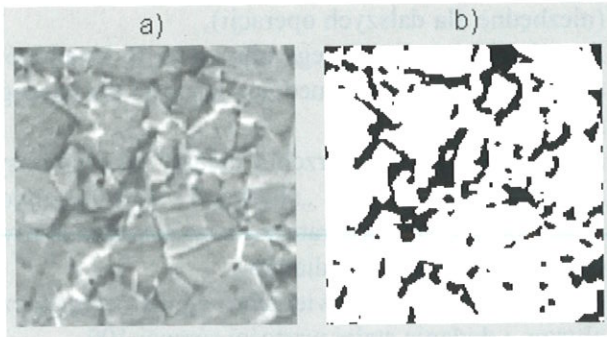
Rysunek 7. Rezultaty „wyrównywania cienia”.
Figure 7. The results of „light uniformization”.

akwizycji obrazów uniemożliwiały stosowanie jednakowych parametrów przetwarzania dla wszystkich obrazów z równie dobrymi wynikami. Przykład obrazu dającego całkowicie błędne wyniki pokazano na rysunku 8. Obraz przedstawia materiał „nowy” bez znaczniejszych ubytków ale posiadający niektóre ziarna położone głębiej co powoduje powstanie cienia na ich obrzeżu. Cienie te jako obszary ciemniejsze zostają potraktowane jako ubytki.

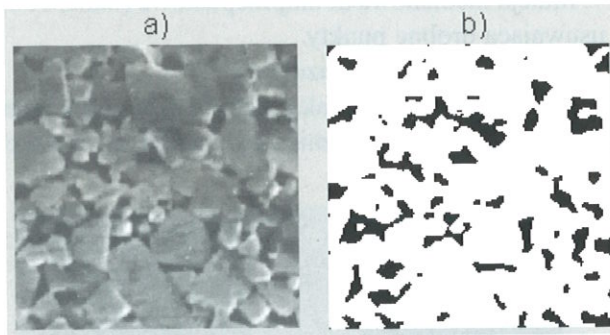
Odwrotna sytuacja pokazana jest na rysunku 9 gdzie prawidłowo uwydatniono ubytki.

Przetestowano bardzo wiele różnych wariantów i koncepcji przetwarzania obrazów z miernym rezultatem. Obrazy są tak różne, że wymagałyby indywidualnego przetwarzania.

Wariant przetwarzania B2 wykorzystywał histogra-



Rysunek 8. Cienie na obrzeżach potraktowane błędnie jako ubytki kobaltu.
Figure 8. Shadows at the edges erroneously interpreted as losses of cobalt.

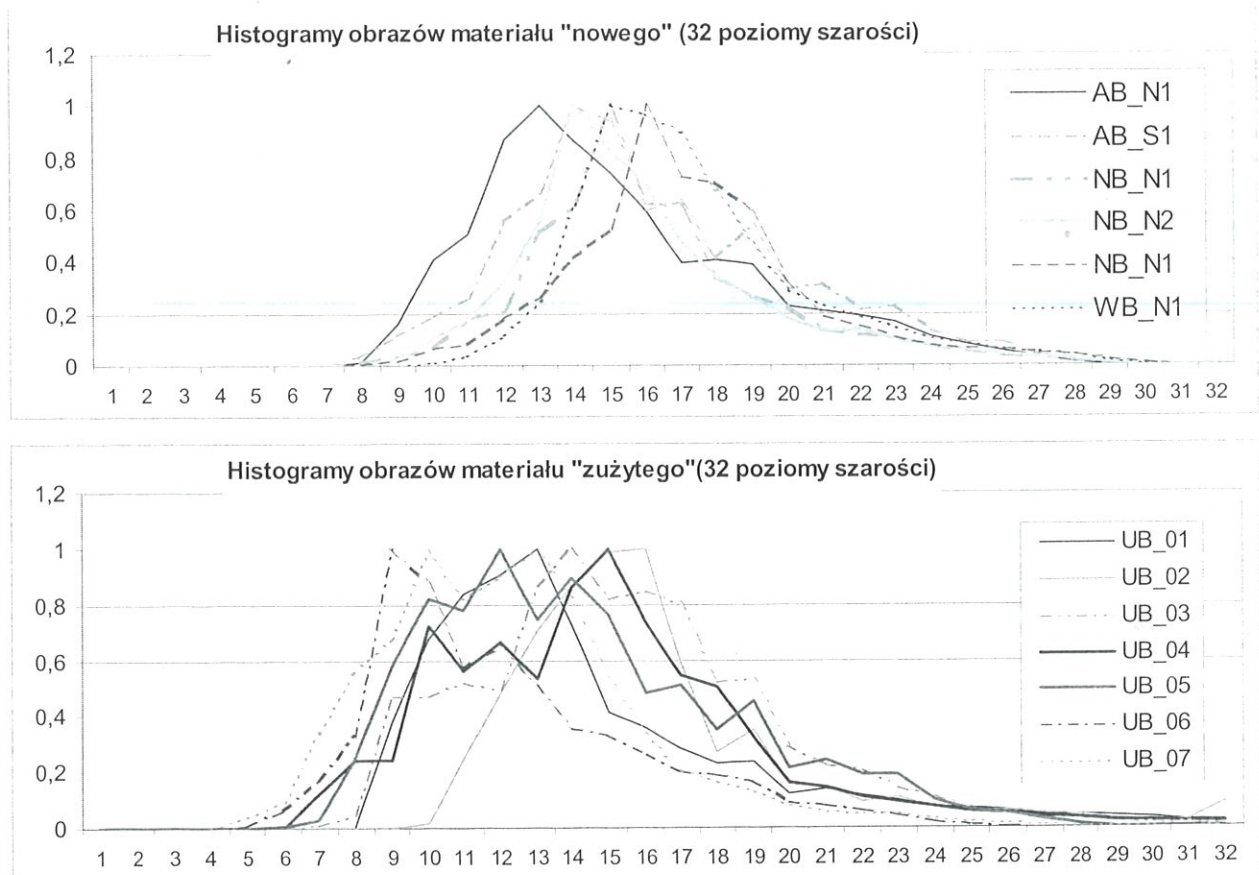


Rysunek 9. Prawidłowe uwydatnienie ubytków kobaltu.
Figure 9. Losses of cobalt correctly revealed.

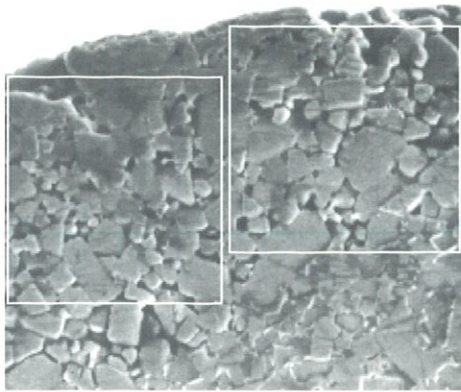
my obrazów. Obserwacja histogramów obu klas obrazów (rysunek 10) wykazuje przeważnie takie różnice w klasie C2 jak wielomodalność oraz przesunięcie w dół dolnej granicy histogramu. Wybrany ostatecznie po wielu próbach wariant B2, polega na zastosowaniu wymienionych już kroków 1-4 przetwarzania wstępnego, oraz wyznaczeniu sumy 40 pierwszych niezerowych składowych histogramu obrazu dla 256 odcieni (lub 5-ciu dla 32 odcieni).

6. OCENA STANU DEGENERACJI MATERIAŁU OCZEK CIĄGADEŁ PRZY POMOCY ZNALEZIONYCH DESKRYPTORÓW OBRAZÓW

Dla przeprowadzenia liczbowej oceny degeneracji materiału analizowano 30 obrazów. Otrzymano je pobierając po 2 wycinki (rysunek 11) w pobliżu powierzchni oczka z 15-tu obrazów odpowiadających trzem obszarom oczka i 5-ciu warunkom ich pracy. Dla obrazów tych wyznaczono wartości cech *Kt* - *kontrast* i *Kr* - *korelacja* wybranych w metodzie A oraz wartości cechy „sumaryczne pole ubytków” traktowane jako wskaźnik degeneracji materiału a wyznacza-



Rysunek 10. Histogramy obrazów materiału „nowego” (górny) i „zużytego” (dolny).
Figure 10. Picture histograms of the „new” material (top) and „worn” material (bottom).



Rysunek 11. Jedna z 15-tu fotografii z zaznaczeniem analizowanych obszarów.

Figure 11. One of 15 photographs with marked investigated areas.

ne w metodzie B algorytmami B1 i B2. Wyniki przedstawiono poniżej.

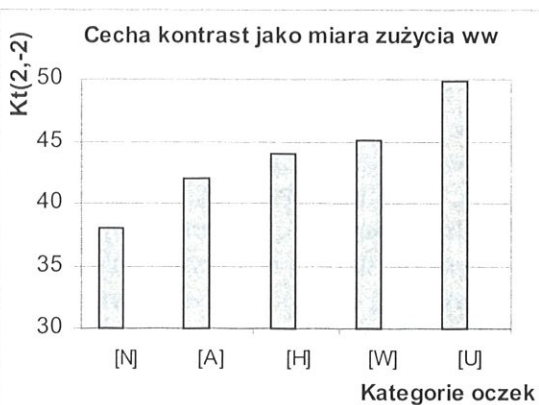
6.1. Wyniki metody A

Wyniki pomiarów cechy *kontrast* $Kt(2,-2)$ pokazano w tabeli 1 i na rysunku 12. Ponieważ zaś cecha *korelacja* $Kr(2,-2)$ maleje ze wzrostem wizualnych symptomów degeneracji materiału więc w jej przy-

Tabela 1. Wartości cechy kontrast $Kt(2,-2)$ dla badanych serii obrazów.

Table 1. The values of feature contrast $Kt(2,-2)$ for the investigated series of images.

cecha kontrast $Kt(2,-2)$						
		[N]	[A]	[H]	[W]	[U]
Obszar:	a1	34.24	39.73	45.16	43.33	49.84
	a2	34.14	44.63	43.26	45.37	51.98
	b1	37.07	48.39	41.65	45.71	44.42
	b2	41.46	44.64	41.08	47.55	49.70
	c1	37.67	40.01	44.89	45.05	51.55
	c2	43.65	34.46	47.55	43.10	51.50
Średnia		38.04	41.98	43.93	45.02	49.83
Odch.st.		3.84	4.91	2.42	1.65	2.82



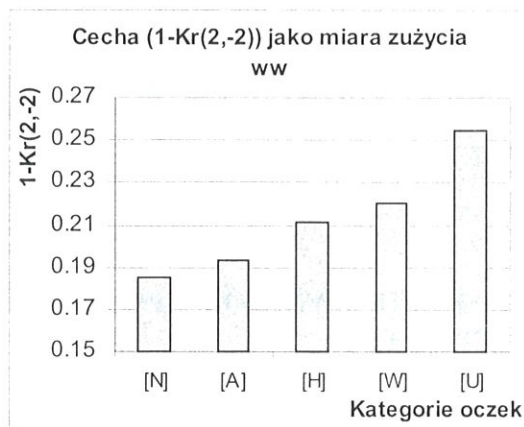
Rysunek 12. Cecha $Kt(2,-2)$ badanych obrazów

Figure 12. Feature $Kt(2,-2)$ of investigated pictures.

Tabela 2. Wartości cechy korelacja $Kr(2,-2)$ dla badanych serii obrazów.

Table 2. Values of the feature korelacja $Kr(2,-2)$ for the investigated series of images.

		[N]	[A]	[H]	[W]	[U]
Obszar	a1	0.824	0.822	0.792	0.789	0.736
	a2	0.827	0.798	0.801	0.772	0.727
	b1	0.822	0.779	0.806	0.771	0.773
	b2	0.803	0.789	0.800	0.762	0.765
	c1	0.823	0.818	0.769	0.789	0.739
	c2	0.789	0.835	0.766	0.794	0.731
Średnia		0.815	0.807	0.789	0.780	0.745
Odch.st.		0.015	0.021	0.017	0.013	0.019
1-Średn.		0.185	0.193	0.211	0.220	0.255



Rysunek 13. Cecha $1-Kr(2,-2)$ badanych obrazów.

Figure 13. Feature $1-Kr(2,-2)$ of investigated pictures.

padku za miarę degeneracji przyjęto $1-Kr(2,-2)$ a pomierzone wartości tej cechy pokazują tabela 2 i rysunek 13. Jak widać obie cechy wykazują zgodnie, że najmniejsze zużycie a więc stan zbliżony do stanu nowego oczka ciągadła [N] następuje dla chłodziwa [A] czyli Alumol a kolejne miejsca zajmują: [H] – Hydropol, [W] – W-35, a ostatnie a więc najgorsze zdolności zapobiegania zużyciu ma chłodziwo [U] – Unopol.

6.2. Wyniki metody B

Wynikami były sumaryczne liczby czarnych pikseli otrzymane po przetworzeniu w/g algorytmów B1 i B2, podzielone przez całkowitą liczbę pikseli obrazu (dla uniezależnienia od wymiarów). Wyniki te podano skrótowo w tabelach 3 i 4 ponieważ okazały się one całkowicie niewiarygodne i niezgodne zarówno z obserwacjami oraz wcześniejszymi badaniami jak i wynikami metody A.

Tabela 3: Średnie wartości cechy B1 oraz jej dyspersja dla badanych serii obrazów N, A, H, W, U
 Table 3: Mean values of feature B1 and its dispersion for analysed series of images N, A, H, W, U

Cecha B1	Badane serie obrazów oczek ciagadel				
	N	A	H	W	U
Średnia	0,1000	0,1709	0,1866	0,0967	0,0753
Wariancja	0,000361	0,00383	0,00405	0,006403	0,006767
Odch.st	0,018987	0,061888	0,063642	0,080021	0,082262
Odch.st%	18,98%	36,21%	34,11%	82,77%	109,22%

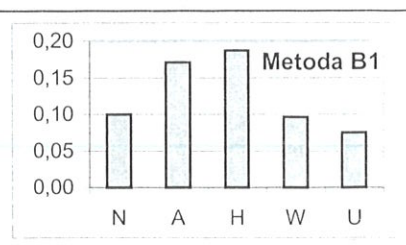
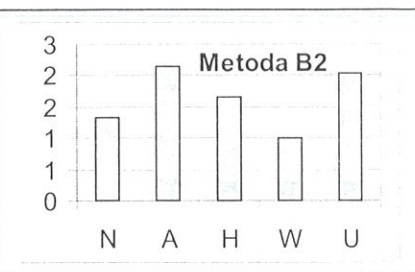


Tabela 4: Średnie wartości cechy B2 oraz jej dyspersja dla badanych serii obrazów N, A, H, W, U
 Table 4: Mean values of feature B2 and its dispersion for analysed series of images N, A, H, W, U

Cecha B2	Badane serie obrazów oczek ciagadel				
	N	A	H	W	U
Średnia	1,3315	2,1352	1,6448	0,9987	2,0484
Wariancja	0,745053	1,094993	0,647923	0,268492	0,416013
Odch.st	0,863165	1,046419	0,804937	0,518163	0,644991
Odch.st%	64,83%	49,01%	48,94%	51,88%	31,49%



7. DYSKUSJA WYNIKÓW I PORÓWNANIE METOD A I B

Liczbowe porównania wyników analizy posiadanych obrazów metalograficznych metodą A - automatycznej selekcji cech i metodą B (dedukcyjną) - selekcji cech dokonanej przez badacza, pokazano w tabelach 5 i 6.

Przedstawione wyniki oceny wizualnych symptomów degeneracji materiału metodą A są w dużej mierze zgodne z wzrokową oceną obrazów oraz z wynikami pomiarów zużycia i innych badań, gdyż wykazały największe zużycie dla serii [W] i [U] (po pracy z chłodziwami W-35 i Unapol CB), w których występują wykruszenia ziaren podobne do pokazanych na rysunku 3. Inna jest natomiast kolejność serii [A] i [H], a mianowicie poprzednio typowano na pierwsze miejsce chłodziwo Hydropol a na drugie Alumol, podczas gdy obecnie przy ocenie liczbowej zamieniły się one miejscami.

Z drugiej jednak strony należy być ostrożnym co do wiarygodności automatycznej analizy cech obrazów i wnioskowania z niej o stopniu zużycia oczek, gdyż obrazy z mikroskopu elektronowego cechują się znaczną indywidualizacją cech i problematyczna jest stałość parametrów procesu akwizycji dla wszystkich obrazów. Wyniki metody A wykazują stosunkowo niewielki rozrzut skąd można wnioskować, że jednak nie wiążą się bezpośrednio z wykruszeniami ziaren widocznymi tylko w częściach kilku obrazów.

Wyniki metody B są niewiarygodne ponieważ są

Tabela 5: Zdolność dyskryminacyjna badanych cech obrazów (współczynnik Fisher'a).

Table 5: Discrimination capability of investigated features of images (Fisher's coef.).

	Metoda A		Metoda B	
Cecha	Fc	Cecha	Fc	
Kontrast	12,96	B1	5,56	
Korelacja	13,95	B2	5,54	

Tabela 6: Średnie odchylenie standardowe badanych cech obrazów.

Table 6: Average standard deviation of investigated features of images.

	Metoda A		Metoda B	
Cecha	Odch.st.%	Cecha	Odch.st.%	
Kontrast	7,33%	B1	56,26%	
Korelacja	2,19%	B2	49,23%	

niezgodne zarówno z obserwacjami (wykruszeń ziaren) jak i z wcześniejszymi badaniami oraz wynikami metody A. Wyniki te wykazują także bardzo duży rozrzut przekraczający 50%. Mogłoby to być zrozumiałe gdyby wyniki te wiernie wykazywały ubytki kobaltu, gdyż ubytki te są bardzo nierównomiernie rozmieszczone. Jednakże z wzrokowego porównania obrazów oryginalnych i obrazów po binaryzacji wynika, że żaden z bardzo wielu wypróbowanych wariantów metody nie był w stanie odróżnić ubytków od cieni istniejących na obrazach.

8. PODSUMOWANIE

Tematem pracy była komputerowa analiza obrazów metalograficznych warstw przypowierzchniowych oczek ciągań otrzymanych z mikroskopu elektronowego w celu oceny stopnia degeneracji a pośrednio eksploatacyjnego zużycia materiału. Selekcję najlepszych cech rozróżniających obrazy materiału nowego od zużytego dokonano na podstawie dwu wzorcowych klas obrazów. Przetestowano metodę A automatycznej selekcji najlepszych dyskryminatorów z pośród setek cech oraz metodę B arbitralnego wyboru cech na podstawie obserwacji i dedukcji.

Następnie znalezione deskryptory użyto do liczbowej oceny degeneracji materiału oczek ciągań nowych oraz pracujących w środowisku czterech różnych mediów chłodząco-smarujących. Uśrednione wyniki liczbowe uzyskano po analizie wybranych cech dla 30 fragmentów obrazów.

Wyniki metody A wykazują istotne różnice stanu materiału dla oczek ciągań pracujących z różnymi środkami chłodząco-smarującymi sugerując, że najmniejsze zużycie nastąpiło dla oczek kategorii [A] pracujących z chłodziwem Alumol, a kolejne miejsca zajęły chłodziwa: [H], [W], [U].

Metoda B próbująca zmierzyć na obrazach pole ubytków kobaltu zawiodła nie odróżniając tych ubytków od cieni krawędzi ziaren. Fiasko metody B wynika najprawdopodobniej z faktu, że zarówno zglądy metalograficzne jak i proces akwizycji były przewidziane dla wzrokowych a nie komputerowych analiz z czego wyniknęła obecność światłocieni na obrazach. Problem jakości zglądów i obrazów omówiono już w rozdziale 3.

Mimo wspomnianych problemów i zastrzeżeń, metody analizy obrazów można traktować jako jeden z istotnych środków wspomagających ocenę zużycia elementów maszyn i urządzeń

9. LITERATURA

- COST B11 - witryna internetowa, www.ele-tel.p.lodz.pl/cost/cost_b11.html
- Daca, J., Rudnicki, Z., 2000a, Pomiary dyfraktometryczne w warstwie wierzchniej oczek ciągań, *Mat. Konf. Tarcie 2000 - Modelowanie i symulacja zjawisk tarciovych w układach fizycznych i strukturach technicznych*, Warszawa, 121-125.
- Daca, J., Rudnicki, Z., 2000b, Deformacje strukturalne w warstwie wierzchniej oczek ciągań, *Mat. Konf. Tarcie 2000 - Modelowanie i symulacja zjawisk tarciovych w układach fizycznych i strukturach technicznych*, Warszawa, 117-120.
- Daca, J., Rudnicki, Z., Warszński M., 2003, Analiza

wplywu topografii powierzchni na przebieg zjawisk tribologicznych, XXI Sympozjon PKM, Bielsko-Biała, WNT, tom I, 213-218.

- Haralick, R.M., Shanmugan, K., Dinstein, I., 1973, Textural Features for Image Classification, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.* 3, 610-621.
- MathWorks Inc. 2000, Image Processing Toolbox Users Guide, Ver.2.
- Kang, K.Y., Roemer, J.G., Ghosh D., 2000, *Microstructural characterization of cemented carbide samples by image analysis techniques*, *Powder Technology*, wydawn. Elsevier Science, 108, 130-136.
- Latała, Z., Wojnar, L., 2001, *Computer-aided versus manual grain size assessment in a single phase material*, *Materials Characterization*, wydawn. Elsevier Science, vol.46, 2-3, 227-233.
- Rudnicki, Z., Daca, J., 2003, Komputerowa analiza obrazów metalograficznych w badaniach warstwy wierzchniej oczek ciągań, *Mat. Konferencji "Metody i Systemy Komputerowe*, Kraków, 361-366.
- Rudnicki, Z., 2002, Wybrane metody przetwarzania i analizy cech obrazów teksturowych. *Informatyka w Technologii Materiałów*, nr 2, 1-18.
- Tadeusiewicz, R., Korohoda, P., 1997, *Komputerowa analiza i przetwarzanie obrazów*. Wydawnictwo Fundacji Postępu Telekomunikacji, Kraków.
- Wojnar, L., Kurzydłowski, K.J., Szala, J., 2002, *Praktyka analizy obrazu*. Polskie Towarzystwo Stereologiczne. Kraków.

Dodatek. Normy dotyczące analiz metalograficznych

Normy polskie:

- PN-86/H-04951 Metalurgia proszków. Oznaczanie wielkości cząstek proszków metodą mikroskopii optycznej
- PN-82/H-04955 Spiekane materiały metaliczne. Wybór próbek do badań
- PN-84/H-04956 Metalurgia proszków. Oznaczanie kształtu cząstek
- PN-EN 24503:1999 Węgliki spiekane. Oznaczanie zawartości pierwiastków metalicznych metodą rentgenowskiej analizy fluorescencyjnej w próbkach stapianych
- PN-EN 24883:1999 Węgliki spiekane. Oznaczanie zawartości pierwiastków metalicznych metodą rentgenowskiej analizy fluorescencyjnej w próbkach roztworowych

- PN-EN 24884:1997 ISO 4884 Węgliki spiekane. Pobieranie próbek i badanie proszków z zastosowaniem spiekanych próbek
- PN-EN 24489:1996 ISO 4489 Węgliki spiekane. Pobieranie próbek i badania
- PN-ISO 4499:1993 Węgliki spiekane. Metalograficzna ocena mikrostruktury
- PN-ISO 4505:1993 Węgliki spiekane. Metalograficzna ocena porowatości i węgla niewiązanego

Normy amerykańskie American Society of Testing and Materials (ASTM):

- ASTM B276 Apparent Porosity
- ASTM B294 Hardness Testing
- ASTM B390 Evaluating Apparent Grain Size and Distribution
- ASTM B657 Metallographic Determination of Microstructure
- ASTM B665 Metallographic Sample Preparation

Artykuł otrzymano 18 maja 2004 r.