

## Wojciech KAPŁONEK<sup>1</sup>, Paweł SUTOWSKI<sup>2</sup>

<sup>1</sup> POLITECHNIKA KOSZALIŃSKA, WYDZIAŁ MECHANICZNY, ZAKŁAD METROLOGII I JAKOŚCI, ul. Raclawicka 15-17, 75-620 Koszalin

<sup>2</sup> POLITECHNIKA KOSZALIŃSKA, WYDZIAŁ MECHANICZNY, ZAKŁAD LOGISTYKI I EKSPLOATACJI, ul. Raclawicka 15-17, 75-620 Koszalin

# Dobór modeli matematycznych do analizy parametrów chropowatości powierzchni w skaterometrycznych pomiarach wzorców porównawczych

Dr inż. Wojciech KAPŁONEK

Autor jest pracownikiem Zakładu Metrologii i Jakości w Katedrze Inżynierii Produkcji Politechniki Koszalińskiej, gdzie od 2010 r. zatrudniony jest na stanowisku adiunkta. Jego zainteresowania naukowe skupiają się wokół zagadnień związanych z pomiarami struktury geometrycznej powierzchni metodami optycznymi oraz wykorzystaniem technik przetwarzania i analizy obrazu. W dorobku posiada ponad 80 publikacji z tego zakresu.



e-mail: wojciech.kaplonek@tu.koszalin.pl

Dr inż. Paweł SUTOWSKI

Autor jest pracownikiem Zakładu Logistyki i Eksploatacji w Katedrze Inżynierii Produkcji Politechniki Koszalińskiej, gdzie od 2008 r. zatrudniony jest na stanowisku adiunkta. W swojej działalności naukowej zajmuje się zastosowaniem nieniszczących metod do oceny przebiegu procesu szlifowania, w tym okresu trwałości ściernicy i jakości powierzchni po obróbce.



e-mail: pawel.sutowski@tu.koszalin.pl

### Streszczenie

W pracy przedstawiono sposób doboru modeli matematycznych przydatnych w analizie wybranych parametrów chropowatości w pomiarach skaterometrycznych. Modele wyznaczano dla powierzchni porównawczych wzorców chropowatości, dla których rejestrowano obrazy światła rozproszonego, za pomocą układu pomiarowego wykorzystującego wielokamerowy system wizyjny CV-3000 firmy Keyence. Szeroki program badań eksperymentalnych pozwolił opracować statystycznie istotne modele, które w postaci programu pomiarowego umożliwiają ocenę parametru  $R_z$  (w zakresie od 0,8 do 25  $\mu\text{m}$ ) oraz  $R_a$  (w zakresie od 0,07 do 3,7  $\mu\text{m}$ ).

**Słowa kluczowe:** rozpraszanie światła, modele matematyczne, przetwarzanie i analiza obrazu, chropowatość powierzchni, wzorce porównawcze.

## Selection of mathematical models for analysis of the surface roughness in the scattered light measurements of the comparative standards

### Abstract

The light scattering phenomenon is often used in modern optical metrology for the assessment of roughness of the precisely machined surfaces of machine parts, medical devices and measurement instruments. The developed over more than 60 years ideas for use of this phenomenon became the basis of a number of measuring techniques. Some of them use a digital image of the scattered light, which is the carrier of information about the state of the inspected surface. Its analysis as well as proper interpretation can be used to characterization of the surface texture parameters and enable the correlation of image parameters with selected parameters of the surface roughness. The paper presents a method for the selection of mathematical models, which can be useful in the analysis of selected parameters of the surface roughness measured using the scattered light. The models were determined for surfaces of the comparative roughness standards. Additionally for these standards were acquired images of the angular intensity distribution of the scattered light by means of the measuring setup which used a multi-camera universal machine vision system CV-3000 series produced by Keyence. Wide scope of the experimental research program allowed to develop a statistically significant models, which can be applied in the form of measuring program developed in CV-H3N 2.1 software. The program is used for assessment of the  $R_z$  and  $R_a$  parameters in the range of (respectively) from 0.8 to 25  $\mu\text{m}$  and from 0.07 to 3.7  $\mu\text{m}$ .

**Keywords:** light scattering phenomenon, mathematical models, image processing and analysis, surface roughness, comparative standards.

## 1. Wprowadzenie

We współczesnej metrologii optycznej [1] wykorzystuje się wiele zjawisk, na podstawie których można oceniać i charakteryzować precyzyjnie ukształtowane powierzchnie części maszyn, urządzeń, elementów aparatury medycznej i pomiarowej. Do jednych z najważniejszych należy rozpraszanie światła [2-4]. Jego praktyczne aspekty dostrzeżono w latach 60-tych XX wieku.

Zaproponowano wtedy, pierwsze modele matematyczne opisujące to zjawisko i próbowano je adaptować m.in. do oceny wybranych parametrów struktury geometrycznej powierzchni (SGP) [5]. Z czasem, bardziej ich zaawansowane warianty, pozwoliły opracować szereg metod pomiarowych, takich jak m.in.: metody integracyjne TIS (ang. *Total Integrated Scattering*) [6], różniczkowe ARS (ang. *Angle Resolved Scattering*) [7] i T-ARS (ang. *Total Angle-Resolved Scattering*) [8] oraz metody wykorzystujące optyczne prze-kształcenie Fouriera OFT (ang. *Optical Fourier Transform*) [9].

Jedną z ww. jest metoda różniczkowa [2,10,11], polegająca na pomiarze kąтового rozkładu natężenia światła rozproszonego, analizowanego w płaszczyźnie lub w przestrzeni. W tym celu, w ostatnim z wymienionych przypadków, stosowana jest dwukierunkowa funkcja rozkładu refleksyjności BRDF (ang. *Bidirectional Reflectance Distribution Function*) [2,4,12]. Oprócz takiego podejścia i związanego z nim sposobu pomiaru, implementowanego w wielu eksperymentalnych i komercyjnych systemach pomiarowych [13], istnieje obecnie wiele innych rozwiązań alternatywnych.

Jedno z nich polega na wykorzystaniu cyfrowego obrazu światła rozproszonego i jego odpowiedniej komputerowej analizie [11]. W tym przypadku obraz światła rozproszonego jest nośnikiem informacji o stanie badanej powierzchni. Jego odpowiednia interpretacja może posłużyć do wnioskowania o parametrach SGP, a w niektórych przypadkach również umożliwić korelację parametrów obrazu z wybranymi parametrami chropowatości powierzchni.

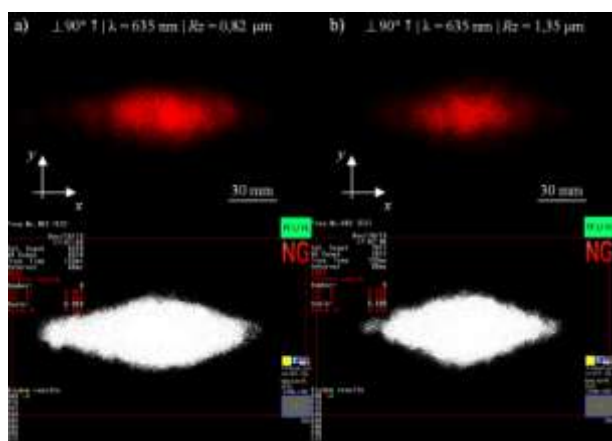
Cyfrowy obraz światła rozproszonego może być rejestrowany, przetwarzany i analizowany z wykorzystaniem wielu różnych układów optycznych, w tym systemów zautomatyzowanej inspekcji wizyjnej. Zastosowanie takiego systemu do pomiarów i analiz rozpraszania światła na powierzchniach porównawczych wzorców chropowatości przedstawili autorzy w artykule [14]. W niniejszej pracy skupili się natomiast na omówieniu sposobów doboru modeli matematycznych przeznaczonych do analiz wybranych parametrów chropowatości powierzchni w pomiarach skaterometrycznych. Metodę badań eksperymentalnych podano w punkcie 2, natomiast opis doboru modeli matematycznych wraz z ich weryfikacją doświadczałą przedstawiono, odpowiednio w punktach 3 i 4.

## 2. Metodyka badań eksperymentalnych

Do badań przeznaczono zestaw próbek walcowych (5 szlifowanych próbek ze stali En C45) w postaci porównawczych wzorców chropowatości wyprodukowanych przez firmę Massi (Niemcy). Powierzchnie próbek poddano pomiarom profilometrem stykowym Hommel-Tester T8000 firmy Hommelwerke (Niemcy). Urządzenie posiadało czujnik indukcyjny TKU 100/17, wyposażony w ostrze odwzorowujące o kącie wierzchołkowym stożka 90° i promieniu zaokrąglenia wierzchołka stożka 5  $\mu\text{m}$ . Obrazy kąтового rozkładu natężenia światła rozproszonego rejestrowano na stanowisku badawczym przeznaczonym do aktywnej kontroli

SGP precyzyjnie obrobionych elementów walcowych. Stanowisko zestawione zostało na platformie wykorzystującej wielokamerowy system wizyjny serii CV-3000 firmy Keyence (Japonia). W konfiguracji wykorzystywanej w badaniach zainstalowano pojedynczą kolorową 2-megapikselową (1600×1200 pikseli) kamerę CCD o oznaczeniu CV-200C firmy Keyence (Japonia).

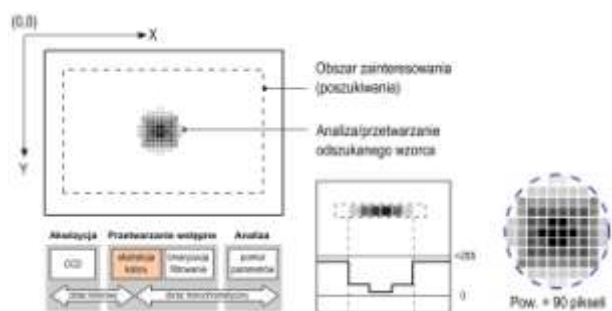
Powierzchnie wzorców oświetlano wiązką światła o długości fali  $\lambda=635$  nm, generowaną przez laser półprzewodnikowy Lasiris™ SNF 635 firmy Coherent (USA). Po odbiciu od ocenianych powierzchni, wiązka kierowana była dzielnikiem do detektora kamery CCD. Rejestrowany przez kamerę obraz był automatycznie przetwarzany i analizowany z wykorzystaniem autorskiego programu pomiarowego, opracowanego w środowisku programistycznym CV-H3N 2.1, dostarczonego przez producenta systemu wizyjnego. Na rys. 1 przedstawiono wybrane obrazy kąтового rozkładu natężenia światła rozproszonego (rzeczywiste i po binaryzacji), zarejestrowane podczas prowadzonych badań.



Rys. 1. Obrazy kąтового rozkładu natężenia światła rozproszonego zarejestrowane podczas oświetlania wiązką światła laserowego  $\lambda=635$  nm powierzchni porównawczych wzorców chropowatości firmy Massi (Niemcy): a) obraz rzeczywisty i po binaryzacji uzyskany dla wzorca 1 ( $Rz=0,82$   $\mu\text{m}$ ), b) obraz rzeczywisty i po binaryzacji uzyskany dla wzorca 2 ( $Rz=1,35$   $\mu\text{m}$ )

Fig. 1. Images of angular distribution of scattered light intensity obtained as a result of laser beam reflection (wavelength:  $\lambda=635$  nm) from the surfaces of the comparative roughness standards produced by Massi (Germany) – real image and image after the binarization process: a) for standard 1 ( $Rz=0.82$   $\mu\text{m}$ ), b) for standard 2 ( $Rz=1.35$   $\mu\text{m}$ )

Każdy z rejestrowanych obrazów światła rozproszonego przetwarzany był do 8 bitowego obrazu w skali szarości, przy czym każdy piksel charakteryzowany był przez inną wartość parametru fotometrycznego, w tym przypadku natężenia światła  $I$ . Wstępne przetwarzanie obrazu, polegające na binaryzacji i filtracji, pozwoliło wyznaczyć wartości pola powierzchni światła rozproszonego  $A_n$  dla kolejnych ocenianych próbek. Algorytm przetwarzania i analizy obrazu, w celu wyznaczenia jego wybranych parametrów, został schematycznie przedstawiony na rys. 2.



Rys. 2. Algorytm przetwarzania i analizy obrazu, w celu określenia jego wybranych parametrów (pola powierzchni  $A_n$  i natężenia światła rozproszonego  $I$ ), realizowany przez autorski program pomiarowy opracowany w środowisku programistycznym CV-H3N 2.1

Fig. 2. The algorithm of image processing and analysis used to determine the selected parameters (area  $A_n$  and intensity of the scattered light  $I$ ) realized by original measurement program developed in the CV-H3N 2.1 software

### 3. Dobór modeli matematycznych

Ze względu na specyfikę metody pomiarowej (pomiar optyczny w zakresie światła widzialnego), rejestrowane wartości ulegały ciągłym wahaniom. Dla każdego rejestrowanego punktu ocenianej powierzchni wzorca wyznaczono zakres uzyskiwanych wartości. Dane te pozwoliły ustalić, że pomiędzy natężeniem  $I$  oraz polem powierzchni obrazu światła rozproszonego  $A_n$  a parametrami chropowatości zachodzą zależności allometryczne.

Wyniki pomiarów z badań eksperymentalnych dla powierzchni porównawczych wzorców chropowatości zestawiono w tab. 1.

Tab. 1. Wyniki pomiarów wybranych parametrów geometrycznych i fotometrycznych dla próbek wykorzystywanych w badaniach eksperymentalnych

Tab. 1. The results of measurements of selected geometric and photometric parameters for the samples used in experimental investigations

Zakres wartości parametrów światła rozproszonego				Średnie wartości wybranych parametrów SGP*	
Pole powierzchni $A_n$ , piksele		Natężenie światła $I$ , j.u.		$Rz$ , $\mu\text{m}$	$Ra$ , $\mu\text{m}$
max.	min.	max.	min.		
271000	265000	113	109	0,82	0,07
214000	205000	90	87	1,35	0,18
162000	158000	71	68	2,6025	0,3725
120000	110000	58	55	4,8725	0,6525
44000	38000	29	26	14,555	1,98
28000	24000	24	21	24,86	3,7075

\* parametry wyznaczone dla profili chropowatości powierzchni (filtrowanie filtrem gaussowskim o granicznej długości fali  $\lambda_c=0,8$  mm) uzyskanych z wykorzystaniem profilometru stykowego Hommel-Tester T8000 firmy Hommelwerke (10 powtórzeń), j.u. – jednostka umowna

Uzyskany z badań doświadczalnych rozkład punktów pomiarowych zdeterminował dobór odpowiednich modeli matematycznych. Spośród wielu możliwych do zastosowania funkcji nieliniowych, mogących charakteryzować zjawiska nierównomiernego wzrostu zmiennej zależnej od czynnika niezależnego, wybrano dwie funkcje dwuparametryczne: potęgową (znaną także jako klasyczny model *Freundlicha*) i wykładniczą, oraz trójparametryczną funkcję eksponentialną.

Związek pomiędzy zmienną zależną (parametrami chropowatości powierzchni  $Rz$ ,  $Ra$ ) oraz zmiennymi niezależnymi (pole powierzchni  $A_n$ , natężenie światła rozproszonego  $I$ ) określono przez estymację współczynników funkcji. Dokonując aproksymacji danych doświadczalnych wybranymi zależnościami, oszacowywano wartości współczynników równań regresyjnych (tab. 2) oraz weryfikujące parametry statystyczne (tab. 3, 4).

W celu weryfikacji hipotezy zerowej o nieistotności kolejnych współczynników estymowanej regresji nieliniowej, wyznaczono wartość skorygowanego współczynnika determinacji ( $R^2_{skor.}$ ), dokonano oszacowania statystyki testowej  $t$  dla każdego parametru oraz wartości prawdopodobieństwa  $p$  zaistnienia tej statystyki. Statystyka  $t$ , przy założeniu prawdziwości hipotezy zerowej ( $H_0: \beta=0$ , zakładająca, że udział zmiennej  $x_i$  w modelu regresji jest nieistotny) ma rozkład  $t$ -Studenta. Hipotezę tą odrzuca się jeśli wartość  $|t|$  przekracza wartość krytyczną na zadanym poziomie istotności.

Ustalenie, jak konkretna linia regresji będzie przydatna do prognozowania, przeprowadzono w trzech krokach. Pierwszym, było wyznaczenie skorygowanego kwadratu współczynnika korelacji (współczynnik determinacji,  $R^2_{skor.}$ ), który jest podstawową miarą stopnia dopasowania regresji do danych doświadczalnych. Drugim krokiem, było ustalenie czy statystyka  $F$  ma rozkład  $F$ -Snedecora. W przypadkach, gdy obliczona wartość statystyki przekraczała wartość krytyczną (czyli należała do obszaru krytycznego), to hipotezę  $H_0$  odrzucono na poziomie istotności na rzecz hipotezy alternatywnej ( $H_1$ : zakładającej istotność statystycznej zależności).

Standardowym sposobem znalezienia najlepszego dopasowania modelu jest oszacowanie wartości parametrów, które najlepiej opisują dane, w tym minimalizują reszty, tj. odchylenia krzywej teoretycznej od punktów doświadczalnych. Metoda ta nazywana jest *testem Pearsona* lub *minimalizacją statystyki chi-kwadrat*,

która mierzy te odchylenie. Wyniki testu dla poszczególnych modeli zamieszczono w tab. 3.

Tab. 2. Oszacowane wartości współczynników dla modeli określonych w przestrzeni dwuwymiarowej (na płaszczyźnie)

Tab. 2. The estimated values of the coefficients for the models set out in a two-dimensional space (on the plane)

Nr	Nazwa modelu	Postać modelu	Oszacowywane wartości współczynników równań regresyjnych		
			a	b	c
1	Dwuparametryczna funkcja potęgowa	$y = ax^b$	3,26578E6	-1,16121	—
2			7315,87078	-1,84925	—
3			1,11335E6	-1,24378	—
4			1632,05954	-1,98417	—
5	Dwuparametryczna funkcja wykładnicza	$y = ab^x$	38,19602	0,99998	—
6			68,51936	0,9516	—
7			6,22316	0,99998	—
8			11,51638	0,94592	—
9	Trójparametryczna funkcja eksponentialna*	$y = e^{(a+bx+cx^2)}$	3,88783	-2,932E-5	5,973E-11
10			4,75058	-0,07983	3,489E-4
11			2,09616	-3,423E-5	7,517E-11
12			3,06627	-0,0921	4,354E-4

\* funkcja z wykładnikiem w postaci trójmianu kwadratowego; Uwaga: funkcję ogólną w postaci  $Rz=f(A_n)$  przyjęto dla modeli: 1,5,9, funkcję ogólną w postaci  $Rz=f(I)$  przyjęto dla modeli: 2,6,10, funkcję ogólną w postaci  $Ra=f(A_n)$  przyjęto dla modeli: 3,7,11, funkcję ogólną w postaci  $Ra=f(I)$  przyjęto dla modeli: 4,8,12.

W przypadku, gdy  $\chi^2_{red.} > 1$  – model nie w pełni wyjaśnia dane doświadczalne. Bardzo wysoka wartość zredukowanego testu chi-kwadrat ( $\chi^2_{red.} > 10$ ) wskazuje na model o słabym dopasowaniu, natomiast wartość poniżej jedności ( $\chi^2_{red.} < 1$ ) – identyfikuje model o nadmiernym dopasowaniu (ma zbyt dużo parametrów w stosunku do rozmiaru próby na podstawie której był konstruowany).

Wyniki testu Pearsona wskazują na brak idealnego modelu, dzieląc rozpatrywane funkcje na dwa zbiory – nie w pełni wyjaśniające dane doświadczalne (modele nr: 1, 2, 5, 6, 9, 10) oraz o niezwykle silnym dopasowaniu do punktów pomiarowych (pozostałe modele). Najwyższą wartością testu  $\chi^2$  charakteryzuje się model nr 6, co kwalifikuje tę funkcję jako najmniej dokładną.

We wszystkich podjętych analizach przyjęto poziom istotności równy  $\alpha = 0,05$  (co odpowiada poziomowi ufności: 95%). Wyniki analiz statystycznych wykazały, że modele charakteryzują się wysoką wartością ( $>0,9$ ) skorygowanego współczynnika korelacji wielorakiej ( $R^2_{skor.}$ ), co świadczy o dobrym dopasowaniu równań regresji do danych doświadczalnych (tab. 3). Ponadto, z otrzymanych wartości statystyki  $F$  i prawdopodobieństwa  $p$  zaistnienia hipotezy zerowej (tab. 4), możemy wywnioskować, że we wszystkich przypadkach uzyskano równania istotne statystycznie (przy założeniu wartości krytycznej  $F_{\alpha,1,n-2} = 4,964603$ ).

Oznacza to, że zaproponowane równania regresji mogą być wykorzystane do prognozowania zmiennych zależnych  $Ra$  i  $Rz$ .

Szczegółowa analiza wartości testu  $t$  oraz poziomu istotności  $p$  hipotezy zerowej, wskazują na brak istotności statystycznej współczynnika kierunkowego  $a$  funkcji regresji w przypadku dwu-parametrycznego modelu potęgowego. Osłabia to znaczenie tych modeli, ale ich całkowicie nie eliminuje.

Podobny aspekt można zaobserwować w przypadku poziomu jasności (natężenia światła), jako zmiennej niezależnej i zastosowania jej do opisu zmiennej zależnej za pomocą trójparametrycznej funkcji eksponentialnej z wykładnikiem potęgi w postaci trójmianu kwadratowego. Wyniki badań statystycznych wskazują, że parametr  $c$  jest nieistotny, a to oznacza, że gdyby uznać jego wartość za zerową, to wykładnik potęgi modelu można zredukować do postaci funkcji liniowej ( $y = a + bx$ ).

Odnosząc się jedynie do wyników testów statystycznych, można stwierdzić, że następujące modele charakteryzują się najsłabszym dopasowaniem modelu do danych: model nr 2 (dwuparametryczna funkcja potęgowa dla parametru  $Rz$  opisanego poziomem natężenia

światła), modele nr 5 i 6 (dwuparametryczne funkcje wykładnicze charakteryzujące zmienną  $Rz$ , bez względu na zastosowaną zmienną niezależną) oraz model nr 10 (trójparametryczna funkcja eksponentialna dla parametru  $Rz$  opisanego poziomem natężenia światła rozproszonego). Oznacza to, że parametr  $I$  charakteryzujący natężenie światła może być zmienną, która statystycznie ma mniejszy wpływ na ocenę parametrów chropowatości – głównie na parametr  $Rz$  (najwyższą wysokość profilu chropowatości powierzchni).

Ostatecznie, na podstawie wyników analiz statystycznych istotności funkcji regresyjnych i ich parametrów, można wskazać na wstępny dobór najlepszych modeli przeznaczonych do predykcji wartości parametrów chropowatości. Dla parametru  $Rz$  jest to model nr 9 – trójparametryczna funkcja eksponentialna z polem powierzchni, jako predyktorem (zmienną objaśniającą), a w przypadku średniego arytmetycznego odchylenia profilu od linii średniej profilu ( $Ra$ ) jest to model nr 7 – dwuparametryczna funkcja wykładnicza z polem powierzchni, jako predyktorem.

#### 4. Weryfikacja doświadczalna modeli matematycznych

Badania analityczne pozwoliły wyznaczyć statystyczną zdolność oszacowywania parametrów wysokościowych profilu chropowatości za pomocą parametrów obrazu światła rozproszonego na powierzchni, który rejestrowany jest za pomocą układu pomiarowego wykorzystującego wielokamerowy system wizyjny.

W celu określenia rzeczywistej zdolności opracowanych modeli do predykcji parametrów zależnych  $Ra$  i  $Rz$  przy danych zmiennych niezależnych (pola powierzchni i natężenia światła rozproszonego), przeprowadzono weryfikacyjne badania doświadczalne. Badania te skupione były na analizie różnic między danymi rzeczywistymi (wybranymi parametrami chropowatości) charakteryzującymi geometrię powierzchni próbek, a wartościami wskazywanymi przez model.

Tab. 3. Porównanie podstawowych parametrów statystycznych modeli regresji  
Tab. 3. Comparison of basic statistical parameters of regression models

Nr	Funkcja ogólna	Postać modelu	Parametry statystyczne modelu regresji		
			$R^2_{skor.}$	$\chi^2_{red.}$	$p >  t $ w przypadku parametru:
1	$Rz = f(A_n)$	$y = ax^b$	0,98055	1,63221	a
2	$Rz = f(I)$		0,96118	3,25834	a
3	$Ra = f(A_n)$		0,97842	0,03997	a
4	$Ra = f(I)$		0,95029	0,09208	a
5	$Rz = f(A_n)$	$y = ab^x$	0,96495	2,94216	—
6	$Rz = f(I)$		0,95133	4,08516	—
7	$Ra = f(A_n)$		0,95183	0,08924	—
8	$Ra = f(I)$		0,93432	0,12167	—
9	$Rz = f(A_n)$	$y = e^{(a+bx+cx^2)}$	0,97567	2,04207	—
10	$Rz = f(I)$		0,95476	3,79683	c
11	$Ra = f(A_n)$		0,96538	0,06414	—
12	$Ra = f(I)$		0,93931	0,11242	c

Tab. 4. Wartości statystyki  $F$  i prawdopodobieństwa  $p$  zaistnienia hipotezy zerowej  
Tab. 4. The values of the  $F$ -statistic and probability  $p$  of occurrence of the null hypothesis

Nr modelu	$F$	$p > F$	Nr modelu	$F$	$p > F$
1	523,6668	5,7301E-10	7	199,7057	6,1924E-8
2	259,8273	1,74778E-8	8	145,1471	2,8143E-7
3	451,9907	1,18002E-9	9	278,7061	8,0351E-9
4	193,3866	7,22074E-8	10	148,5119	1,2829E-7
5	288,2866	1,05703E-8	11	186,8768	4,6876E-8
6	206,2272	5,30995E-8	12	105,3328	5,7037E-7

Dla każdego modelu dokonano analizy statystycznej odchylenia zmiennej zależnej od danych rzeczywistych, oceniając tym samym wartość błędów prognoz przez określenie wartości miar spłaszczenia i skośności rozkładu, wartości maksymalnej i minimalnej, rozstępu, mediany oraz wartości średniej. Wybrane wyniki analiz statystycznych odchylenia punktów pomiarowych od linii regresji zgromadzono w tab. 5 (posortowanej wg maksymalnego błędów).

Kierując się metodami punktowej oceny prognoz *ex-post*, wartość średnia błędów prognozy stanowi tzw. średni absolutny błąd procentowy MAPE (ang. *Mean Absolute Percentage Error*), który określa o ile procent prognoza różni się od wartości rzeczywistej:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (1)$$

gdzie:  $y_i$  – zaobserwowana wartość resztkowa między modelem a wartością rzeczywistą dla  $i$ -tego pomiaru,  $\hat{y}_i$  – średnia wartość odchylenia wartości określonej przez model a wartością rzeczywistą,  $n$  – liczba pomiarów (powtórzeń).

Tab. 5. Parametry statystyczne błędów prognoz dla kolejnych modeli (wartości w procentach – nie dotyczy parametru skośności i spłaszczenia)

Tab. 5. Statistical parameters of the forecast errors for the analyzed models (values in percent – not applicable for skewness and kurtosis parameters)

Nr modelu	Skośność	Kurtoza	Minimum	Maksimum	Rozstęp	Mediana	MAPE
10	1	0,2	1	48	47	15	19
2	0,6	-0,7	1	52	52	18	22
7	-0,2	-1,5	4	61	57	32	32
9	1,4	1,2	1	69	69	18	23
6	1	0,1	3	69	67	22	27
8	0,2	-1	3	69	66	33	36
5	0,5	-1,1	5	79	74	33	37
1	1,2	-0,2	6	101	95	14	33
4	1,8	2,2	1	111	110	20	29
12	1,8	2,1	1	141	139	20	37
11	1,8	2,1	1	172	171	27	44
3	1,8	2	1	186	185	12	44

Otrzymane wartości wskaźnika MAPE (oznaczone na wykresach ramkowych symbolem □ – rys. 4) podzieliły wszystkie modele na 3 grupy:

- grupa 1 (MAPE na poziomie około 20): modele nr 2, 9, 10;
- grupa 2 (MAPE na poziomie około 30): 1, 4, 6, 7;
- grupa 3 (MAPE na poziomie około 40): 3, 5, 8, 11, 12.

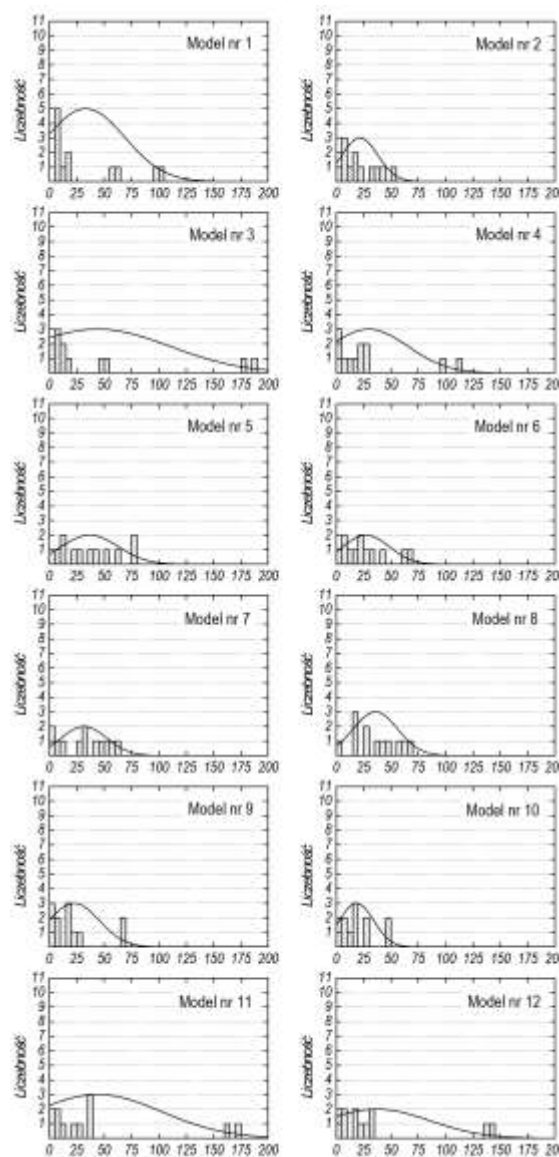
Wyniki badań doświadczalnych, weryfikujących dokładność predykcji parametrów chropowatości przez wszystkie opracowane modele (tab. 5), wykazały, że najniższe odchylenie procentowe od wartości rzeczywistej mają modele nr 2 i 10, które wcześniej zostały scharakteryzowane jako modele regresji o najsłabszym dopasowaniu do danych.

Analizując jednak wynik badań weryfikacyjnych, należy uwzględnić jednocześnie wszystkie parametry i wskaźniki rozkładów wartości błędów predykcji. Pożądane (szukane) rozkłady wartości resztkowych powinny charakteryzować się wartościami dodatnimi zarówno asymetrii, jak i spłaszczenia rozkładu. Takie cechy świadczą o prawostronnej asymetrii rozkładu (wydłużone prawe ramię) oraz leptokurtyczności, czyli większej koncentracji niż przy rozkładzie normalnym. W przypadku analizy adekwatności modeli charakteryzujących się względnie większymi rozstępami, powyższe cechy świadczą o koncentracji błędów prognozy w zakresie niskich i akceptowalnych wartości.

Kierując się wyżej opisaną metodyką, autorzy wśród modeli opisujących parametr  $Rz$  za pomocą parametru pola powierzchni obrazu światła rozproszonego  $A_n$  wyróżnili model nr 9, a w przypadku parametru natężenia światła rozproszonego  $I$  – model nr 10. Oba modele to trójparametryczna funkcja eksponentyjna z wykładnikiem w postaci trójmianu kwadratowego, jednakże pierwszy z nich opisuje wysokość nierówności za pomocą pola powierzchni, a drugi z wykorzystaniem pola powierzchni obrazu światła.

W przypadku parametru  $Ra$ , ostatecznie wybrano modele opisane dwuparametryczną funkcją wykładniczą: model nr 7 i 8.

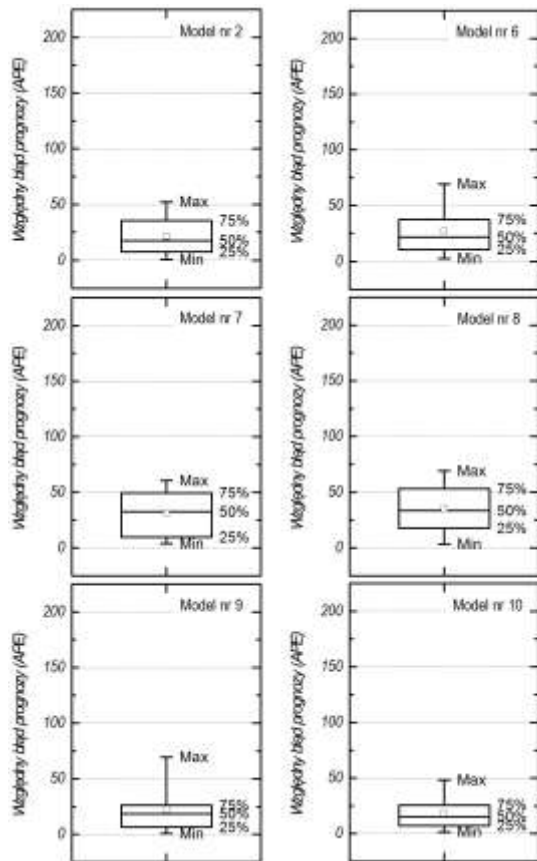
Zobrazowaniem wyników weryfikacji doświadczalnej dokładności predykcji dla analizowanych funkcji regresji są wykresy przedstawione na rys. 3 i 4. Histogramy prezentuje rozkład empiryczny błędów z podziałem na przedziały klasowe i ich liczebność. Wykresy ramkowe reprezentują różnicę między największą i najmniejszą wartością cechy statystycznej w zbiorze oraz rozstęp kwartylowy, wskazujący na szerokość przedziału wokół mediany, który obejmuje 50% przypadków. Modele, które charakteryzowały się najmniejszymi wartościami reszt, wskazały na wybór funkcji obciążonej najmniejszym błędem prognozy.



Rys. 3. Histogramy rozkładu względnych wartości błędów prognoz  $Rz$  i  $Ra$  dla analizowanych modeli liniowych (wartości na osi odciętych określono w procentach)

Fig. 3. The histograms of relative values of the  $Rz$  and  $Ra$  forecast errors for analyzed linear models (abscissa axis values given in percent)

Zaprezentowane na rys. 4 wykresy ramkowe, przedstawiają modele regresji, które charakteryzowały się najkorzystniejszym rozkładem względnego błędów prognozy. Modele te charakteryzują się względnie niską wysokością ramki (rozstępu kwartylowego) oraz rozstawem wartości ekstremalnych (minimum i maksimum) w zakresie od 0 do 75%. Dla wskazanych modeli potwierdzono wysoką jakość predykcji wartości parametrów chropowatości, szczególnie w przypadku parametru  $Rz$  (modele: 2, 6, 9, 10).



Rys. 4. Wykresy ramkowe błędów prognoz wartości  $R_z$  i  $R_a$  dla wybranych modeli liniowych (wartości na osi rzędnych podane w procentach)

Fig. 4. The box-and-whisker diagrams of  $R_z$  and  $R_a$  forecasted error values for selected linear models (ordinate axis values given in percent)

Analizując formę graficzną wyników badań eksperymentalnych, potwierdzeniem powyższego stwierdzenia może być położenie mediany (kwartyl rzędu  $\frac{1}{2}$ ), która znajduje się poniżej średniej zaobserwowanych wartości.

Modele regresji opracowane w celu oszacowania parametru  $R_a$  chropowatości powierzchni (modele nr 7 i na rys 4) stanowią narzędzie o nieco słabszej skuteczności oceny, niż ma to miejsce w przypadku parametru  $R_z$  (modele 2, 6, 9, 10 na rys. 4). Wniosek ten nasuwa się po obserwacji błędów prognozy, które mają większą szerokość przedziału wokół mediany, który obejmuje łącznie 50% przypadków. W praktyce oznacza to większy rozrzut wartości prognozowanej względem rzeczywistej. Niemniej jednak, modele zostały tak dobrane, że błąd ten nie przekracza bezwzględnej wartości 50% (oś rzędnych na wykresach zgromadzonych na rys. 4) w 75% przypadków.

## 5. Podsumowanie i wnioski

Zastosowana metodyka doboru modeli matematycznych do analizy wybranych parametrów wysokościowych chropowatości w pomiarach skaterometrycznych okazała się na tyle skuteczna, że pozwoliła opracować szereg statystycznie istotnych modeli regresji. Część z tych modeli, w fazie badań weryfikacyjnych, wykazała wysoki stopień predykcji parametrów  $R_z$  oraz  $R_a$ .

W przypadku oszacowywania wysokości nierówności badanej powierzchni, przez wyrażenie jej w postaci wysokość chropowatości według dziesięciu punktów profilu (parametr  $R_z$ ), badania wykazały, że najskuteczniejszymi są modele zbudowane w oparciu o trójparametryczną funkcję eksponentialną (modele 9 i 10). W zależności od możliwości implementacyjnych w strukturze programistycznej sytemu sprzętowego oraz warunków definiują-

cych złożoność algorytmiczną, obliczeniową i pamięciową, zamiast funkcji eksponentialnych, z powodzeniem mogą być użyte także modele potęgowe lub wykładnicze (odpowiednio: model nr 2 i 6). W przypadku średniego arytmetycznego odchylenia profilu od linii średniej profilu ( $R_a$ ), parametr ten może być skutecznie oceniany z użyciem opracowanych modeli dwuparametrycznej funkcji wykładniczej (modele 7 i 8).

Na podstawie wyników badań można stwierdzić, że za pomocą układu pomiarowego, wykorzystującego wielokamerowy system wizyjny CV-3000 firmy Keyence, można skutecznie dokonywać pomiarów parametru  $R_z$  oraz  $R_a$ .

Dalsze prace, realizowane przez autorów, skoncentrowane zostaną nad optyczną oceną jakości powierzchni uzyskanych z wykorzystaniem innych konwencjonalnych i niekonwencjonalnych technik obróbkowych.

*Część prac przedstawionych w tym artykule została wykonana w ramach projektu badawczego finansowanego przez Narodowe Centrum Nauki.*

## 6. Literatura

- [1] Hocken R. J., Chakraborty N., Brown C.: Optical Metrology of Surfaces. CIRP Annals - Manufacturing Technology, Vol. 54, No. 2, 2005, pp. 169-183.
- [2] Łukianowicz Cz.: Podstawy pomiarów nierówności powierzchni metodami rozpraszania światła. Wydawnictwo Uczelnia Politechniki Koszalińskiej, Koszalin, 2001.
- [3] Maradudin A. A. (Ed.): Light Scattering and Nanoscale Surface Roughness. Science+ Business Media, LLC., New York, 2007.
- [4] Stover J.C.: Optical Scattering: Measurements and Analysis, 3rd Ed., SPIE Press, Bellingham, 2012.
- [5] Adamczak S.: Pomiary geometryczne powierzchni. Zarysy kształtu, falistości i chropowatości. WNT, Warszawa, 2008.
- [6] Manallah A., Bouafia M.: Application of the Technique of Total Integrated Scattering of Light for Micro-roughness Evaluation of Polished Surfaces. Physics Procedia, Vol. 21, 2011, pp. 174-179.
- [7] Bloomstein T. M., Hardy D. E., Gomez L.; Rothschild M.: Angle-Resolved Scattering Measurements of Polished Surfaces and Optical Coatings at 157 nm. Proceedings of the SPIE, Vol. 5040, 2003, pp. 742-752.
- [8] Hayashi T., Takaya Y., Motoishi N., Nakatsuka Y.: Surface Inspection of Micro Glass Lens Mold Based on Total Angle Resolved Scattering Characterization. International Journal of Automation Technology, Vol. 4, No. 5, 2010, pp. 432-438.
- [9] Nakagawa K., Yoshimura T., Minemoto T.: Surface-Roughness Measurement using Fourier Transformation of Doubly Scattered Speckle Pattern. Applied Optics, Vol. 32, No. 25, 1993, pp. 4898-4903.
- [10] Van Gils S., Holten S., Stijns E., Vancaldenhoven M., Terryn H., Mattsson L.: Electropolishing of Aluminium: Processing and Assessment of Visual Appearance, Surface and Interface Analysis, Vol. 35, No. 2, 2003, pp. 121-127.
- [11] Kapłonek W., Łukianowicz Cz., Nadolny K.: Methodology of the Assessment of the Abrasive Tool's Active Surface using Laser Scatterometry. Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering, Vol. 36, No. 1, 2012, pp. 49-66.
- [12] Bennett J. M., Mattsson L.: Introduction to Surface Roughness and Scattering, 2nd Ed. Optical Society of America, Washington, 1999.
- [13] Kapłonek W., Łukianowicz Cz.: Aktywne pomiary struktury geometrycznej powierzchni metodą optyczną. Pomiary Automatyka Kontrola, Vol. 59, No. 4, 2013, s. 300-303.
- [14] Kapłonek W., Sutowski P., Łukianowicz Cz.: Zastosowanie systemu zautomatyzowanej inspekcji wizyjnej do pomiarów i analiz rozpraszania światła na powierzchniach porównawczych wzorców chropowatości. Mechanik, Nr 8-9, 2014, s.146-155.

otrzymano / received: 27.05.2014

przyjęto do druku / accepted: 02.09.2014

artykuł recenzowany / revised paper