

Sebastian BUDZAN

POLITECHNIKA ŚLĄSKA W GLIWICACH
WYDZIAŁ AUTOMATYKI, ELEKTRONIKI I INFORMATYKI
INSTYTUT AUTOMATYKI

Algorytm hybrydowy detekcji obiektów w przestrzeni 3D

Dr inż. Sebastian BUDZAN

Ukończył studia na Wydziale Automatyki, Elektroniki i Informatyki Politechniki Śląskiej na kierunku Automatyka i Robotyka o specjalności Systemy Pomiarowe w roku 2002. W roku 2008 uzyskał stopień doktora nauk technicznych w specjalności wizja komputerowa w miernictwie. Swoje zainteresowania naukowe koncentruje wokół wykorzystania systemów wizji maszynowej w przemyśle, przetwarzania obrazów 2D/3D dla potrzeb inżynierii oraz systemów biometrycznych.



e-mail: sebastian.budzan@polsl.pl

Streszczenie

Artykuł stanowi podsumowanie badań autora w zakresie algorytmów przetwarzania danych pozyskanych ze skanera 3D, zamieszczonych w rozprawie doktorskiej. Zaprezentowano algorytm filtracji nieregularnych danych pomiarowych 3D, zwanych obrazem 3D. Następnie omówiono algorytm decymacji, w którym wprowadzono modyfikację, która skupia się na wprowadzeniu a priori wartości stopnia decymacji określającego liczbę usuniętych punktów ze zbioru. Najistotniejszym elementem badań był algorytm hybrydowy detekcji obiektów w przestrzeni 3D, który bazuje na wykorzystaniu transformaty Hough'a 3D w powiązaniu z segmentacją metodą rozrostu, która powoduje wzrost efektywności algorytmu.

Słowa kluczowe: Detekcja powierzchni, Transformata Hough'a, redukcja szumów, decymacja, przetwarzanie danych 3D, inżynieria odwrotna.

Hybrid algorithm for object detection in 3D space

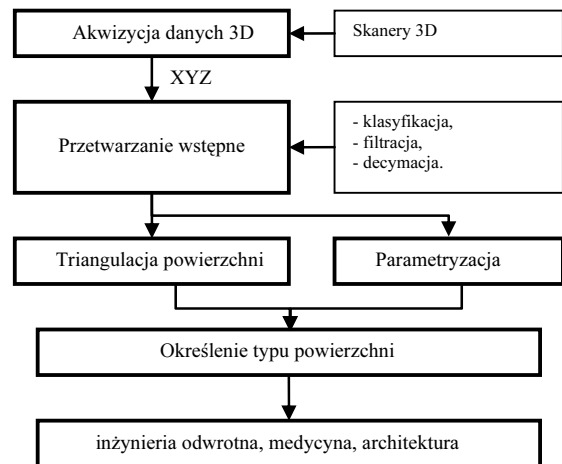
Abstract

In the paper some authors experiments summary has been presented. First the robust noise reduction in 3D measurement data algorithm has been presented. Often the noise source are optical elements from the 3D scanner. This noise commonly is the separate groups of points with high amplitude or single points with low amplitude. Main idea of applied algorithm depends on maximize distance – distance between points in three dimensional space – nearest neighbors in sliding 3D sphere. Next the modification of decimation algorithm has been presented. Main idea of proposed algorithm depends on adding a priori decimation level – number of the data points, which must be deleted from the dataset. Also the new hybrid algorithm for detection of parametric surfaces in 3D measurement data is presented in this paper, as well as some major problems connected with 3D data acquisition and processing. The algorithm is based on 3D Hough transform and segmentation with region growing which increase the efficiency of the algorithm. The application of Hough transform for parametric surfaces in 3D is the natural extension of the Hough transform for 2D digital images, where it is used for detection of e.g. lines and ellipses.

Keywords: Surface detection, Hough Transform, Noise Reduction, Decimation, 3D Data processing, Reverse Engineering.

1. Wstęp

Szerokie zastosowania skanerów 3D powodują potrzebę poszukiwania nowych rozwiązań, mających na celu optymalizację procesów (rys.1) zarówno pozyskiwania danych, jak również analizy tych danych w ściśle określonym celu, tj. począwszy od inżynierii odwrotnej, zarówno w układach przemysłowych, medycynie jak i architekturze, a kończąc na generowaniu modeli obiektów 3D dla zastosowań multimedialnych.



Rys. 1. Schemat procesu przetwarzania zbioru punktów
Fig. 1. Processing of the 3D dataset

Zbiór punktów pozyskany z wykorzystaniem techniki światła strukturyzowanego [1] posiada kilka negatywnych cech, które powodują konieczność stosowania metod przetwarzania wstępnego. Do tych cech należy zaliczyć nieodpowiednio wyliczone punkty, szumy pomiarowe, czy też znaczną liczbę samych danych w zbiorze – obrazie 3D. Nieodpowiednio wyliczone punkty powstają wskutek niedokładności metod numerycznych, których zadaniem jest konwersja obrazu prążkowego na określone wartości współrzędnych $[x,y,z]$. Szum pomiarowy spowodowany jest najczęściej przez chwilową zmianę warunków w ośrodku pomiarowym, w którym umieszczony jest obiekt rzeczywisty, np. wprowadzenie dodatkowego źródła światła, zakłócającego odbiór obrazów prążkowych przez detektor. Zmiana warunków powoduje powstawanie w zbiorze właściwym grup błędnych punktów. Natomiast znacząca liczba zmierzonych punktów ma bezpośredni wpływ w głównej mierze na szybkość dalszych procesów przetwarzania, jak również na jakość rezultatów dalszej analizy.

Pośród wielu rodzajów przetwarzania danych 3D wyróżnić należy niewątpliwie klasyfikację obiektów, realizowaną na drodze rozpoznawania typów ich powierzchni. Problem, który stanowił główny element badań jest odpowiednikiem dobrze znanego problemu detekcji linii, okręgów i ogólnie krzywych parametrycznych w obrazach 2D rozwiązywanego najczęściej z wykorzystaniem transformacji Hough'a, lub w drodze liniowego przeglądu punktów 2D i sprawdzania hipotezy o typie krzywej co może być widziane jako segmentacja metodą rozrostu. Warto zwrócić uwagę na fakt, że już w przypadku 2D na postawie maksimum macierzy akumulatora odnajdujemy przykładowo parametry prostych, podczas, gdy w obrazie ze względu na ograniczoną odwzorowanych na nim obiektów lub samego obrazu interesujące są jedynie odcinki tych prostych. Zatem położenie odcinka na prostej musi być wyznaczone w jakiś inny sposób. Opisany problem pogłębia się w przypadku 3D, czyli dla powierzchni, w związku ze wzrostem liczby parametrów opisujących powierzchnię, dla płaszczyzn liczba parametrów wynosi 3, dla powierzchni cylindrycznych już 5. Na podstawie macierzy akumulatora można stwierdzić występowanie powierzchniadanego typu i określić jej parametry. W rzeczywistości interesuje nas jedynie fragment tej powierzchni i do jego określenia potrzebne są dodatkowe analizy.

2. Przetwarzanie wstępne

Zbiór punktów 3D jest zbiorem punktów pomiarowych, z których każdy opisany jest przez trzy współrzędne $[x,y,z]$ zwany również w literaturze chmurą punktów. Zbiór punktów pozyskany z wykorzystaniem techniki światła strukturyzowanego posiada kilka negatywnych cech, które powodują konieczność stosowania metod przetwarzania wstępnego, które zostały zaprezentowane na rys. 2.



Rys. 2. Proces przetwarzania wstępnego zbioru punktów
Fig. 2. Preprocessing of the 3D dataset

Po dokonaniu analizy istniejących rozwiązań, jak również analizie źródeł i charakteru szumu pomiarowego w badanych zbiorach punktów zaproponowano wykorzystanie estymacji nieparametrycznej [2], która w powiązaniu z adaptacyjnym współczynnikiem wygładzania funkcji gęstości pozwala na efektywną redukcję szumów, jednocześnie pełniąc funkcję filtra wygładzającego. Estymator Parzena funkcji gęstości prawdopodobieństwa z funkcją jądra w postaci funkcji Gaussa opisany jest następującym równaniem

$$p_N(\mathbf{x}, h) = \frac{1}{N(h\sqrt{2\pi})^m} \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2h^2}\right), \quad (1)$$

gdzie N oznacza liczbę danych objętych oknem pomiarowym (dla 3D – sferą), h jest aktualnym współczynnikiem wygładzającym, m określa wymiar danych (dla danych 3D, $m=3$), $\|\cdot\|$ jest normą określającą odległość pomiędzy punktami \mathbf{x} oraz \mathbf{x}_i w przestrzeni 3D obliczany jako pierwiastek sumy kwadratów współrzędnych $[x,y,z]$.

Wprowadzono modyfikację uwzględniającą znacznie bardziej charakter sąsiedztwa punktu badanego. Podobieństwo pomiędzy punktami o identycznych wartościach powinno wynosić 1, natomiast o wartościach znacznie różniących się, podobieństwo dąży do 0. Definiuje się skumulowaną sumę podobieństw M pomiędzy punktem centralnym okna filtracji, a wszystkimi pozostałymi w oknie filtracji. Dla punktu badanego funkcja ta przyjmuje następującą postać

$$M_1 = \sum_{j=2}^N \mu(x_i, x_j), \quad (2)$$

Taka postać funkcji oznacza pominięcie podczas sumowania funkcji podobieństw sąsiadów punktu x_1 funkcji podobieństwa pomiędzy x_k , a x_1 . Postępowanie takie podyktowane jest założeniem *a priori*, że punkt x_1 jest obciążony szumem. Punkt badany jest zastępowany przez ten punkt, dla którego funkcja podobieństwa osiąga największą wartość.

Drugą grupą metod przetwarzania wstępnego poddanej badaniom była decymacja zbioru punktów. Metody decymacji zbioru punktów pomimo wielu posiadanych zalet, m.in. niskie nakłady obliczeniowe, uwzględnianie informacji lokalnej o kształcie obiektów w przypadku metod adaptacyjnych, nie pozwalają na zadanie wartości tzw. stopnia decymacji, który został wprowadzony przez autora. Stopień decymacji definiuje procentowo liczbę punktów zbioru, która powinna zostać usunięta ze zbioru, np. S na poziomie 70% równoważny jest usunięciu ze zbioru wejściowego 70% punktów. Algorytm wykorzystujący stopień decymacji opiera się na zasadzie upraszczania homogenicznego, jednakże reduk-

cja punktów zbioru w danym oknie pomiarowym następuje po uwzględnieniu stopnia decymacji, jak również liczby dotychczas usuniętych punktów zbioru. W efekcie uzyskuje się kontrolę nad globalną decymacją zbioru. Wprowadzenie stopnia decymacji umożliwia kontrolę nad rozdzielczością zbioru punktów, konsekwencją czego jest możliwość generowania podzbiorów zbioru wejściowego o różnej wartości S .

3. Algorytm hybrydowy

Detekcja powierzchni opisanych parametrycznie, jest pierwszym krokiem pozyskania informacji o obiektach z chmury punktów – zbioru danych 3D. Informacja uzyskana w tym kroku jest wykorzystywana w różnorodnych systemach.

Ze względu na rolę i popularność w przetwarzaniu cyfrowym obrazów 2D oraz zbiorów punktów 3D metody segmentacji zostały szeroko omówione w literaturze krajowej jak i zagranicznej [3, 4, 5, 6]. Segmentacja jest procesem, którego celem jest podział przestrzeni obrazu/zbioru na homogeniczne obszary/fragmenty. Homogeniczność ustala się według kryterium np. intensywności, wzajemnej odległości pomiędzy punktami.

Algorytmy segmentacji należy oceniać głównie z punktu widzenia złożoności obliczeniowej, a co ważniejsze dokładności znajdowania granic obszarów. Metody segmentacji dzieli się na następujące grupy: progowanie, analiza skupień, wykrywanie krawędzi, rozrost obszaru, podział obszaru, czy też hybrydowe. Metody segmentacji znajdują szerokie zastosowanie zarówno w medycynie [7] – diagnostyka, detekcja nowotworów oraz innych patologii, wspomagane komputerowo operacje, pomiary tkanek, lokalizacja obiektów na zdjęciach satelitarnych [8] – drogi, lasy, domy, obiekty przemysłowe, rozpoznawanie twarzy, w systemach kontroli ruchu pojazdów, kończąc na systemach wizji komputerowej.

Zwiększająca się na przestrzeni lat potrzeba poprawy efektywności wykorzystywanych metod przetwarzania obrazów zarówno 2D, jak i 3D powodowała jednocześnie rozszerzenie dziedzin stosowanych metod. Przykładem jest transformata Hough'a, początkowo stosowana do detekcji linii w obrazach 2D ulegała stopniowym modyfikacjom, oraz poszerzały się jej obszary zastosowań. Obecnie stosowana jest zarówno w technikach grafiki komputerowej 2D do detekcji różnego typu obiektów [9], w wizji komputerowej [10, 11], jak również do rekonstrukcji obiektów w przestrzeni 3D, w formie modeli CAD. W [10] autorzy zaprezentowali wykorzystanie uogólnionej transformaty Hough'a (*ang. generalized Hough transform*) do detekcji obiektów użytku codziennego w pomieszczeniu monitorowanym za pomocą kamer. W zakresie modeli CAD wykonywana jest również detekcja powierzchni w instalacjach przemysłowych [12], ze szczególnym naciskiem na detekcję powierzchni cylindrycznych oraz płaskich. Stosowana jest również w technikach analizy obrazów z systemów typu LIDAR (*ang. Light Detection And Ranging*) głównie do detekcji budynków, bądź ich elementów, czy też w systemach informacji geograficznej. Obok metod opartych na klasyfikacji obiektów, bądź segmentacji w [13] wykorzystano również transformatę Hough'a w [14]. Medycyna jest kolejną dziedziną, w której wykorzystano transformatę Hough'a, głównie w przetwarzaniu obrazów pochodzących z tomografii komputerowej [15].

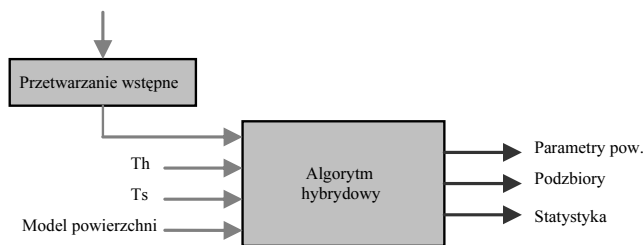
Podstawowym problemem, który został zidentyfikowany był rozmiar przestrzeni Hough'a dla transformaty Hough'a, który definiował również nakłady obliczeniowe. Liczba parametrów wspomnianej przestrzeni pozostała niezmienna, natomiast wprowadzono modyfikacje do procesu wyznaczania wartości tej przestrzeni. Mianowicie część koniecznych obliczeń wynikająca z przeglądu pełnego wszystkich parametrów dla określonego badanego punktu P_i zbioru punktów została zastąpiona przez segmentację wykonywaną od ostatniego punktu zaliczonego do wykrytej powierzchni. Powoduje to znacznie zmniejszenie nakładów obliczeniowych, głównie ze względu na większość szybkość rozrostu obszaru w strukturze kd -tree w porównaniu z konieczno-

ścią wyznaczenia dla punktu P_i wszystkich możliwych parametrów przestrzeni Hough'a. Odpowiednio ustalony próg Th definiuje, czy należy rozpocząć segmentację, czy nadal prowadzić wypełnianie przestrzeni Hough'a.

Zastosowanie segmentacji powodowało pojawienie się szeroko opisanego w literaturze problemu doboru tzw. ziarna, czyli punktu startowego od którego należy rozpocząć segmentację. Autor z pełną świadomością zdecydował się na zastosowanie w algorytmie hybrydowym tej techniki, co wiąże się bezpośrednio z problemem wypełniania przestrzeni Hough'a. Mianowicie, problem ten został wykluczony poprzez następujące założenie: punkt startowy dla rozrostu obszaru stanowi ostatni punkt, dla którego spełniony jest warunek (*liczba głosów w akumulatorze dla tego punktu* > Th). Po przekroczeniu progu następuje rozrost obszaru z kryterium homogeniczności w postaci odpowiedniej odległości pomiędzy sąsiednimi punktami.

Brak możliwości rozróżnienia fragmentów powierzchni o tych samych parametrach przez transformatę został rozwiązany również na drodze kombinacji wspomnianych obydwu rozwiązań. Na podstawie transformaty Hough'a w rezultacie analizy stwierdzimy, że powierzchnie o tych samych parametrach należące do różnych podzbiorów zbioru punktów stanowią jedną powierzchnię. Zastosowanie segmentacji pozwala uniknąć takiej sytuacji.

Zidentyfikowano szereg innych problemów, które należało uwzględnić podczas analizy, np.: dyskretny charakter transformaty, wybór maksimum macierzy Hough'a.



Rys. 3. Algorytm hybrydowy
Fig. 3. Hybrid algorithm

Algorytm hybrydowy (rys.3) wymaga wprowadzenia trzech wartości parametrów wejściowych: progu Th , który określa minimalną liczbę wystąpień parametrów o określonej jednakowej wartości w akumulatorze, powyżej której uważa się zbiór punktów za powierzchnię o określonym typie, progu Ts , stosowanego do określenia jednorodności powierzchni przy segmentacji, oraz modelu poszukiwanej powierzchni, np. płaszczyzna, kula, cylinder. Parametr Ts jednoznaczny jest z parametrem d stosowanym w procedurze redukcji szumu oraz decymacji zbioru punktów. Zauważyć należy, że przy nieodpowiednim doborze tych parametrów otrzymamy pod względem nakładów obliczeniowych standardowy algorytm Hough'a. Po rozpoczęciu analizy następuje iteracyjne wypełnianie macierzy Hough'a – jej rozmiar jest od typu wykrywanej powierzchni. Każdorazowo sprawdzany jest warunek przekroczenia przez wartości macierzy progu Th , po jego przekroczeniu od ostatniego punktu zbioru rozpoczyna się procedurę segmentacji metodą rozrostu i prowadzi się ją do wyczerpania punktów zbioru spełniających kryterium jednorodności. Po wyczerpaniu punktów rozpoczyna się ponownie wypełnianie macierzy Hough'a.

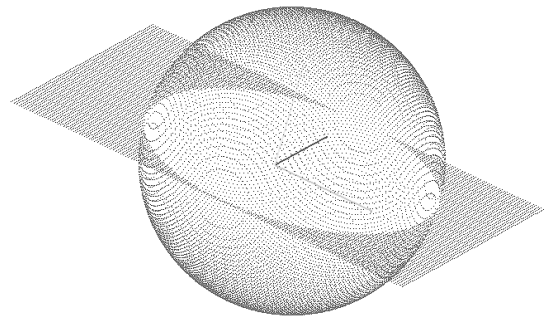
Zaproponowany algorytm hybrydowy poprzez swoją elastyczność może zostać dostosowany do wykrywania bardziej złożonych obiektów, powierzchni.

4. Rezultaty

Podczas badań wykorzystano modelowe oraz rzeczywiste zbiory punktów 3D. Rzeczywiste zbiory zawierały cyfrową reprezentację obiektów rzeczywistych, wykonaną za pomocą techniki

światła strukturyzowanego z wszelkimi cechami typowymi dla tej techniki akwizycji danych 3D, tj. szumy pomiarowe, nieregularność zbioru punktów, oraz znaczne rozmiary zbioru. Najdokładniejszą miarą jakości detekcji określonej powierzchni była różnica pomiędzy parametrami modelu, a zidentyfikowanymi w procesie detekcji. Dla zbiorów rzeczywistych porównano dokładność detekcji z metodami klasycznej transformaty Hough'a oraz segmentacji. Zauważyć należy, iż metody segmentacji pozwalają tylko na częściową detekcję poprzez odnalezienie w zbiorze punktów podzbiorów, natomiast nie określają parametrów wykrytych powierzchni, tym samym nie potrafią ustalić ich typu. Określenie parametrów powierzchni jest istotne z punktu widzenia dalszych zastosowań, w szczególności rekonstrukcji powierzchni o znanych parametrach zadaną dokładnością. Na badania numeryczne w zakresie metod przetwarzania wstępnego składały się m.in. następujące eksperymenty: wpływ liczby iteracji na rezultat filtracji, adaptacyjny współczynnik wygładzania, porównanie algorytmu proponowanego z wybranymi rozwiązaniami, dokładność decymacji zbioru punktów. W zakresie detekcji obiektów badania składały się m.in. z następujących eksperymentów: wpływ stopnia decymacji na dokładność detekcji, wpływ rozdzielczości parametrów, wpływ stopnia skomplikowania zbioru punktów, detekcja powierzchni w zbiorze rzeczywistym, detekcja powierzchni w zbiorze LIDAR.

Dla prezentacji rezultatów numerycznych wybrano jeden spośród w/w eksperymentów, dotyczący detekcji złożonych zbiorów punktów. Poniżej przedstawiono modelowy zbiór punktów zawierający 58 841 punktów (rys. 4).



Rys. 4. Zbiór zawierający powierzchnie płaską oraz sferyczną o znanych parametrach

Fig. 4. Cloud of points with planar and sphere surfaces

Uzyskano wyniki numeryczne (tab.1) wykazujące efektywność proponowanej metody detekcji powierzchni. Pomimo złożoności zbioru – powierzchnia sferyczna przecięta powierzchnią płaską detekcja przebiegła pomyślnie. Powstałe błędy (rys. 5 oraz rys. 6) pomiędzy wartościami parametrów dla modelu i metody hybrydowej wynikały podobnie, jak w przypadku pierwszego badanego zbioru z wprowadzonej nieregularności do punktów zbioru, która symulowała występujące w rzeczywistych zbiorach nieregularności wynikające z techniki akwizycji. Uzyskane w wyniku detekcji powierzchni wartości parametrów mogą posłużyć do np. praktycznej rekonstrukcji powierzchni z dowolną zadaną dokładnością, bądź też do modelowania zbioru punktów.

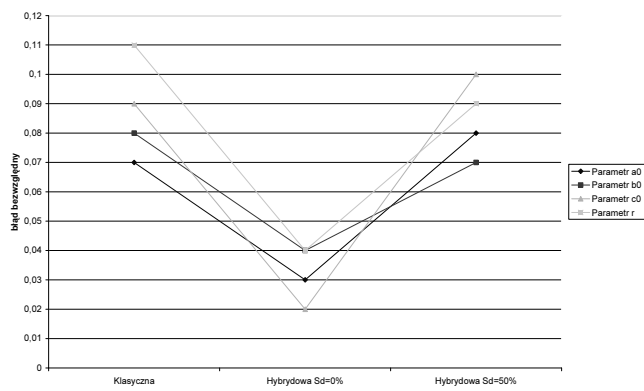
Tab. 1. Parametry powierzchni dla zbioru punktów
Tab. 1. Surfaces parameters for cloud of points

Typ powierzchni	Liczba punktów	Parametry powierzchni			
		a/a ₀	b/b ₀	c/c ₀	d/r
płaszczyzna	28341	2.00	0.45	3.00	2.10
sferyczna	30500	2.00	0.20	0.00	10.00

Tab. 2. Parametry powierzchni odnalezionych w zbiorze punktów z wykorzystaniem algorytmów klasycznego i hybrydowego dla $Th=50$, $Ts=5$

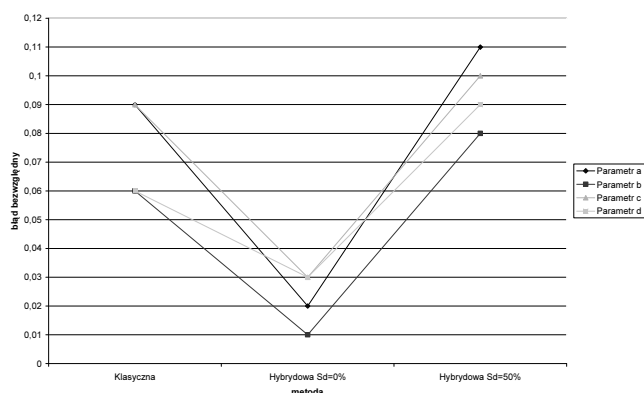
Tab. 2. Parameters of the detected surfaces for classic and hybrid algorithms $Th=50$, $Ts=5$

Powierzchnia	Metoda	Liczba pkt.	Parametry			
			a/a ₀	b/b ₀	c/c ₀	d/r
Płaszczyzna	Model	28341	2.00	0.45	3.00	2.10
	Klasyczna	28238	2.09	0.39	2.91	2.16
	Hyb. Sd=0%	28311	2.02	0.46	2.97	2.07
Sferyczna	Hyb. Sd=50%	14128	2.11	0.37	2.90	2.01
	Model	30500	2.00	0.20	0.00	10.00
	Klasyczna	30409	2.07	0.28	0.09	10.11
	Hyb. Sd=0%	30489	1.97	0.24	0.02	10.04
	Hyb. Sd=50%	15239	2.08	0.27	0.10	10.09



Rys. 5. Błąd bezwzględny wyznaczenia wartości parametrów powierzchni sferycznej

Fig. 5. Absolute error of parameters values for sphere surface



Rys. 6. Błąd bezwzględny wyznaczenia wartości parametrów płaszczyzny

Fig. 6. Absolute error of parameters values for planar surface

5. Podsumowanie

W artykule zaprezentowano algorytm hybrydowy detekcji obiektów w przestrzeni 3D, algorytm łączy zalety dwóch podejść, mianowicie segmentacji metodą rozrostu oraz transformaty Hough'a w ujęciu klasycznym. Konieczne było wprowadzenie algorytmów pozwalających na redukcję szumów, jak również decymację oryginalne zbioru 3D. Dalsze badania w zakresie detekcji obiektów 3D należałoby kontynuować w dwóch zasadniczych kierunkach, mianowicie w pierwszym zastępując klasyczną transformatę Hough'a przez uogólnioną transformatę Hough'a, co powinno pozwolić na rozszerzenie klasy wykrywanych obiektów, w drugim rozszerzając typy danych, tj. dane LiDAR pozyskane z lotniczego systemu skanującego. Algorytm w dalszym etapie prac wykorzystanie zostanie również do detekcji obiektów w obrazach 2D, tj. źrenic na obrazach twarzy.

6. Literatura

- [1] Sitnik R.: A Fully automatic 3D shape measurement system with data export for engineering and multimedia systems. Politechnika Warszawska, Warszawa, 2002.
- [2] Silverman B.W.: Density Estimation for Statistics and Data Analysis. Chapman and Hall, London, 1986
- [3] Palus H.: Segmentacja obrazów barwnych techniką podziału i łączenia, Materiały International Conference on „Management Systems”, WSiIZ, Bielsko-Biała, 51-59, 1999.
- [4] Palus H., Bereska D.: Region-based colour image segmentation, Proc. of 5th Workshop “Farbbildverarbeitung”, 67-74, Ilmenau 1999.
- [5] Nikolaidis N., Pitas I.: 3-D image processing algorithms. John Wiley & Sons, Inc. 2001.
- [6] Nixon M., Aguado A.: Feature extraction and image processing. Elsevier. 2002.
- [7] Bomans M., Hohne K., Tiede U., Riemer M.: 3-D segmentation of MR images of the head for 3-D display. IEEE Trans. On Medical Imaging, vol. 9, no. 2, 177-183, 1990.
- [8] Gorte B.: Segmentation of tin-structured surface models. Symposium on Geospatial Theory, processing and Applications, Ottawa. 2002.
- [9] Chutatape O., Guo L.: A modified Hough transform for line detection and its performance. Pattern Recognition 32: 181-192, 1999.
- [10] Strzodka R., Ihrke I., Magnom M.: A graphics hardware implementation of The generalized Hough transform for fast object recognition, scale, and 3d pose detection. ICIAP2003, 188-193, 2003.
- [11] Campbell R., Krumm J.: Object recognition for an intelligent room. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000.
- [12] Vosselman G., Gorte B., Sithole G., Rabbani T.: Recognising structure in laser scanner point clouds. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 46, part 8/W2, 33-38. 2004.
- [13] Sithole G., Vosselman G.: Automatic structure detection in a point cloud of an urban landscape. 2nd Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas (URBAN2003), 2003.
- [14] Vosselman G., Dijkman S.: 3D Building Model Reconstruction from Point Clouds and Ground Plans. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 34: 37- 44, part 3/W4, 2001.
- [15] Sarti A., Tubaro S.: Detection and characterisation of planar fractures using a 3D Hough transform. Signal Processing, 82: 1269-1282, 2002.