

Krzysztof OKARMA, Mateusz TECLAW

ZACHODNIOPOMORSKI UNIWERSYTET TECHNOLOGICZNY W SZCZECINIE, KATEDRA PRZETWARZANIA SYGNAŁÓW I INŻYNIERII MULTIMEDIALNEJ, ul. 26. Kwietnia 10, 71-126 Szczecin

Zastosowanie nowoczesnych metod oceny jakości obrazów do weryfikacji algorytmów splattingu w subpikselowej metodzie Image Based Rendering

Dr inż. Krzysztof OKARMA

Adiunkt w Katedrze Przetwarzania Sygnałów i Inżynierii Multimedialnej Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego w Szczecinie. Absolwent Wydziału Elektrycznego (1999) i Informatyki (2001) Politechniki Szczecińskiej, stopień doktora nauk technicznych uzyskał na Wydziale Elektrycznym (2003), gdzie pełni funkcję prodziekana ds. studenckich. Autor lub współautor ponad 120 publikacji z zakresu przetwarzania i analizy obrazów oraz sygnałów.



e-mail: krzysztof.okarma@zut.edu.pl

Streszczenie

W artykule przedstawiono możliwości wykorzystania nowoczesnych wskaźników jakości obrazów do wyboru i weryfikacji algorytmu splattingu służącego do wypełniania brakujących pikseli w metodzie IBR, a także do wyboru obrazu wyjściowego dla algorytmu splattingu. Dzięki zastosowaniu metod automatycznej oceny jakości obrazów możliwy jest wybór właściwego algorytmu splattingu wykorzystującego współrzędne uzyskiwanych punktów z dokładnością subpikselową, co zapewnia dużo wyższą jakość obrazu wynikowego.

Słowa kluczowe: metoda IBR, splatting, ocena jakości obrazów.

Application of modern image quality assessment methods to verification of splatting algorithms in the sub-pixel Image Based Rendering**Abstract**

The paper presents possibilities of using some modern image quality assessment methods for choice and verification of the splatting algorithm used to fill some missing pixels in the IBR method, as well as for selection of the basic output image for the splatting algorithm. By using automatic image quality assessment methods, it is possible to choose the accurate splatting algorithm which utilizes the coordinates of points with sub-pixel accuracy and provides much higher quality of the output image. The first discussed approach is the idea of Vector Median Splatting based on the vector median filters used mainly for multichannel nonlinear filtering purposes. Since the main goal of splatting is filling the missing pixels by the most similar colour to its nearest neighbourhood, preventing the sharpness of the obtained image, such algorithm allows achieving satisfactory results. Nevertheless, even better results can be achieved by some sub-pixel based methods preventing the loss of information caused by the rounding of the pixels coordinates after the warping operation. The results of the application of some modified algorithms have been verified using some modern image quality assessment methods, mainly based on the similarity of images, such as e.g. Structural Similarity or recently proposed Feature Similarity index. The advantages of the sub-pixel splatting algorithms have been confirmed by higher values of all image quality metrics calculated for the achieved destination images.

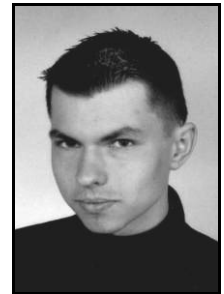
Keywords: IBR, splatting, image quality assessment.

1. Idea metody IBR

Metoda Image Based Rendering (IBR) zaproponowana przez Leonarda McMillana [1] stanowi jedną z najwydajniejszych technik syntezy obrazów możliwą do efektywnej implementacji w systemach wizyjnych czasu rzeczywistego. Jedną z jej zalet jest niewątpliwie przewidywalny czas syntezy niezależny od stopnia złożoności wizualizowanej sceny, jak również łatwość zrównoleglenia wykonywanych obliczeń. W efekcie wykonania operacji

Mgr inż. Mateusz TECLAW

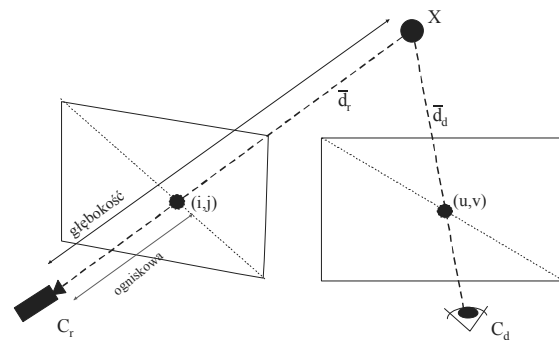
Sluchacz studiów doktoranckich Wydziału Elektrycznego Zachodniopomorskiego Uniwersytetu Technologicznego w Szczecinie, aktualnie realizuje pracę doktorską z zakresu zastosowań technik wizyjnych w zagadnieniach z zakresu automatyki i robotyki. Absolwent kierunku elektronika i telekomunikacja, specjalność: cyfrowa technika multimedialna (2010), współautor kilku publikacji naukowych z zakresu technik przetwarzania i analizy obrazów.



e-mail: mateusz.teclaw@zut.edu.pl

warpingu stanowiącej zasadniczy element metody IBR uzyskać można obraz wynikowy o jakości zbliżonej do jakości obrazów referencyjnych, który odpowiada obrazowi zarejestrowanemu przez „wirtualną” kamerę o arbitralnie dobranym położeniu.

Ograniczeniem stosowalności metody IBR jest konieczność znajomości map głębokości dla obrazów pozyskiwanych z kamer referencyjnych (w najprostszym wypadku może być to nawet pojedyncza kamera). Mogą być one pozyskiwane np. technikami stereowizyjnymi, z wykorzystaniem fotogrametrii lub w niektórych zastosowaniach na podstawie informacji z dodatkowych czujników. Zasada działania metody IBR w najprostszej wersji z jedną kamerą referencyjną zilustrowana jest na rysunku 1.



Rys. 1. Zasada działania metody IBR w wersji z pojedynczą kamerą referencyjną

Fig. 1. The idea of the IBR method with single reference camera

Uzyskanie wysokiej dokładności odwzorowania punktów reprezentujących poszczególne obiekty na obrazie docelowym jest uwarunkowane poprawną kalibracją kamery, co umożliwi skorygowanie zniekształceń optycznych wprowadzanych przez rzeczywiste kamery. Jest to szczególnie istotne przy zastosowaniu subpikselowych technik poprawy jakości obrazu wynikowego, w tym splattingu rozpatrywanego w niniejszym artykule. W wypadku obrazów syntetycznych w celu dokonania szybkiej wizualizacji obiektów, w szczególności ruchomych, często wystarczającą jest dokładność na poziomie jednego piksela, która może być uzyskana z wykorzystaniem prostego modelu kamery opartego na ostroslupie (*pinhole camera*) bez konieczności wyznaczenia jej parametrów wewnętrznych związanych ze zniekształceniami.

Zakładając brak zniekształceń obrazu wprowadzanych przez niedoskonałości układu optycznego kamery, każdy promień d wychodzący z ogniska kamery przechodzący przez piksel obrazu o współrzędnych (u, v) może być opisany jako:

$$\bar{d} = \begin{bmatrix} a_i & b_i & c_i \\ a_j & b_j & c_j \\ a_k & b_k & c_k \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = P \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

gdzie P jest macierzą opisującą model kamery zawierającą wektory jednostkowe a oraz b wzdłuż krawędzi obrazu oraz wektor c łączący ognisko kamery (umownie jest to punkt jej położenia) z narożnikiem obrazu stanowiącym początek jego układu współrzędnych.

Zależność (1) jest w ogólności słuszna dla obu promieni przedstawionych na rys. 1, stąd dla punktu ich przecięcia X zachodzi:

$$C_r + P_r \cdot \bar{x}_r \cdot t_r = C_d + P_d \cdot \bar{x}_d \cdot t_d \quad (2)$$

gdzie t_r oraz t_d są współczynnikami skalującymi decydującymi o długości obu promieni, które mogą być przekształcone do postaci różnicy głębokości (ang. *disparity*). Wykorzystując geometrię epipolarną po dodatkowych przekształceniach można uzyskać stosunkowo proste wzory pozwalające wyznaczyć współrzędne punktu po operacji rzutowania (warpingu) jako [1]:

$$\begin{aligned} u &= \frac{w_{11} \cdot i + w_{12} \cdot j + w_{13} + w_{14} \cdot \delta(i, j)}{w_{31} \cdot i + w_{32} \cdot j + w_{33} + w_{34} \cdot \delta(i, j)} \\ v &= \frac{w_{21} \cdot i + w_{22} \cdot j + w_{23} + w_{24} \cdot \delta(i, j)}{w_{31} \cdot i + w_{32} \cdot j + w_{33} + w_{34} \cdot \delta(i, j)} \end{aligned} \quad (3)$$

gdzie w z odpowiednimi indeksami oznacza element macierzy warpingu W obliczanej jednokrotnie dla ustalonego położenia kamer. Macierz ta ma następującą postać:

$$W = \begin{bmatrix} \bar{a}_r(\bar{b}_d \times \bar{c}_d) & \bar{b}_r(\bar{b}_d \times \bar{c}_d) & \bar{c}_r(\bar{b}_d \times \bar{c}_d) & (C_r - C_d)(\bar{b}_d \times \bar{c}_d) \\ \bar{a}_r(\bar{c}_d \times \bar{a}_d) & \bar{b}_r(\bar{c}_d \times \bar{a}_d) & \bar{c}_r(\bar{c}_d \times \bar{a}_d) & (C_r - C_d)(\bar{c}_d \times \bar{a}_d) \\ \bar{a}_r(\bar{a}_d \times \bar{b}_d) & \bar{b}_r(\bar{a}_d \times \bar{b}_d) & \bar{c}_r(\bar{a}_d \times \bar{b}_d) & (C_r - C_d)(\bar{a}_d \times \bar{b}_d) \end{bmatrix} \quad (4)$$

W ogólnym wypadku wartości uzyskanych współrzędnych u oraz v nie są liczbami całkowitymi, jednak w standardowej metodzie IBR ze względu na szybkość przetwarzania są one zaokrąglane i wyświetlane z zachowaniem kontroli bufora głębokości.

2. Problem splattingu w metodzie IBR

Istotnym elementem wpływającym na jakość obrazu wynikowego, niezależnym od ewentualnego uwzględniania zniekształceń wprowadzanych przez kamery, jest dostępność danych dotyczących punktów, które powinny być widoczne na obrazie docelowym. W zależności od konfiguracji przestrzennej obiektów na scenie i kamer może dojść do sytuacji, w której pomimo zastosowania kilku czy też kilkunastu kamer niektóre fragmenty sceny będą widoczne co najwyżej na jednym obrazie referencyjnym. W wypadku, gdy liczba pikseli reprezentująca taki fragment na obrazie referencyjnym jest mniejsza aniżeli odpowiadająca mu liczba pikseli na obrazie docelowym, na obrazie tym pojawiają się „dziury” (ang. *holes*) wymagające uzupełnienia. W niektórych zastosowaniach dopuszczalne jest zastosowanie technik interpolacji lub filtracji (np. medianowej) w fazie dodatkowego post-processingu, jednak prowadzą one z reguły do zauważalnej utraty jakości obrazu w wyniku rozmycia, a także spowalniają proces syntezy obrazu.

Typowym szybkim rozwiązaniem tego problemu jest wykorzystanie techniki splattingu polegającej na projekcji kilku- bądź kilkunastopikselowej „łaty” (ang. *splat*) zamiast pojedynczego piksela na etapie warpingu. Takie rozwiązanie może być jednak efektywnie zastosowane jedynie w wypadku estymacji wielkości „łaty” zapobiegającej nadmiernemu rozmyciu obrazu, co również wymaga dodatkowej analizy konfiguracji przestrzennej dostępnych danych.

W jednej z wcześniejszych prac [2] zaproponowano wykorzystanie do celów splattingu podejścia wektorowego wykorzystującego ideę wektorowego filtru medianowego. Wychodząc z założenia, iż głównym jego celem jest wypełnienie brakujących pikseli kolorami najbardziej odpowiadającymi ich otoczeniu przy możliwie najlepszym zachowaniu ostrości obrazu, technika ta pozwala osiągnąć bardzo dobre rezultaty w porównaniu z tradycyjną techniką splattingu, także adaptacyjnego.

3. Splatting wykorzystujący informacje subpikselowe

Ze względu na fakt, iż współrzędne punktów uzyskiwanych w wyniku warpingu są z konieczności zaokrąglane z dokładnością do pojedynczego piksela, na tym etapie następuje utrata użytecznej informacji, która może być wykorzystana do poprawy działania algorytmu wypełniania „dziur”. Wykorzystując dokładne (subpikselowe) położenia pikseli rzutowanych z obrazów referencyjnych na płaszczyźnie obrazu docelowego można uwzględnić odległości od środka najbliższego piksela, co prowadzi do algorytmu ważonego.

Weryfikacja rezultatów uzyskiwanych tego rodzaju techniką jest możliwa z wykorzystaniem technik automatycznej oceny jakości obrazów. W zależności od stopnia złożoności wizualizowanej sceny (zmienność kolorów na obrazie) dobre wyniki można uzyskać zarówno za pomocą ważonego uśredniania (przy małej wariancji kolorów), jak również technikami nieliniowymi pozwalającymi wybrać punkt z otoczenia najbardziej do niego zbliżony.

4. Proponowane podejście do weryfikacji efektów działania algorytmów splattingu

W artykule zaproponowano użycie metod obiektywnej oceny jakości obrazów do weryfikacji efektów działania technik splattingu wykorzystujących informację subpikselową oraz przedstawiono propozycję modyfikacji uprzednio zaproponowanego algorytmu [2] opartą na analizie wskaźników jakości obrazu docelowego.

Warto zauważyć, iż w wypadku braku informacji o obrazie rzeczywistym uzyskiwanym z kamery o parametrach (w tym położeniu) identycznych z parametrami kamery „wirtualnej” (docelowej) nie jest technicznie możliwe wykorzystanie porównawczych (ang. *full-reference*) wskaźników jakości obrazu, które cechują się wysoką korelacją z ocenami subiektywnymi i sposobem postrzegania różnorodnych zniekształceń przez ludzki wzrok. W takim wypadku konieczne byłoby stosowanie wskaźników „ślepych” (ang. *blind, no-reference*) niewymagających znajomości obrazu oryginalnego pozbawionego jakichkolwiek zniekształceń i zakłóceń. Tego rodzaju wskaźniki cechują się jednakże mniejszą uniwersalnością i są zwykle dedykowane do jednego lub dwóch rodzajów zniekształceń, charakteryzując się niższą korelacją z ludzką percepcją.

W celu rozwiązania tego problemu posłużono się obrazami syntetycznymi wygenerowanymi za pomocą programu 3DS Max wraz z mapami głębokości na podstawie dostępnych modeli obiektów 3D [3], także dla położenia kamery docelowej, dzięki czemu pozyskany został „wzorcowy” obraz docelowy. Wykorzystując porównawcze wskaźniki jakości dokonano porównania jakości obrazów docelowych uzyskiwanych przy użyciu różnych algorytmów splattingu, także w wersji subpikselowej. Wykorzystano do tego celu trzy nowoczesne wskaźniki jakości obrazu oparte na analizie podobieństwa obrazów tj. podobieństwo strukturalne (ang. *Structural Similarity* – SSIM) [4], jego wielorozdzielczą modyfikację (ang. *Multi-Scale SSIM*) [5] oraz podobieństwo cech dla obrazów kolorowych (ang. *Feature Similarity* – FSIMc) [6].

5. Wskaźniki oceny jakości obrazu

Wskaźnik podobieństwa strukturalnego został zaproponowany przez Zhou Wanga i Alana Bovika jako modyfikacja wcześniej opisanego tzw. uniwersalnego wskaźnika jakości obrazu (ang. Universal Image Quality Index) [7] poprzez zastosowanie dodatkowych współczynników stabilizujących C_1 oraz C_2 zapobiegających dzieleniu przez zero dla fragmentów obrazu o małej zmienności oraz zastosowanie lokalnego okna przesuwne Gaussa zamiast prostokątnego. Lokalna wartość wskaźnika SSIM dla obrazów oznaczonych jako x oraz y może być wyznaczona jako:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (5)$$

gdzie poszczególne składniki (wartości średnie jasności obrazu, wariancje i kowariancja) zdefiniowane są jako:

$$\mu_x = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij} \quad \mu_y = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_{ij} \quad (6)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N^2 - 1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \mu_x)^2 \quad \sigma_y^2 = \frac{1}{N^2 - 1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (y_{ij} - \mu_y)^2 \quad (7)$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N^2 - 1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \mu_x)(y_{ij} - \mu_y) \quad (8)$$

Po uśrednieniu wartości lokalnego wskaźnika SSIM obliczonych z wykorzystaniem okna przesuwne (zalecany rozmiar okna Gaussa jest równy 11×11 pikseli) uzyskuje się ogólny wskaźnik jakości obrazu z zakresu $<-1; 1>$.

Wielorozdzielcza wersja tego wskaźnika (MS-SSIM) może być wyznaczona z zależności:

$$MS-SSIM(x, y) = [l(x, y)]^{\alpha_M} \cdot \prod_{j=1}^M [c(x, y)]^{\beta_j} \cdot [s(x, y)]^{\gamma_j} \quad (9)$$

gdzie poszczególne elementy wynikające z trzech czynników uwzględnianych przez wskaźnik SSIM, tj. zniekształcenie jasności (l), utrata kontrastu (c) oraz zniekształcenie struktury (s) są ważone z zastosowaniem określonych współczynników dla każdej skali [5].

Innym ostatnio zaproponowanym wskaźnikiem jakości obrazów, użytecznym także do celów określenia ich wzajemnego podobieństwa jest miara podobieństwa cech (FSIM) bazująca na kongruencji fazowej (ang. *phase congruency* – PC) oraz wartościach gradientu obrazu G uzyskiwanych za pomocą filtru Scharra (alternatywnie mogą być również stosowane inne maski np. Sobela lub Prewitta). Wartość wskaźnika FSIM jest obliczana jako:

$$FSIM = \frac{\sum_x \sum_y S(x, y) \cdot PC_m(x, y)}{\sum_x \sum_y PC_m(x, y)} \quad (10)$$

gdzie

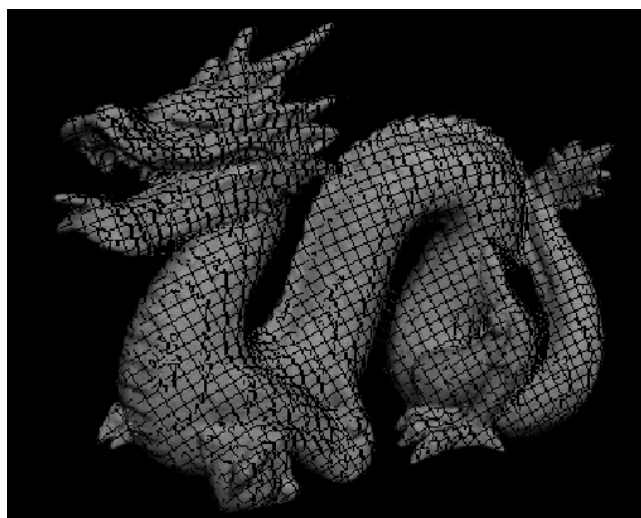
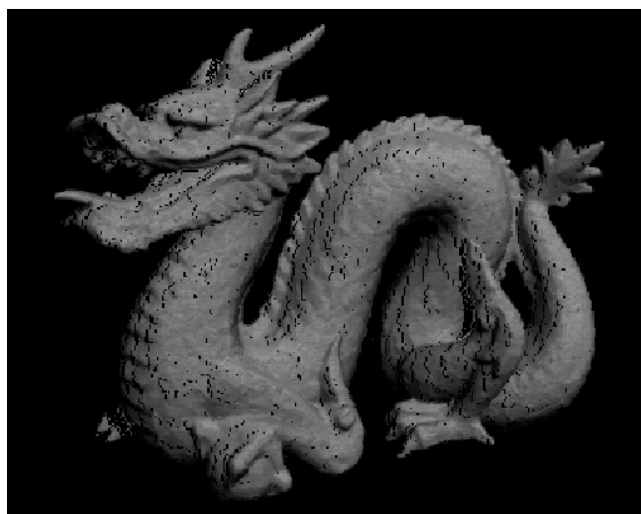
$$S(x, y) = \left(\frac{2 \cdot PC_1(x, y) \cdot PC_2(x, y) + T_{PC}}{PC_1^2(x, y) + PC_2^2(x, y) + T_{PC}} \right)^\alpha \cdot \left(\frac{2 \cdot G_1(x, y) \cdot G_2(x, y) + T_G}{G_1^2(x, y) + G_2^2(x, y) + T_G} \right)^\beta \quad (11)$$

oraz $PC_m(x, y) = \max(PC_1(x, y), PC_2(x, y))$ przy typowych wartościach wag $\alpha = \beta = 1$, przy czym indeksy 1 oraz 2 oznaczają obraz referencyjny oraz oceniany. Współczynniki T pełnią rolę podobną do współczynników C we wskaźniku SSIM. Dla kolorowej wersji

wskaźnika FSIMc stosuje się model barw YIQ obliczając wskaźniki dla składowej luminancyjnej i chrominancji, wykorzystując zależność (11) w celu uzyskania ostatecznego wyniku w sposób podobny jak dla kongruencji fazowej oraz gradientu, jednak z odpowiednio mniejszą wagą dla chrominancji.

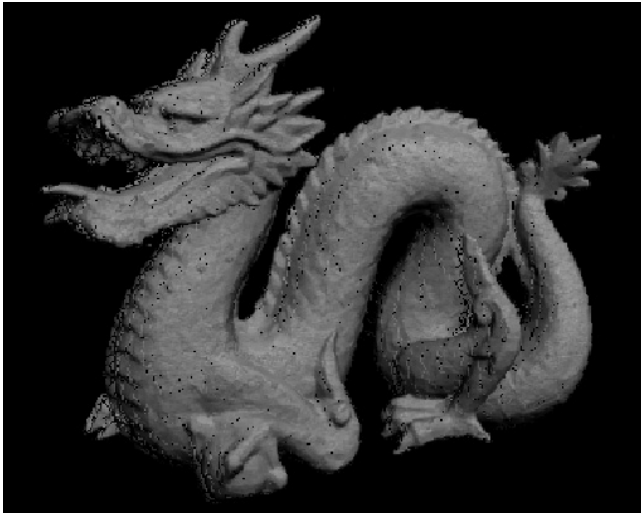
6. Wybór bazowego obrazu referencyjnego w metodzie IBR

Kolejnym istotnym aspektem zastosowania technik oceny jakości obrazów jest wybór bazowego obrazu referencyjnego służącego za podstawowe źródło danych w procedurze łączenia danych pochodzących z kilku obrazów referencyjnych. Zasadniczym elementem, który musi być uwzględniony na tym etapie pozostaje oczywiście informacja zapisana w buforze głębokości decydująca o poprawnym wzajemnym przesłaniu obiektów (punkty o mniejszej odległości od kamery docelowej po operacji warpinu powinny przesłaniać dalsze). Jednak dla punktów o zbliżonej głębokości, reprezentujących ten sam obiekt, ale pochodzących z różnych obrazów referencyjnych, w szczególności w sąsiedztwie „dziury”, zasada ta nie powinna być stosowana w sposób bezwzględny. W takiej sytuacji zasadnym jest określenie obrazu podstawowego zawierającego relatywnie więcej informacji, którego brakujące piksele powinny być uzupełnione punktami z pozostałych obrazów, a w wypadku ich braku przy pomocy algorytmu splattingu.



rys. 2. Przykładowe obrazy uzyskane na podstawie pojedynczych obrazów referencyjnych

Fig. 2. Exemplary images obtained using single reference images



Rys. 3. Przykładowe obrazy uzyskane na podstawie informacji połączonych z dwóch obrazów referencyjnych

Fig. 3. Exemplary images obtained using joined data from two reference images

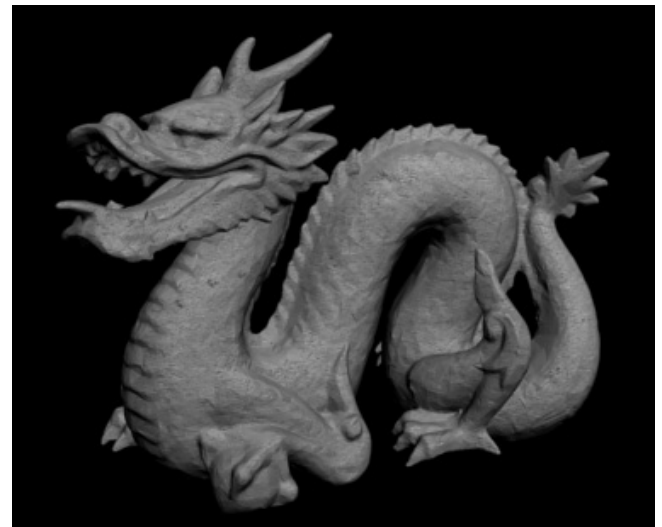
Dobrym narzędziem do tego celu mogą być właśnie wskaźniki jakości obrazu, co zilustrowano w tabeli 1 (dla wskaźników SSIM oraz MS-SSIM podano wartości średnie obliczone dla kanałów RGB) wykazując ich przydatność. Obrazy docelowe uzyskane w wyniku połączenia danych przedstawiono (w skali szarości) na rysunkach 2 oraz 3 w celu zilustrowania różnic jakości, w szczególności zależnych od wyboru obrazu bazowego.

Tab. 1. Wartości wskaźników jakości przykładowych obrazów docelowych uzyskanych na podstawie informacji z jednej kamery oraz połączonych
Tab. 1. Image quality assessment results for exemplary destination images obtained using the data from a single camera and for joined data

Źródłowy obraz referencyjny	SSIM	MS-SSIM	FSIMc
lewy	0,7724	0,9042	0,8564
prawy	0,5517	0,7180	0,6526
lewy uzupełniony danymi z prawego	0,8061	0,9410	0,8791
prawy uzupełniony danymi z lewego	0,7623	0,9342	0,8628

7. Wyniki eksperymentalne

Głównym celem przeprowadzonych badań eksperymentalnych była weryfikacja zaproponowanego algorytmu splattingu subpikselowego z użyciem obiektywnych porównawczych wskaźników jakości obrazu. W tym celu posłużono się wcześniej omówionymi wskaźnikami SSIM, MS-SSIM oraz FSIMc. Wszystkie wskaźniki jakości uzyskanych obrazów były obliczane przyjmując za obraz referencyjny o doskonałej jakości wynik renderingu uzyskany za pomocą oprogramowania 3DSMax dla parametrów kamery zgodnych z parametrami kamery docelowej. Obraz ten jest przedstawiony na rysunku 4.



Rys. 4. Oryginalny obraz referencyjny uzyskany dla parametrów kamery docelowej

Fig. 4. Original reference image obtained for the destination camera parameters

Standardowy algorytm splattingu zastosowany dla „pustych” pikseli obrazu docelowego może być opisany następującą zależnością:

$$X_{m,n} = MEAN(X_{i,j} \cdot (|m-i| < T) \cdot (|n-j| < T)) \quad (12)$$

gdzie T jest rozmiarem otoczenia („łaty”) zdefiniowanym jako maksymalna dopuszczalna różnica współrzędnych poziomych lub pionowych (w badaniach przyjęto jednakową wartość $T=1$), X jest jasnością lub wartością danej składowej koloru obrazu, m,n określają całkowite współrzędne piksela, natomiast i,j są współrzędnymi subpikselowymi rzutowanych punktów.

Subpikselowy algorytm najbliższego sąsiada sprowadza się do wyboru koloru punktu znajdującego się najbliżej wypełnianego piksela, co można opisać wzorem:

$$\{i, j\} = \arg \min_{i,j} \left(\sqrt{(m-i)^2 + (n-j)^2} \right) \quad (13)$$

Proponowany algorytm uśredniania ważonego polega na uwzględnieniu odległości każdego rzutowanego punktu od wypełnianego piksela i może być opisany jako:

$$X_{m,n} = \frac{X_{i,j} \cdot (|m-i| < T) \cdot (|n-j| < T) \cdot \left(T \cdot \sqrt{2} - \sqrt{(m-i)^2 + (n-j)^2} \right)}{\sum_{i,j} (|m-i| < T) \cdot (|n-j| < T) \cdot \left(T \cdot \sqrt{2} - \sqrt{(m-i)^2 + (n-j)^2} \right)} \quad (14)$$

przy czym punkty położone w narożnikach „łaty” uzyskują wagę zerową, zaś maksymalna waga byłaby przypisana dla położenia zgodnego z lokalizacją wypełnianego piksela, co oczywiście nie występuje, gdyż w takiej sytuacji kolor piksela byłby już uprzednio ustalony.

Kolejną rozważaną metodą splattingu subpikselowego była modyfikacja uprzednio proponowanej techniki *Vector Median Splatting* [2], dla której zamiast ważonej średniej kolorów punktów znajdujących się wewnątrz rozpatrywanej „łaty”, wykorzystano zasadę działania wektorowego filtra medianowego. Jako kolor wynikowy wybierany jest zatem ten punkt, którego kolor jest najbardziej podobny do pozostałych wewnątrz „łaty”. W celu określenia podobieństwa kolorów wykorzystywana jest odległość euklidesowa w określonej przestrzeni barw (w tym wypadku była to przestrzeń RGB).

W tabeli 2 zilustrowano wpływ zastosowanego algorytmu splattingu w obrębie najbliższego sąsiedztwa 8-kierunkowego (odpowiednik maski filtracji o rozmiarze 3×3 piksele, a zatem $T=1$) na jakość uzyskiwanego obrazu docelowego przy założeniu, iż za obraz bazowy przyjmujemy obraz uzyskany na podstawie źródłowego obrazu referencyjnego lewego uzupełnionego danymi z obrazu prawego (najwyższa jakość wg danych z tabeli 1).

Tab. 2. Wskaźniki jakości przykładowego obrazu uzyskane w wyniku zastosowania różnych technik splattingu

Tab. 2. Image quality assessment results obtained for exemplary image using various splatting algorithms

Algorytm splattingu	SSIM	MS-SSIM	FSIMc
standardowy bez wag	0,8243	0,9458	0,8666
subpikselowy – najbliższy sąsiad	0,7442	0,9247	0,8397
subpikselowy – uśrednianie wazone	0,8428	0,9532	0,8894
subpikselowy – mediana wektorowa	0,8392	0,9526	0,8896

W wyniku zastosowania prostych algorytmów splattingu uzyskuje się efekt rozmycia obrazu wpływający w sposób istotny na jego jakość, co jest zilustrowane niższymi wartościami wskaźników jakości obrazu aniżeli dla obrazów zawierających „dziury”. Zastosowanie technik splattingu subpikselowego pozwala jednak uzyskać wyższe ich wartości niezależnie od stosowanego wskaźnika jakości obrazu docelowego.

8. Podsumowanie

Metoda IBR stanowi interesującą alternatywę dla złożonych technik syntezy obrazu opartych na podejściu geometrycznym wymagających modelowania obiektów. Może ona być wykorzystana nie tylko w technice telewizyjnej i filmowej m.in. do tworzenia efektów specjalnych, lecz również w wielu innych zastosowaniach np. do poprawy efektywności działania systemów rozpoznawania obiektów, czy też twarzy [8], podobnie jak techniki stereowizyjne [9].

Biorąc pod uwagę możliwość poprawy jakości obrazów uzyskiwanych metodą IBR przy nieznacznym spadku wydajności ich syntezy, zauważalną poprawę można uzyskać stosując odpowiedni algorytm splattingu. Analizując wyniki przedstawione w niniejszym artykule można stwierdzić, iż efektywnym wskaźnikiem pozwalającym zweryfikować przydatność proponowanych algorytmów splattingu, w szczególności wykorzystujących informacje

subpikselowe, mogą być nowoczesne techniki oceny jakości obrazów charakteryzujące się wysoką korelacją z subiektywnymi ocenami obrazów dokonywanymi przez niezależnych obserwatorów.

Analizując wyniki obiektywnej oceny jakości zaprezentowane w tabeli 2 można uznać, iż zastosowane wskaźniki jakości obrazu prowadzą do zbliżonych wniosków dotyczących istotnej poprawy jakości obrazów uzyskanych z wykorzystaniem subpikselowych technik splattingu. Małe różnice pomiędzy wartościami poszczególnych wskaźników wynikają z ich globalnego charakteru. W związku z tym wpływ zmian koloru pojedynczych „pustych” pikseli dla różnych metod splattingu nie powoduje radykalnych zmian wartości wskaźników. Z tego powodu trudno jednoznacznie ocenić, który z zastosowanych wskaźników jest najbardziej przydatny do oceny jakości działania prezentowanych algorytmów. Tego rodzaju wnioski można wysnuć wykorzystując analizę korelacji wartości wskaźników obiektywnych z ocenami subiektywnymi, co stanowi osobne zagadnienie badawcze [10,11].

Za obiecujący kierunek dalszych badań można uznać próbę powiązania informacji subpikselowych dotyczących położenia rzutowanych punktów z danymi dotyczącymi kolorów poszczególnych pikseli w przestrzeni barw RGB, jak również wykorzystanie w tym celu innych przestrzeni barw.

9. Literatura

- [1] McMillan L.: An Image Based Approach to Three-Dimensional Computer Graphics. PhD thesis, University of North Carolina, Chapel Hill, USA, 1997.
- [2] Okarma K., Miętus A., Teclaw M.: Vector Median Splatting for Image Based Rendering. Lecture Notes in Computer Science vol. 6375, pp. 150–157, 2010.
- [3] Artist-3D.com, <http://www.artist-3d.com>
- [4] Wang Z., Bovik A., Sheikh H., Simoncelli E.: Image Quality Assessment: From Error Measurement to Structural Similarity. IEEE Transactions on Image Processing vol. 13 no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [5] Wang Z., Simoncelli E., Bovik A.: Multi-Scale Structural Similarity for Image Quality Assessment. Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, California, USA, 2003
- [6] Zhang L., Zhang L., Mou X., Zhang D.: FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment. IEEE Transactions on Image Processing vol. 20 no. 8, pp. 2378–2386, 2011.
- [7] Wang Z., Bovik A.: A Universal Image Quality Index. IEEE Signal Processing Letters vol. 9 no. 3, pp. 81–84, 2002.
- [8] Okarma K., Miętus A.: Application of Image Based Rendering for the improvement of face recognition using Principal Component Analysis. Pomiary Automatyka Kontrola vol. 56 no. 12, pp.1495–1497, 2010.
- [9] Komorowski J., Rokita P.: Pose Invariant Face Recognition Method Using Stereo Vision. Advanced in Intelligent and Soft Computing, vol. 95, pp. 13–22, 2011.
- [10] Okarma K.: Combined Full-Reference Image Quality Metric Linearly Correlated with Subjective Assessment. Lecture Notes in Artificial Intelligence vol. 6113, pp. 539–546, 2010.
- [11] Okarma K.: Influence of the 2D sliding windows on the correlation of the digital image quality assessment results using the Structural Similarity approach with the subjective evaluation. Przegląd Elektrotechniczny vol. 86 no.7, pp. 109–111, 2010.

otrzymano / received: 15.03.2012

przyjęto do druku / accepted: 01.05.2012

artykuł recenzowany / revised paper