

PEKSIŃSKI Jakub<sup>1</sup>  
MIKOŁAJCZAK Grzegorz<sup>2</sup>

## WPLYW DOPASOWANIA DANYCH WEJŚCIOWYCH NA PROCES UCZENIA SIECI NEURONOWEJ

*W artykule autor przedstawił problem wynikający z niedokładnego dopasowania danych wejściowych w procesach uczenia sieci neuronowej pracującej w trybie z nauczycielem. Sieć neuronowa ma za zadanie wygenerować filtr o skończonej odpowiedzi impulsowej mający za zadanie poprawiać jakość obrazów cyfrowych pozyskanych z urządzeń akwizycji obrazu, których budowa oparta jest na matrycy CCD. W celu rozwiązania problemu autor przedstawił metodę polegającą na znajdowaniu osi i kąta opartą na wyznaczeniu współczynnika korelacji.*

## EFFECT OF MATCHING DATA ENTRY PROCESS OF LEARNING ON NEURAL NETWORKS

*In this paper the author presented a problem due to inaccurate input data matching in learning of neural network operating in the mode with the teacher. The neural network is designed to generate a filter with finite impulse response which is charged with improving the quality of digital images acquired from image acquisition devices, whose construction is based on the CCD. In order to solve the problem the author presented a method consisting in finding the axis and angle is based on determining the correlation coefficient.*

### 1. WSTĘP

Zadaniem urządzeń akwizycji obrazów cyfrowych jest takie przekształcenie obrazu analogowo na postać cyfrową. Uproszczona wersja toru akwizycji obrazu cyfrowego przedstawiony jest na rysunku 1.

Zarówno klasyczny jak i użyty w eksperymencie tor pozyskiwania obrazów składa się z następujących elementów:

- Źródła obrazu (Obiekt);
- Urządzenia służącego do przetworzenia obrazu analogowego do postaci cyfrowej i przesłania go do komputera w celu dalszego przetwarzania. Takimi urządzeniami,

---

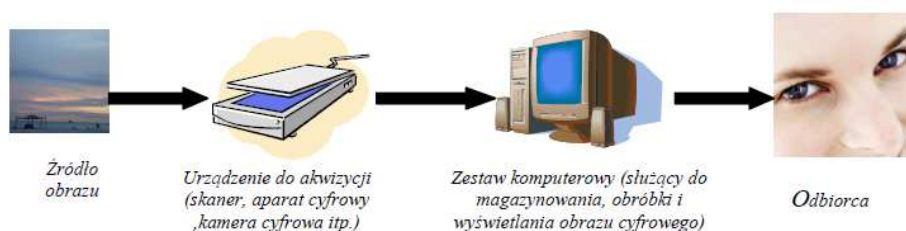
<sup>1</sup>Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny, Katedra Telekomunikacji i Fotoniki; 71-126 Szczecin; ul. 26 Kwietnia 10. Tel: +48 91 449 51 39, E-mail: jpeksinski@zut.edu.pl,

<sup>2</sup>Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny, Katedra Przetwarzania Sygnałów i Inżynierii Multimedialnej; 71-126 Szczecin; ul. 26 Kwietnia 10. Tel: +48 91 449 53 11, E-mail: grzegorz.mikolajczak@zut.edu.pl

mogą być oparte na strukturze CCD (skaner, aparat, kamera itp.), w przeprowadzonym eksperymencie użyto skaner niskiej i wysokiej jakości;

- Komputer do zadań, którego należy przetworzenie cyfrowego obrazu;
- Monitor do wizualizacji obrazu cyfrowego;
- Odbiorcy oceniającego jakość obrazu.

Podstawowym zadaniem wykonywanym przez urządzenia umieszczone w torze akwizycji obrazów jest takie przetworzenie obrazu analogowego aby jego postać cyfrowa była jak najbardziej wierna oryginałowi. Obraz cyfrowy jest tylko pewnym (bardziej lub mniej wiernym) odwzorowaniem obrazu analogowego [1]. Odwzorowanie to jest tym bardziej dokładne im lepszy jakości sprzęt umieszczony jest w torze akwizycji obrazu. Na jakość odwzorowania istotny wpływ ma zastosowanie urządzenia do przetwarzania obrazu analogowego do postaci cyfrowej. Obecnie powszechnymi urządzeniami stosowanymi do tego celu są urządzenia których budowa oparta jest na strukturze CCD. Pozyskiwanie danych przy pomocy tego rodzaju urządzeń związane jest z występowaniem różnych zakłóceń oraz błędów wpływających na jakość pozyskanego obrazu cyfrowego. Wystąpienie wymienionych w tabeli 1 błędów zawsze powoduje pogorszenie jakości otrzymanych obrazów. Podstawową metodą polepszenia jakości obrazu jest jego filtracja liniowa [2]. Alternatywą jest użycie urządzeń o bardzo wysokich parametrach, co najczęściej wiąże się z wysokim kosztem urządzenia. Łatwo można stwierdzić, że jakość pozyskanych obrazów cyfrowych silnie zależy od jakości zastosowanego urządzenia do akwizycji obrazu.



Rys.1. Tor pozyskiwania i przetwarzania obrazów cyfrowych.

W artykule tym autorzy postawili sobie za cel uzyskanie obrazu pozyskanego skanem niskiej klasy o jakości zbliżonej do obrazu cyfrowego pozyskanego skanerem klasy wysokiej. W tym celu obraz zostanie poddany filtracji liniowej. W pracy zaproponowano wykorzystanie sieci neuronowej do generowania odpowiedzi impulsowej w postaci filtru FIR. Projektowanie i optymalizacja filtrów FIR w oparciu o sieć neuronową [3] posiada duży potencjał w cyfrowym przetwarzaniu obrazów. Wyniki eksperymentów potwierdziły, że w wyniku uczenia sieci neuronowej można uzyskać maskę filtru, którego użycie umożliwia poprawę jakości obrazu.

## 2. PORÓWNANIE OBRAZÓW POZYSKANYCH Z DWÓCH RÓŻNYCH URZĄDZEŃ AKWIZYCJI OBRAZU

W celu pokazania różnicy w jakości obrazów cyfrowych pozyskiwanych przy pomocy dwóch różnych skanerów wykonano doświadczenie praktyczne. W doświadczeniu zostały wykorzystane dwa skanery:

- Skaner niskiej klasy Canon Lide20;
- Skaner wysokiej klasy Plustek PL3000 ADF.

Za pomocą tych skanerów pozyskano obrazy cyfrowe opisane w następujący sposób:

- Literą a) oznaczona obrazy pozyskane przy pomocy skanera Canon Lide20
- Literą b) obrazy uzyskane za pomocą skanera Plustek PL3000ADF.

Rysunek 2 przedstawia obrazy pozyskane przy pomocy wyżej wymienionych skanerów.



Rys.2. Obrazy wykorzystane w eksperymencie.

Otrzymane obrazy poddano następującym ocenom:

1. Subiektywnej wykonanej przez grupę 30 studentów mający w skali od 1 do 10 (gdzie 10 oznacza identyczność obrazów) podobieństwo obrazów. Wyniki liczone według wzoru:

$$S = \frac{s1 + s2 + \dots + s30}{30} \quad (1)$$

gdzie: s1,s2,...s30 – oceny cząstkowe;

2. Obiektywnej, w której wykorzystano dwie miary jakości Mean Square Error (MSE):

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f_{in}(x, y) - f_{out}(x, y)]^2 \quad (2)$$

i Universal Image Quality Index (Q) [4]:

$$Q = \frac{4 \cdot \mu_{f_{in}, f_{out}} \cdot \bar{f}_{in} \cdot \bar{f}_{out}}{(\mu_{f_{in}}^2 + \mu_{f_{ou}}^2) \cdot [(\bar{f}_{in})^2 + (\bar{f}_{out})^2]} \quad (3)$$

Gdzie:  $f_{in}$  - obraz uzyskany ze skanera wysokiej klasy;  
 $f_{out}$  - obraz uzyskany skanerem niskiej klasy.

W tabeli 1 przedstawiono wyniki porównań obrazów wykonanych. Analizując wyniki przedstawione w tabeli 1, można stwierdzić, że między obrazami występują pewne niewielkie różnice. Spowodowane jest to błędami opisanymi w punkcie 1 artykułu. Oznacza to, że pozyskano dwa różne obrazy cyfrowe, odbiegające od siebie jakością. Obrazy otrzymane ze skanera niskiej klasy można uzdatnić do jakości obrazów otrzymanych skanerem wysokiej klasy stosując operacje CPO.

Tab. 1. Wyniki wskazań kryteriów

<i>Pary obrazów</i>	<i>MSE</i>	<i>Q</i>	<i>S</i>
Obrazy 1a i 1b	52.381	0.871	9.721
Obrazy 2a i 2b	57.293	0.865	9.843
Obrazy 3a i 3b	57.511	0.891	9.684
Obrazy 4a i 4b	50.022	0.912	9.748
Obrazy 5a i 5b	54.135	0.883	9.698

Do najczęściej używanych metod poprawy jakości obrazów cyfrowych zalicza cyfrową filtrację obrazu. Operacja ta pozwala pozbyć się z obrazu pewnych niepożądanych obiektów takich jak zakłócenia lub szumy. Jednak aby operacja ta była skuteczna konieczne jest posiadanie wiedzy na temat występujących w obrazie zakłóceń. Autorzy wykorzystali sieć neuronową do generowania odpowiedzi impulsowej w postaci filtru FIR spełniającego następujące założenia:

- Filtr będzie miał postać maski o rozmiarach 5x5

$$\begin{bmatrix} w_1 & w_2 & \cdots & w_5 \\ w_6 & w_7 & \cdots & w_{10} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{25} \end{bmatrix} \quad (4)$$

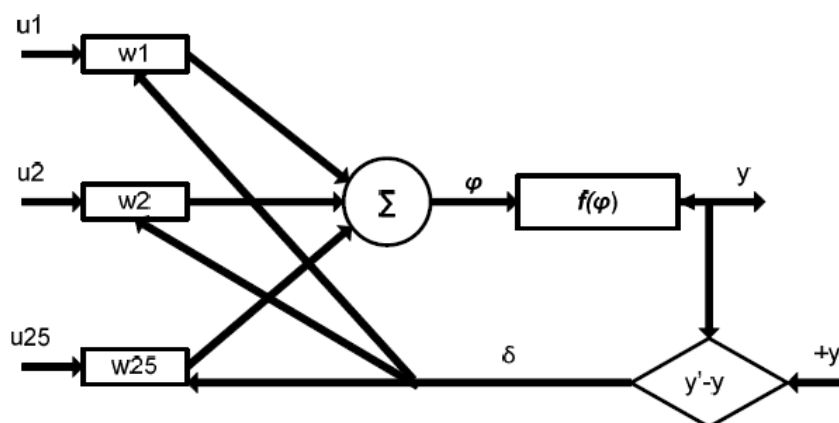
- Filtr będzie realizował operację splotu dyskretnego opisanego zależnością:

$$f'_{out}(x, y) = \sum_{i \in k} \sum_{j \in k} f_{out}(x-i, y-j) \cdot w(i, j) \quad (5)$$

Gdzie:  $f_{out}$  - obraz niskiej klasy przed filtracją;

$f'_{out}$  - obraz po filtracji;  $w(i,j)$  – współczynniki maski filtru.

Dzięki tym założeniom filtr taki będzie można z powodzeniem stosować do poprawy obrazów wykorzystując do tego popularne programy graficzne takie jak np.: PhotoShop lub Paint Shop Pro. Sieć neuronowa wybrana od generowania filtru FIR zastosowana przez autorów jest siecią jednokierunkową pracującą w trybie uczenia nadzorowanego. Wybór tej konfiguracji związany jest z tym, że w sieciach tego typu obrazy wejściowe przesyłane są od warstwy wejściowej do wyjścia. Oznacza to, że wyjścia sieci w danej chwili  $t$  zależne są od wejść tylko w tej samej chwili. Wagi połączeń pełnią zatem rolę parametrów. Schemat sieci zastosowanej w eksperymencie pokazano na rys. 3.

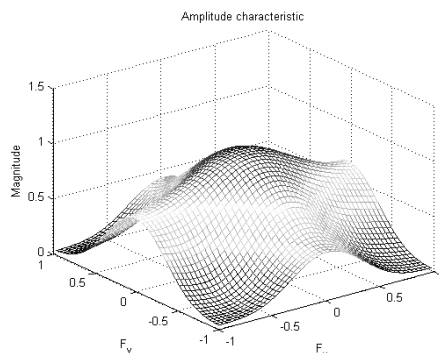


Rys.3. Schemat sieci neuronowej.

W procesie uczenia sieci, dla 5 par obrazów otrzymano dziesięć masek filtrów z których po uśrednieniu otrzymano filtr o masce:

$$W = \begin{bmatrix} -0.0054 & -0.0083 & 0.0183 & -0.0062 & -0.0025 \\ -0.0104 & 0.0050 & 0.1574 & -0.0108 & 0.0016 \\ 0.0217 & 0.1072 & 0.4739 & 0.1079 & 0.0214 \\ 0.0018 & -0.0109 & 0.1579 & 0.0046 & -0.0100 \\ -0.0025 & -0.0060 & 0.0189 & -0.0081 & -0.0059 \end{bmatrix} \quad (6)$$

i charakterystyce amplitudowej pokazanej na rysunku 4.



Rys.4. Charakterystyka amplitudowa filtru W (6).

Obrazy otrzymane skanerem niskiej klasy poddano filtracji filtrem W i porównano je przy pomocy miar jakości z obrazami wzorcowymi. Wyniki pomiarów umieszczono w tabeli 2.

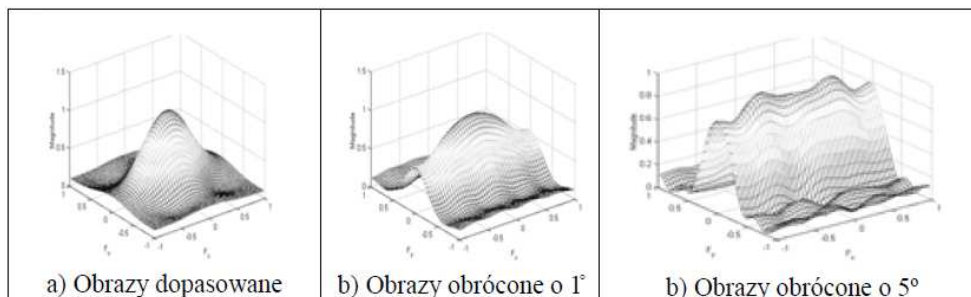
Tab. 1. Wskazania kryteriów dla obrazów po filtracji filtrem W (6)

	MSE przed filtracją	MSE po filtracji	Q przed filtracją	Q po filtracji	S przed filtracją	S po filtracji
Obraz 1a	52.381	29.051	0.871	0.887	9.721	9.629
Obraz 2a	57.293	31.907	0.865	0.864	9.843	9.776
Obraz 3a	57.511	31.871	0.891	0.917	9.684	9.729
Obraz 4a	50.022	26.475	0.912	0.921	9.748	9.709
Obraz 5a	54.135	28.192	0.883	0.889	9.698	9.774

Wyniki z tabeli 2 jednoznacznie świadczą o tym, że filtr FIR poprawia jakość obrazów cyfrowych pozyskanych skanerem niskiej klasy. Jednak poprawa ta była by nie możliwa gdyby dane wejściowe nie był odpowiedni dopasowane.

### 3. DOPASOWANIE DANYCH WEJŚCIOWYCH

O tym że dopasowanie danych wejściowych w procesie uczenia sieci neuronowej ma istotny wpływ na wynik końcowy pokazuje rysunek 5, na którym pokazano charakterystyki amplitudowe filtrów FIR powstałych w wyniku złego dopasowania danych wejściowych.



Rys.5. Charakterystyki amplitudowe.

Jak widać na rysunku 5, niedopasowanie ma istotny wpływ na kształt charakterystyki otrzymanego filtru. Gdy sieć neuronowa próbuje skorygować to przesunięcie. Konieczne jest zatem doprowadzenie do takiego przekształcenia obrazów aby wyeliminować wpływ obrót między nimi. Jeżeli znamy kąt oraz oś obrotu między obrazami wystarczy dokonać odpowiedniego przekształcenia geometrycznego opisanego wzorem 7 (obrot obrazu względem środka układu współrzędnych) lub wzorem 8 (obrot względem dowolnego punktu A,B) [3].

$$\begin{aligned}x_n &= x_1 \cdot \cos(\alpha) - y_1 \cdot \sin(\alpha) \\y_n &= x_1 \cdot \sin(\alpha) + y_1 \cdot \cos(\alpha)\end{aligned}\quad (7)$$

$$\begin{aligned}x_n &= A + (x_1 - A) \cdot \cos(\alpha) - (y_1 - B) \cdot \sin(\alpha) \\y_n &= B + (x_1 - A) \cdot \sin(\alpha) + (y_1 - B) \cdot \cos(\alpha)\end{aligned}\quad (8)$$

Jeżeli nie znamy ani osi obrotu ani kąta konieczne jest wyznaczenie tych wartości. Autor artykułu przedstawia metodę pozwalającą określić oś i kąt obrotu między obrazami opartą na badaniu współczynnika korelacji opisanego wzorem:

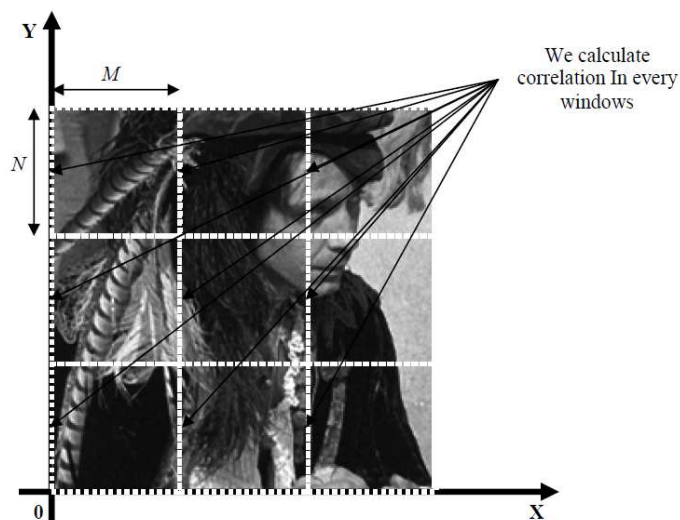
$$r = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [(f_{in}(x, y) - \bar{f}_{in}) \cdot (f_{out}(x, y) - \bar{f}_{out})]}{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f_{in}(x, y) - \bar{f}_{in})^2 \cdot \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f_{out}(x, y) - \bar{f}_{out})^2}}\quad (9)$$

gdzie:  $\bar{f}_{in}$ ,  $\bar{f}_{out}$  - wartości średnie

Działanie algorytmu znajdowania osi i kąta obrotu między obrazami cyfrowymi przebiega w dwóch krokach:

- Krok 1. Polega na znalezieniu osi obrotu między obrazami;
- Krok 2. Polega na znalezieniu kąta obrotu między obrazami.

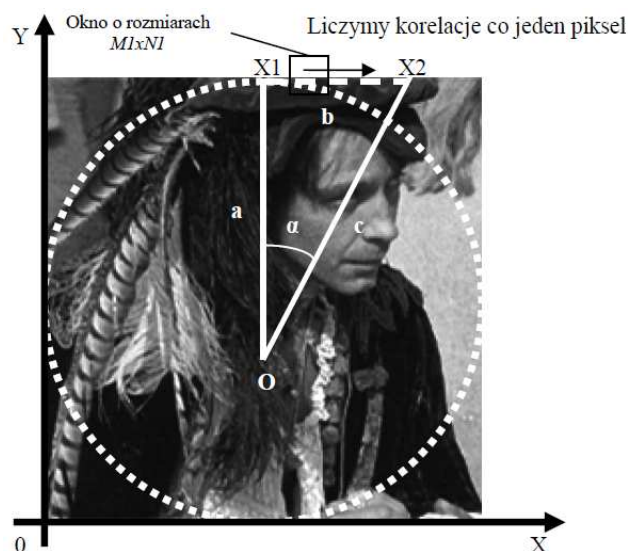
W celu znalezienia osi obrotu dzielimy obrazy (oryginał i obrócony) na szereg okien o rozmiarach  $M \times N$  ( $M$  – szerokość,  $N$  – wysokość) pikseli, tak jak jest to pokazane na rysunku 6.



Rys.6. Znajdywanie osi obrotu między obrazami.

W każdym tak zdefiniowanym oknie liczymy wartość korelacji między obrazami zgodnie ze wzorem (9). W oknie w którym wartość współczynnika korelacji osiągnie maksimum znajduje się szukana oś obrotu między obrazami. Po znalezieniu osi obrotu przechodzimy do kroku drugiego jakim jest znalezienie kąta obrotu między obrazami. W tym celu bierzemy najdalszą krawędź obrazu oddaloną od osi obrotu (O). Otrzymujemy w ten sposób odcinek (a) którego długość określa punkt (O) oraz punkt startowy (X1). Rozpoczynając w punkcie (X1) przesuwamy okno o rozmiarach  $M \times N$  co jeden piksel równoległe wzdłuż osi X. W każdym położeniu okna liczymy wartość współczynnika korelacji między obrazami. Tam gdzie wartość osiągnie maksimum otrzymujemy drugi punkt (X2). Punkty X1 i X2 określają nam długość odcinka (b). Natomiast punkty (O) oraz (X2) wyznaczają długość odcinka (c). Otrzymujemy trójkąt prostokątny, w którym odcinki (a) i (b) są przyprostokątnymi a odcinek (c) jest przeciwprostokątną. Proces wyznaczania trójkąta prostokątnego przedstawiony jest na rysunku 7.





Rys.7. Znajdywanie kąta obrotu między obrazami.

Mając już wyznaczony trójkąt prostokątny, wyznaczamy kąt obrotu ( $\alpha$ ) między obrazami, korzystając z zależności trygonometrycznej opisanej wzorem:

$$\alpha = \operatorname{tg}\left(\frac{b}{a}\right) \quad (10)$$

Tab. 3. Wyniki badań dla obrazów o rozmiarze 600x600 i rozdzielczości 300 dpi

	Oś obrotu zadana		Oś obrotu znaleziona		Kąt obrotu zadany	Kąt obrotu znaleziony
	X	Y	X	Y		
Rozmiar obrazu 600x600 (rozdzielczość 300dpi)	150	150	151	149	1°	1°
	150	150	151	149	2°	2°
	150	150	151	149	3°	3°
	100	100	97	101	1°	1°
	100	100	97	101	2°	2°
	100	100	97	101	3°	3°
	200	150	202	152	1°	1°
	200	150	202	152	2°	2°
	200	150	202	152	3°	3°

W celu potwierdzenia skuteczności działania metody wyznaczania osi i kąta obrotu między obrazami autor wykonał szereg doświadczeń. Wyniki przedstawiono w tabeli 3.

Analizując wyniki umieszczone w tabeli 3, widać skuteczność działania algorytmu zaproponowanego przez autora artykułu.

#### 4. WNIOSKI

Zastosowanie algorytmu w procesie przygotowania danych wejściowych w procesach uczenia sieci neuronowej pozwoli uniknąć bardzo wielu błędów, wynikających z niedokładnego dopasowania. Dzięki temu generowany przez sieć neuronową filtr FIR będzie czystą odpowiedzią impulsową urządzenia i nie będzie obciążony błędem wynikającym z braku synchronizacji.

Oczywiście algorytm ten może być też stosowany w innych zagadnieniach dotyczących cyfrowego przetwarzania obrazu.

#### 5. BIBLIOGRAFIA

- [1] W.K. Pratt „*Digital Image Processing*”, PIKS Inside, Willey, 2001.
- [2] By Alan C. Bovik “*Handbook of Image and Video Processing, Second Edition*”, Department Of Electrical And Computer Engineering, The University Of Texas AT Austin, TEXAS, Elsevier Academic Press 2005 Elsevier Inc.
- [3] Gupta, P.K.; Kanhirodan, R. “*Design of a FIR Filter for Image Restoration using Principal Component Neural Networks*”, Industrial Technology, 2006. ICIT 2006. IEEE International Conference on Volume , Issue , 15-17 Dec. 2006 pp:1177 – 1182.
- [4] Z. Wang, Alan C. Bovik “*Mean Squared Error: Love it or Leave it?*”, IEEE Signal Processing Magazine, 2009.