

Adam Sędziwy\*

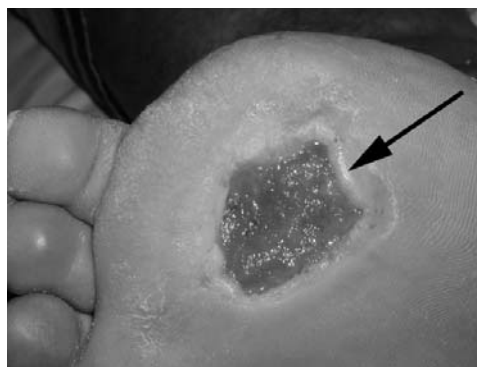
## **Komputerowe wspomaganie diagnostyki w leczeniu powikłań stopy cukrzycowej**

### **1. Wprowadzenie**

Cukrzyca jest chorobą cywilizacyjną, dosięgającą coraz większej populacji, szczególnie w krajach wysoko rozwiniętych. Wraz ze wzrostem liczby zachorowań notuje się zwiększoną liczbę tzw. późnych powikłań cukrzycy, jak retinopatia, nefropatia czy stopa cukrzycowa [1, 2], będących rezultatem złego wyrównania poziomu cukru we krwi na przestrzeni dłuższego okresu.

Lekarze zajmujący się leczeniem powikłań stopy cukrzycowej zmuszeni są do ręcznego pomiaru wielkości owrzodzeń na zdjęciach wykonanych pacjentom (rys. 1). Niniejsza praca stanowi próbę opracowania narzędzia wspomagającego ten obszar diagnostyki.

Celem prezentowanej procedury jest określenie, wyrażonego w pikselach, rozmiaru owrzodzenia widocznego na zdjęciu stopy. Jest on istotnym parametrem pozwalającym na ocenę skuteczności i przebiegu leczenia w zespole stopy cukrzycowej.



**Rys. 1.** Zdjęcie stopy cukrzycowej poddawane analizie. Strzałką wskazano owrzodzenie

---

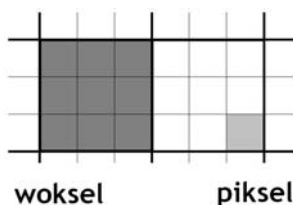
\* Akademia Górniczo-Hutnicza, Kraków; sedziwy@agh.edu.pl

## 2. Algorytm

Obrazy poddawane obróbce są 24-bitowymi zdjęciami cyfrowymi wykonywanymi przez lekarza (rys. 1). Ich przetwarzanie odbywa się w trójwymiarowej przestrzeni RGB, przy czym:  $0 \leq R, G, B \leq 255$ .

Zdjęcie dzielone jest logicznie na kwadraty o długości boku  $2n+1$  pikseli ( $n > 0$  jest parametrem modelu), dalej zwane woksela. Jeden woksel zawiera zatem  $(2n+1)^2$  pikseli (rys. 2). We współrzędnych obrazu położenie woksela (a dokładnie, jego centralnego piksela) dane jest przez parę  $(p, q)$ , gdzie  $p = (2n+1)i + n$ ,  $q = (2n+1)j + n$ , przy czym  $i, j = 0, 1, 2, \dots$ , oraz  $p < M-n$ ,  $q < N-n$ .  $M$  i  $N$  oznaczają odpowiednio szerokość i wysokość analizowanego zdjęcia.

Woksel  $(p, q)$  można więc zdefiniować jako zbiór pikseli  $V(p, q) = \{(i, j): |p-i| \leq n, |q-j| \leq n\}$ .



Rys. 2. Podział obrazu wejściowego na woksela, złożone z  $(2n+1)^2$  pikseli.  
Na rysunku  $n = 1$

Wydzielanie z obrazu obszaru owrzodzenia (ozn. D) następuje w oparciu o analizę tekstury. Miejsce dotknięte zmianami chorobowymi cechuje się w miarę jednolitą teksturą. Im ta jednorodność jest większa, tym wyodrębnienie staje się prostsze.

Prezentowany algorytm wyodrębniania zmian skórnych składa się z następujących podprocedur.

1. Wyznaczenie histogramów dla kanałów RGB dla wybranego „obszaru referencyjnego” oraz ich wartości średnich  $R_m, G_m, B_m$ . „Obszarem referencyjnym” jest zbiór pikseli (np. prostokąt), o którym *a priori* wiemy, że należy do owrzodzenia.
2. Poszukiwanie wszystkich wokseli  $(i, j)$  o teksturze zbliżonej do tekstury „obszaru referencyjnego” i oznaczenie ich atrybutem Q.
3. Wyznaczenie obszaru spójnego S, złożonego z wokseli o atrybucie Q. Dwa woksela stykające się jedynie wierzchołkiem nie wchodzi do jednego obszaru spójnego.
4. Wyznaczenie wypukłej otoczki zbioru S (ozn.  $S_{conv}$ ) i jej rozmiaru w pikselach.

W dalszej części zostaną one omówione szczegółowo.

### 2.1. Wyznaczanie histogramów i średnich

Dla każdego woksela analizowanego zdjęcia zostają wyznaczone histogramy dla kanałów R, G, B.  $H_R^{(i,j)}(x)$  jest liczbą pikseli wchodzących do woksela  $(i, j)$ , których wartość w kanale R wynosi  $x$ . Analogicznie definiuje się  $H_G^{(i,j)}(x)$  oraz  $H_B^{(i,j)}(x)$ .

Wartości średnie histogramów dla woksela  $(i, j)$  definiuje się jako średnią ważoną:

$$R_m(i, j) = c \sum_{x=0}^{255} x H_R^{(i, j)}(x),$$

$$G_m(i, j) = c \sum_{x=0}^{255} x H_G^{(i, j)}(x),$$

$$B_m(i, j) = c \sum_{x=0}^{255} x H_B^{(i, j)}(x),$$

$$c = \frac{1}{|V(i, j)|}.$$

Współczynnik normalizacyjny  $c$  jest odwrotnością liczby pikseli w wokselu  $V(i, j)$ .

## 2.2. Wyznaczanie wokseli o podobnej teksturze

W tym kroku algorytmu przechodzimy po wszystkich woksela  $V(i, j)$  obrazu i badamy wartości średnich  $R_m(i, j)$ ,  $G_m(i, j)$ ,  $B_m(i, j)$  dla każdego z nich. Mając wartości  $R_m$ ,  $G_m$ ,  $B_m$  dla obszaru „referencyjnego” sprawdzamy, czy zachodzą jednocześnie poniższe trzy warunki

$$|R_m - R_m(i, j)| < \varepsilon, \quad |G_m - G_m(i, j)| < \varepsilon, \quad |B_m - B_m(i, j)| < \varepsilon,$$

gdzie  $\varepsilon$  jest pewnym ustalonym z góry progiem tolerancji. Jeśli dla woksela  $V(i, j)$  spełnione są jednocześnie powyższe nierówności, wówczas, nadajemy mu atrybut  $Q$ .

Nierówności te należy interpretować następująco. Jeśli średnie wartości kanałów RGB dla woksela  $V(i, j)$  **nie odbiegają znacząco** od wartości referencyjnych  $R_m$ ,  $G_m$ ,  $B_m$  (co w praktyce odpowiada teksturze zbliżonej do tekstury obszaru referencyjnego), wówczas fakt ten zapamiętujemy, oznaczając badany woxsel atrybutem  $Q$ .

## 2.3. Wyznaczenie obszaru spójnego S

Zbiór wokseli o atrybucie  $Q$  wyznaczony w poprzednim kroku nie musi by zbiorem spójnym. Efekt ten może mieć różne przyczyny, z których najważniejszymi są trzy, wymienione poniżej.

- 1) Pojawianie się na zdjęciu miejsc o podobnej teksturze, nie będących jednak szukanymi zmianami chorobowymi.
- 2) Efekt „szumów” polegający na występowaniu pojedynczych, izolowanych wokseli o tych samych wartościach średnich  $R_m$ ,  $G_m$ ,  $B_m$ .
- 3) Wybór rozmiaru woksela  $(2n+1)$ .

W naszej analizie zakładamy, że obszar referencyjny leży w zbiorze  $D$  (miejsca stopy dotknięte zmianami chorobowymi), którego rozmiar chcemy zmierzyć. Aby otrzymać zbiór wokseli, najlepiej aproksymujący  $D$ , stosujemy, po pierwsze, procedurę *FloodFill* (z uwagi na rozmiar problemu, należy przyjąć implementację z użyciem kolejki, zamiast wywołań rekurencyjnych), która generuje zbiór spójny  $S$ .  $S$  zawiera obszar referencyjny i jest złożony z wokseli o atrybucie  $Q$ .

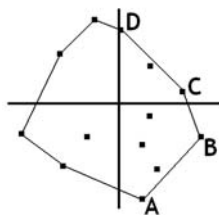
Wymieniona procedura *FloodFill* została użyta w wariancie czterokierunkowym, czyli w przypadku woksela (bądź piksela)  $(i, j)$  bada się jedynie woksela (piksele) sąsiednie  $(i+1, j)$ ,  $(i-1, j)$ ,  $(i, j-1)$ ,  $(i, j+1)$ , bez uwzględnienia sąsiadów stykających się z  $(i, j)$  wierzchołkami.

Zbiór  $S$  charakteryzować się może stosunkowo złożoną topologią, w szczególności może zawierać dziury i wklęsłości. Te dwa efekty, które odpowiadają różnicowaniu faktury chorej tkanki lub występowaniu np. refleksów odbitego światła (np. lampy błyskowej aparatu) w obrębie owrzodzenia, wpływają na późniejsze pomniejszenie wyznaczanych rozmiarów  $D$ .

## 2.4. Wyznaczenie otoczki wypukłej $S$

Aby skompensować wyżej opisany efekt dziur i wklęsłości, a tym samym poprawić aproksymację wielkości zbioru  $D$ , musimy znaleźć wypukłą otoczkę  $S$ , którą oznaczamy jako  $S_{conv}$ . Pole powierzchni zawartej wewnątrz  $S_{conv}$  będzie finalnym przybliżeniem rozmiaru  $D$ .

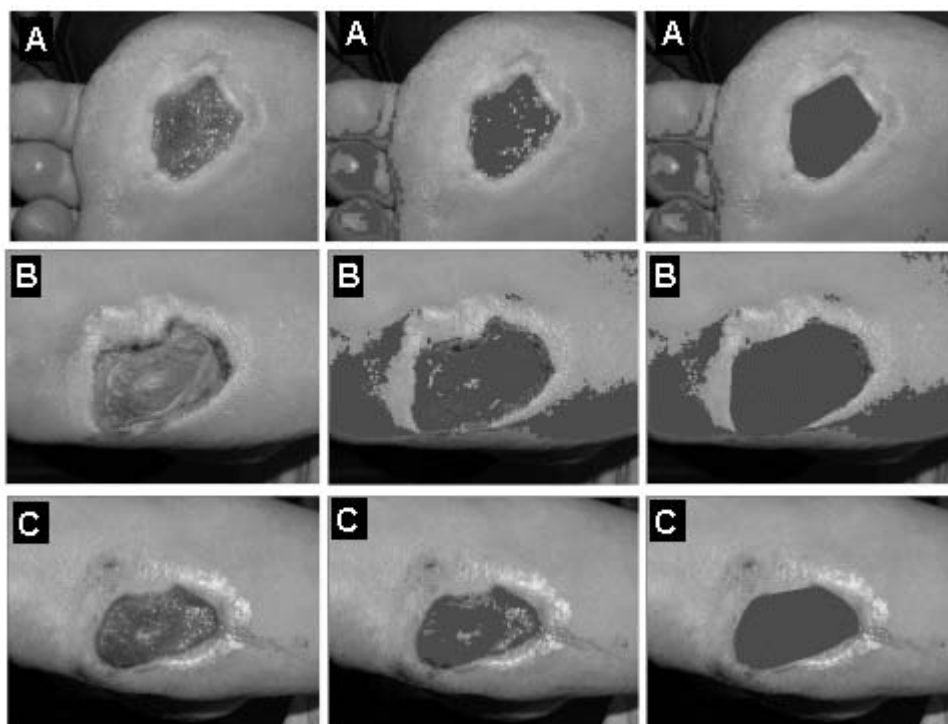
Algorytmem znajdowania otoczki wypukłej, który zastosowano w niniejszej pracy, jest algorytm zawijania, *gift wrapping* ([3]): ze zbioru punktów wybieramy punkt początkowy  $A$ , o najmniejszej spośród wszystkich wartości współrzędnej  $y$  (rys. 3). Jako kolejny punkt otoczki, wybieramy taki punkt  $B$ , że cały zbiór (oczywiście oprócz  $A$  i  $B$ ) leży „na lewo” od wektora  $AB$ . W analogiczny sposób znajduje się punkt  $C$  (w oparciu o wektor  $BC$ ) itd. Procedura kończy się w chwili dojścia do  $A$ .



Rys. 3. Otoczka wypukła zbioru punktów w umownym układzie współrzędnych

## 3. Wynik działania algorytmu

Przedstawiony algorytm został zaimplementowany w języku C++ i był testowany na 24-bitowych zdjęciach o rozdzielczości  $2048 \times 1536$  pikseli. Parametry tolerancji ( $\epsilon$ ) oraz rozmiaru woksela ( $n$ ) mogły zmieniać się w przedziałach odpowiednio  $[1, 32]$  oraz  $[1, 20]$  co w przypadku parametru  $n$  oznacza rozmiar woksela między  $3 \times 3$  a  $41 \times 41$ .



**Rys. 4.** Kolejne fazy działania algorytmu. Od lewej: obraz wejściowy, zbiór wokseli (pikseli) o atrybucie Q; otoczka wypukła  $S_{conv}$  wraz z wypełnieniem. (A)  $\varepsilon = 32$ ,  $n = 12$  (woksel  $25 \times 25$ ); (B)  $\varepsilon = 32$ ,  $n = 6$  (woksel  $13 \times 13$ ); (C)  $\varepsilon = 32$ ,  $n = 10$  (woksel  $21 \times 21$ )

Na rysunkach 4A–C przedstawiono kolejne fazy działania algorytmu dla trzech różnych przypadków. Na pierwszym zdjęciu widoczny jest analizowany obraz, na drugim zaznaczono wszystkie woksele opatrzone atrybutem Q, natomiast na trzecim wypełniony obszar otoczki wypukłej  $S_{conv}$ .

#### 4. Dyskusja. Perspektywa dalszych badań

Elementem istotnym dla powodzenia algorytmu jest właściwy dobór „obszaru referencyjnego”. „Obszar referencyjny” jest fragmentem obrazu leżącym wewnątrz owrzodzenia. Właściwy dobór oznacza ustalenie zakresu wokseli dającego średnie  $R_m$ ,  $G_m$ ,  $B_m$  reprezentatywnych dla chorej tkanki. Automatyczny wybór „obszaru referencyjnego” będzie przedmiotem dalszych badań.

Problemem związanym z nadawaniem wokselom atrybutu Q jest możliwość otrzymania obszaru odbiegającego od faktycznego zasięgu owrzodzenia. Niewłaściwy wybór parametrów algorytmu może, w pewnych sytuacjach, wpłynąć na „rozlanie się” zbioru S poza region owrzodzenia. Innym czynnikiem mogącym mieć wpływ na wynik algorytmu jest

jakość zdjęcia. Artefakty powstałe na etapie akwizycji obrazu, takie jak odbicia światła dające bardzo jasne skupiska pikseli, wnoszą do niego przekłamanie (zmiana faktury).

Z przeprowadzonych eksperymentów wynika, że trafnym wyborem wartości parametru  $\varepsilon$  jest 32. Zbytne zmniejszenie  $\varepsilon$  powoduje wykluczenie ze zbioru  $S$  wokseli istotnych. Z kolei nadmierne powiększanie  $\varepsilon$  sprawia, iż atrybutowane są woksele znacznie odbiegające fakturą od tych, należących do obszaru owrzodzenia.

W przypadku parametru  $n$ , testowano różne jego wartości. Mniejsze  $n$  daje potencjalnie dokładniejsze dopasowanie  $S$  do owrzodzenia. Natomiast większa powierzchnia woksele umożliwia pokrycie nawet tych fragmentów obrazu, które zawierają niewielkie artefakty (większe uśrednienie).

Oprócz wspomnianego wcześniej automatycznego wyboru „obszaru referencyjnego”, dalsze badania będą rozwijały się w kierunku optymalnego wyboru parametrów  $\varepsilon$  oraz  $n$  tak, aby zminimalizować interakcję algorytmu (programu) z użytkownikiem, a docelowo w pełni zautomatyzować procedurę wyznaczania powierzchni chorej tkanki.

## 5. Podsumowanie

W niniejszej pracy przedstawiono algorytm pozwalający na wyznaczanie wielkości owrzodzeń będących objawami powikłań stopy cukrzycowej. Obróbce poddawane są klasyczne 24-bitowe zdjęcia uzyskane za pomocą fotografii cyfrowej.

Podstawą klasyfikacji badanego obszaru stopy jako tkanki chorej (owrzodzenia) są wartości średnie histogramów w kanałach RGB, wyznaczonych dla segmentów tego obszaru określonych jako woksele. Dla obszaru zidentyfikowanego jako owrzodzenie stosowany jest algorytm znajdowania otoczki wypukłej, której wielkość powierzchni stanowi aproksymację szukanego rozmiaru owrzodzenia.

Wyniki pracy stanowią punkt wyjścia do dalszych badań mających na celu maksymalną automatyzację obróbki zdjęć i obliczenia wielkości owrzodzenia.

## Literatura

- [1] Koblik T.: *Stopa cukrzycowa*. W: *Przewlekłe powikłania cukrzycy*. Red. J. Sieradzki. Kraków, Wyd. Fund. Diagn. Labor. 1998, s. 211
- [2] Tatoń J., Czech A. (red.): *Diabetologia*. Warszawa, Wyd. Lek. PZWL 2004, t. 2 cz. VIII, rozdz. 39
- [3] Cormen T.H., Leiserson C.E., Rivest R.L., Stein C.: *Wprowadzenie do algorytmów*. Warszawa, WNT 2004, s. 977