

# Mikroaneurizma-detektálás összetett rendszerrel\*

Antal Bálint, Lázár István, Hajdu András

Debreceni Egyetem, Informatika Kar  
4010, Pf. 12, Debrecen

{antal.balint, lazar.istvan, hajdu.andras}@inf.unideb.hu

**Absztrakt.** Az orvosi képfeldolgozás megoldatlan problémái közé tartozik a mikroaneurizmák hatékony detektálása. Ebben a cikkben egy olyan rendszert mutatunk be, amely több előfeldolgozó és mikroaneurizma-kereső algoritmus kombinációja segítségével növeli az egyedi algoritmusok hatékonyságát. A megfelelő kombináció kiválasztása egy szimulált hűtés alapú keresőalgoritmus segítségével történik. A bemutatott detektor egy nemzetközi, a mikroaneurizma-detektorok objektív összehasonlítását célzó versenyen bizonyította, hogy hatékonyabb a jelenlegi egyedi algoritmusoknál.

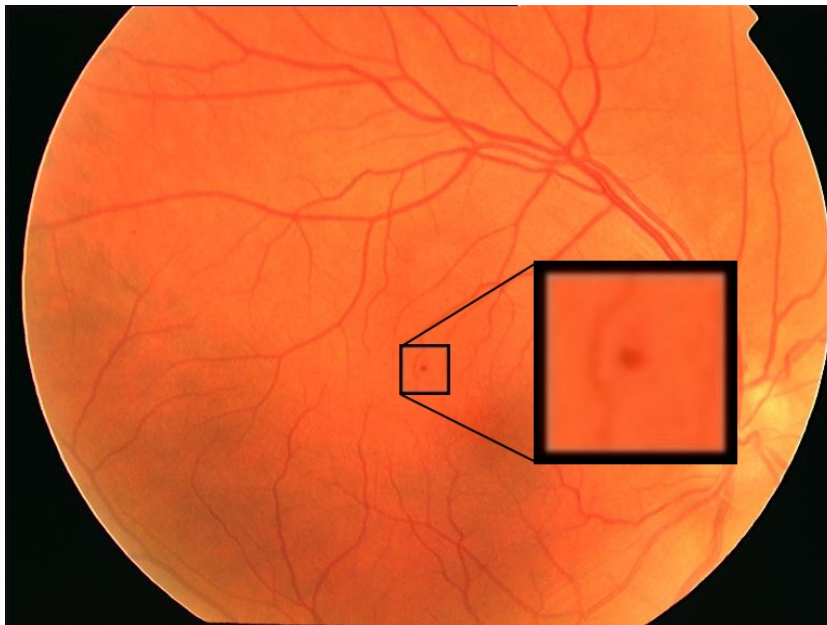
## 1. Bevezetés

A diabéteszes retinopátia (DR) egy, a cukorbetegség szövődményeként megjelenő súlyos szembetegség, amely a vakság egyik leggyakoribb oka a fejlett országokban. A betegség korai kezelése megakadályozhatja a szövődmények kialakulását, illetve lelassíthatja a folyamatot. Ezen oknál fogva a betegség tömeges szűrése rendkívül fontos lenne, azonban manuálisan végezve lassú és költséges. A manuális folyamat számítógépes kiváltására több kísérlet is született, azonban a klinikai alkalmazhatóság szintjét egyik se érte el.

A DR korai detektálásának legfontosabb lépése a mikroaneurizmák (MA) megtalálása. Egy számítógépes diabéteszes retinopátia szűrőrendszer alapjául a szemfenékképek feldolgozása szolgál. A MA-k apró, kör alakú, sötét foltokként jelennek meg a szemfenékképeken, amint az az 1. ábrán is látszódik. Ezek a jellemzők nagy nehézséget jelentenek a MA-k detektálásában, hiszen az érhálózat bizonyos részei is hasonlóak. A detektorok hatékonysága ezzel jelentősen romlik, mivel a hamis detektálások száma nagy lesz. A probléma megoldására egy összetett rendszert alkottunk meg, amely az irodalmi detektorok két jellemző komponensét, az előfeldolgozó és a MA-jelöltállító modulok kombinációjából tevődik össze. A rendszer nagy számú kombinációt is képes kezelni, amiből egy szimulált hűtés alapú keresőalgoritmus választja ki az optimális kombinációt.

---

\* A cikk a következő publikáció bővített és aktualizált változata: B. Antal, A. Hajdu: *Improving microaneurysm detection in color fundus images by using an optimal combination of preprocessing methods and candidate extractors*, 18th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2010), Aalborg, Denmark, 2010, 1224-1228.



1. ábra: Egy szemfenékkép, rajta egy mikroaneurizmával.

A cikk további része a következőképpen épül fel: az 2. és a 3. fejezet egy rövid áttekintést nyújt a felhasznált előfeldolgozó és jelöltállító algoritmusokról. Az összetett rendszer kialakításáról a 4. részben lesz szó. A rendszer Retinopathy Online Challenge-re [1] vonatkozó eredményeit a 5. fejezetben ismertetjük, míg a tanulságokat a 6. részben vonjuk le.

## 2. Előfeldolgozó módszerek

Ebben a fejezetben ismertetjük a rendszerben felhasznált előfeldolgozó algoritmusokat, melyeket a MA-jelöltállítás előtt hajtunk végre. Az itt szereplő algoritmusokat az orvosi képfeldolgozás irodalmi ajánlásainak megfelelően válogattuk össze.

### 2.1. Walter-Klein-féle kontrasztjavító eljárás [2]

Walter és Klein algoritmus a szemfenékképek kontrasztját javítja a következő szürkiskálás transzformáció segítségével:

$$u = \begin{cases} \frac{\frac{1}{2}(u_{max}-u_{min})}{(\mu_f-t_{min})^r} \cdot (t-t_{min})^r + u_{min}, & t \leq \mu_f, \\ -\frac{\frac{1}{2}(u_{max}-u_{min})}{(\mu_f-t_{max})^r} \cdot (t-t_{max})^r + u_{max}, & t \geq \mu_f, \end{cases}$$

ahol

$$\{t_{min}, \dots, t_{max}\}, \{u_{min}, \dots, u_{max}\}$$

a szűrkeskálás és a javított kép intenzitásértékei,  $\mu_f$  a szűrkeskálás kép átlag-intenzitása és  $r \in \mathbb{R}$ .

## 2.2. Kontraszt-korlátolt adaptív hisztogramkiegyenlítés [3]

A Kontraszt-korlátolt adaptív hisztogramkiegyenlítés (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE) az egyik legelterjedtebb előfeldozó technika az orvosi képfeldolgozásban, mivel rendkívül hatékony az orvosilag érdekes területek kiemelésében. A képet diszjunkt régiókra bontjuk, melyeken lokális hisztogramkiegyenlítést végzünk. A régiók közötti határokat egy bilineáris interpolációval tüntetjük el.

## 2.3. Érhálózateltávolítás és extrapoláció [4]

A rendszer kialakítása során megvizsgáltuk annak a lehetőségét, hogy olyan képeken végezzük el a MA-detektálást, melyekről az érhálózatot eltávolítottuk. A hiányzó területeket egy kitöltő algoritmus [5] segítségével extrapoláltuk.

## 2.4. Megvilágításkiegyenlítés [6]

Ezen eljárás a képkalkotás hibájából kialakuló vignettálást csökkenti, mivel a retinaképek megvilágítása általában nem egyenletes. A kép minden pixelét az alábbi képletnek megfelelően módosítjuk:

$$u_{eq} = u + m - A_{kl},$$

ahol  $u_{eq}$ ,  $u$  az új és az eredeti pixelintenzitás-értékeket jelöli,  $m$  az elvárt átlagos intenzitásérték és  $A_{kl}$  a lokális átlagintenzitás  $u$   $k \times l$ -es környezetében.

## 2.5. Előfeldozás nélkül

A rendszerben felhasználtuk továbbá az eredeti, előfeldolgozatlan képeken kapott eredményeket is.

## 3. Jelöltállító algoritmusok

A jelöltállítás során a képen olyan objektumokat keresünk, melyek a MA-khoz hasonló tulajdonságokat mutatnak. Az egyedi jelöltállító algoritmusok különböző módszereket választanak ehhez. Ebben a fejezetben bemutatjuk a rendszerben felhasznált algoritmusokat.

**3.1. Walter et al. [7]**

Az algoritmus egy árnyalatkorrekciós lépést hajt végre először a képen: a kép zöld csatornáján ( $i_{green}$ ) mediánszűrést hajt végre, ezáltal egy  $i_{bg}$  háttérképet hoz létre. Az árnyalatkorrekciós kép  $i_{sc}$  ezután  $i_{green}$  és  $i_{bg}$  különbségeként áll elő. Ezután a jelölteket egy szűrkeskálás átmérőzárással keressük meg.

**3.2. Spencer-Frame [8] [9]**

Ezen algoritmus is árnyalatkiegyenlítést hajt végre a képen. Ezután tizenkét darab,  $15^\circ$  fokként elforgatott strukturálóelemekkel elvégzett top-hat transzformációk maximumát veszi, majd ezt kivonja a képből. Ezután egy küszöbölés és régiónövelés segítségével előállnak a jelöltek.

**3.3. Cirkuláris Hough-transzformáció [10]**

A jelöltállítás ebben az esetben körök detektálásával történik, ehhez cirkuláris Hough-transzformációt [10] használunk. A detektálandó körök sugara egy tanuló adatbázisnak megfelelően kerül beállításra.

**3.4. Lázár et al. [11]**

Ez egy, a kutatócsoportunk által kifejlesztett új algoritmus. A kép zöld csatornáját invertáljuk és egy Gauss-szűrőt alkalmazunk rajta. Ezután pixelenként intenzitásprofilokat hozunk létre több irányban, mellyel az iránynak megfelelő szeparált-ságot határozhatjuk meg. Végül egy attribútum-nyitást hajtunk végre, melynek segítségével minden pixelhez egy valós értéket rendelünk, amelyből egy küszöbölés után állnak elő a jelöltek.

**3.5. Zhang et al. [12]**

Ez a módszer többskálás korrelációs szűrésen és dinamikus küszöbölésen alapszik. Ehhez öt különböző szórással rendelkező Gauss-maszkot használ, melyekből a pontonkénti maximális választ jegyzi meg. A jelölteket küszöbölés után kapjuk meg.

**4. Az algoritmusok kombinálása**

Az összes előfeldolgozó és jelöltállító algoritmusból párokat alkotunk, melyek a jelöltállító eredményeit tartalmazzák az adott előfeldolgozás végrehajtása után. A kombinációjuk az algoritmusok eredményein végrehajtott szavazás segítségével áll elő.

A párok optimális kombinációját egy szimulált hűtés [13] alapú algoritmus-sal választjuk ki. Az állapottér tartalmazza az ⟨előfeldolgozó, jelöltállító⟩ párok

összes lehetséges kombinációját. Az elemeket egy célfüggvény segítségével értékeljük ki, amely hét előre megadott képenként hamis detektálás szintnél (1/8-tól 8-ig) mért szenzitivitásértékek átlagából [1] tudunk kiszámítani. Az optimális megoldás fogja a legnagyobb értéket szolgáltatni.

Az alábbiakban közöljük a keresőalgorithmus formális leírását.

---

### 1. algoritmus: Előfeldolgozók és jelöltállítók optimális kombinációja

---

#### Bement:

- A kezdeti hőmérséklet:  $T \in \mathbb{R}$ .
- A minimális hőmérséklet:  $T_{min} \in \mathbb{R}$ .
- A hőmérséklet változása:  $q \in \mathbb{R}$ ,  $0 \leq q \leq 1$ .
- Egy

$$S = \{\langle PP_i, CE_j \rangle \mid i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, M\}$$

halmaz, amely tartalmazza az összes (előfeldolgozó, jelöltállító) párt.

- Az állapotter:  $U = P(S)$ , ahol  $P$   $S$  hatványhalmaza.
- Egy  $rand(X)$  függvény, amely egy  $x$  véletlen elemet választ ki  $X$ -ből.
- Egy  $accept : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R} \times [0, 1] \rightarrow \{true, false\}$  függvény:

$$accept(e, e_i, T, r) = \begin{cases} true, & \exp\left(\frac{e-e_i}{T}\right) > r, \\ false, & otherwise. \end{cases}$$

- Egy  $E : U \rightarrow \mathbb{R}$  célfüggvény (lásd fent).

#### Kimenet:

- $x_{optimal} \in U$ , ahol  $E(x_{optimal}) = \max_{x \in U} E(x)$ .

- 
1.  $x \leftarrow r(U)$
  2.  $e \leftarrow E(x)$
  3.  $U \leftarrow U - x$
  4. **while**  $U \neq \emptyset$  and  $T > T_{min}$  **do**
  5.    $x_i \leftarrow r(U)$
  6.    $e_i \leftarrow E(x_i)$
  7.    $U \leftarrow U - x_i$
  8.   **if**  $e_i > e$  **then**
  9.      $x \leftarrow x_i$
  10.     $e \leftarrow e_i$
  11.     $T \leftarrow T \cdot q$
  12.   **else**
  13.      $r \leftarrow rand(\mathbb{R})$
  14.     **if**  $accept(e, e_i, T, r) = true$  **then**
  15.       $x \leftarrow x_i$
  16.       $e \leftarrow e_i$

```

17.      $T \leftarrow T \cdot q$ 
18.   end if
19. end if
20. end while
21. return  $x$ 

```

---

## 5. Eredmények

A Retinopathy Online Challenge (ROC) [1] egy világverseny, amely a MA-detektorok hatékonyságának mérésére jött létre. Minden résztvevő 50 képes adatbázison taníthatja be algoritmusát, melyet további 50 képen tesztelhet le. A tanulóadatbázis segítségével megállapítottuk a ⟨előfeldolgozó, jelöltállító⟩ párok optimális halmazát, amit a 1. táblázatban tekinthetünk meg.

CE / PP	WK	CL	VR	IE	NP
Walter		•			•
Spencer					
Hough					
Lazar		•	•	•	•
Zhang	•		•		•

1. táblázat: A kiválasztott párok.

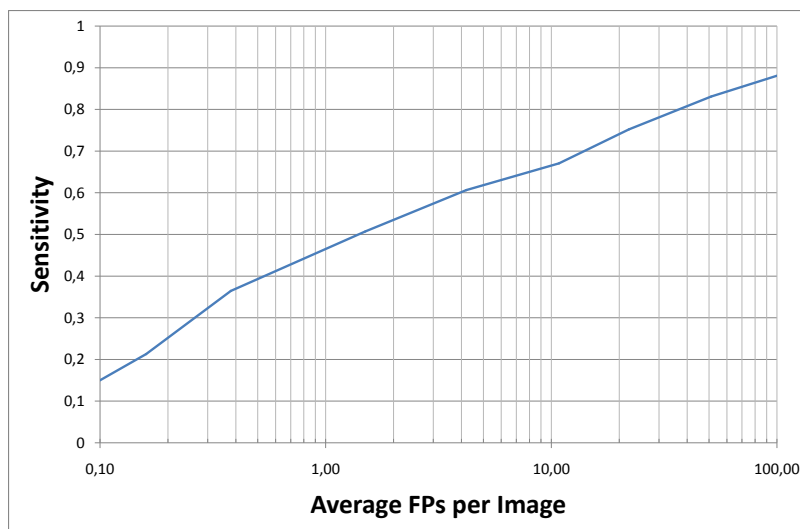
Az 2. táblázat tartalmazza a versenyen résztvevő algoritmusok eredményeit. A bemutatott rendszert (DRSCREEN) kiemeltük. Minden sor a hét előre megadott képenkénti hamis detektálás-szinten mért szenzitivitás értékeket tartalmazza. Az algoritmus teljesítményét ábrázoló FROC-görbe 2. ábrán látható.

	1/8	1/4	1/2	1	2	4	8	átlag
<b>DRSCREEN</b>	<b>0.173</b>	<b>0.275</b>	<b>0.380</b>	<b>0.444</b>	<b>0.526</b>	<b>0.599</b>	<b>0.643</b>	<b>0.434</b>
Niemeijer et al.	0.243	0.297	0.336	0.397	0.454	0.498	0.542	0.395
LaTIM	0.166	0.230	0.318	0.385	0.434	0.534	0.598	0.381
OKmedical	0.198	0.265	0.315	0.356	0.394	0.466	0.501	0.357
Lazar et al.	0.169	0.248	0.274	0.367	0.385	0.499	0.542	0.355
GIB	0.190	0.216	0.254	0.300	0.364	0.411	0.519	0.322
Fujita	0.181	0.224	0.259	0.289	0.347	0.402	0.466	0.310
IRIA	0.041	0.160	0.192	0.242	0.321	0.397	0.493	0.264
ISMV	0.134	0.146	0.202	0.249	0.286	0.345	0.430	0.256
Waikato	0.055	0.111	0.184	0.213	0.251	0.300	0.329	0.206

2. táblázat: A ROC verseny eredménye.

A táblázatból kiderül, hogy az összetett rendszer jobban teljesít az összes egyedi algoritmusnál. A fenti eredményeket érdemes az orvosi hatékonysággal

összevetni. Niemeijer és társai [1] mérései szerint az orvosok átlagos hibája 1 hamis detektálás képenként, amely hibaszinten a fenti algoritmusok közül a mi rendszerünk érte el a legnagyobb hatékonyságot. A szenzitivitás összehasonlításában azonban nehézségbe ütközünk, hiszen az egyes orvosok által bejelölt aneurizmák jelentősen eltérnek egymástól. Emiatt nem hagyatkozhatunk másra, mint a fenti eredményekre, amely négy orvos konszenzusa alapján bejelölt aneurizmák alapján került kiértékelésre.



**2. ábra:** A rendszer FROC-görbéje a ROC verseny eredményei alapján.

## 6. Konklúzió

Ebben a cikkben egy összetett mikroaneurizma-detektáló rendszert mutattunk be, amely egy online versenyen bizonyította be hatékonyságát. A módszer (előfeldolgozó, jelöltállító) párok kombinációján alapszik, melyet egy szimulált hűtés alapú kereső-algoritmus választ ki. A rendszer moduláris felépítésű, így tovább javítható újabb előfeldolgozó és jelöltállító algoritmusok beépítésével.

A rendszer a jelenlegi kísérleteink szerint nagyfokú robusztusságot mutat különböző tesztadabázisokon. A megbízhatóságot továbbnövelendő, a jövőben a rendszerben szereplő algoritmusok dinamikus paraméterezését is be kívánjuk építeni a rendszerbe.

## Köszönetnyilvánítás

A dolgozatban közölt eredmények eléréséhez szükséges kutatást az NKTH TECH 08-2 *DRSCREEN A cukorbetegség szemszövődeményeinek szűrésére alkalmas képfeldolgozó rendszer kifejlesztése* című, OM-00194/2008, OM-00195/2008, OM-00196/2008 szerződés számú projekt támogatta.

## Irodalom

1. M. Niemeijer, B. van Ginneken, M.J. Cree, A. Mizutani, G. Quellec, C.I. Sanchez, B. Zhang, R. Hornero, M. Lamard, C. Muramatsu, X. Wu, G. Cazuguel, J. You, A. Mayo, Q. Li, Y. Hatanaka, B. Cochener, C. Roux, F. Karray, M. Garcia, H. Fujita, and M.D. Abramoff, "Retinopathy online challenge: Automatic detection of microaneurysms in digital color fundus photographs," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 29, no. 1, pp. 185–195, 2010.
2. T. Walter and J. Klein, "Automatic detection of microaneurysms in color fundus images of the human retina by means of the bounding box closing," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2526, pp. 210–220, 2002.
3. K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," *Graphics gems*, vol. IV, pp. 474–485, 1994.
4. S. Ravishankar, A. Jain, and A. Mittal, "Automated feature extraction for early detection of diabetic retinopathy in fundus images," in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 210–217.
5. A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama, "Object removal by exemplar-based inpainting," in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, vol. 2, pp. II–721 – II–728.
6. A. Hoover and M. Goldbaum, "Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 8, pp. 951–958, 2003.
7. T. Walter, P. Massin, A. Arginay, R. Ordonez, C. Jeulin, and J. C. Klein, "Automatic detection of microaneurysms in color fundus images," *Medical Image Analysis*, vol. 11, pp. 555–566, 2007.
8. T. Spencer, J. A. Olson, K. C. McHardy, P. F. Sharp, and J. V. Forrester, "An image-processing strategy for the segmentation and quantification of microaneurysms in fluorescein angiograms of the ocular fundus," *Computers and Biomedical Research*, vol. 29, pp. 284–302, May 1996.
9. A. J. Frame, P. E. Undrill, M. J. Cree, J. A. Olson, K. C. McHardy, P. F. Sharp, and J. Forrester, "A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 28, pp. 225–238, 1998.
10. S. Abdelazeem, "Microaneurysm detection using vessels removal and circular hough transform," *Proceedings of the Nineteenth National Radio Science Conference*, pp. 421 – 426, 2002.
11. I. Lazar, B. Antal, and A. Hajdu, "Microaneurysm detection in digital fundus images," Tech. Rep. 2010/14(387), University of Debrecen, Hungary, 2010.
12. B. Zhang, X. Wu, J. You, Q. Li, and F. Karray, "Detection of microaneurysms using multi-scale correlation coefficients," *Pattern Recogn.*, vol. 43, no. 6, pp. 2237–2248, 2010.
13. S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, vol. 220, pp. 671–680, 1983.