

# Gráf alapú vakfolt és sárgafolt detektálás retina felvételeken<sup>1</sup>

Kovács László<sup>1</sup>, Harangi Balázs<sup>2</sup>, Nagy Brigitta<sup>3</sup>, Rashid J. Qureshi<sup>4</sup>,  
Hajdu András<sup>5</sup>

Debreceni Egyetem Informatikai Kar, POB 12, 4010 Debrecen, Magyarország  
{kovacs.laszlo.ipgd<sup>1</sup>, harangi.balazs<sup>2</sup>, nagy.brigitta<sup>3</sup>, rashid.jalal<sup>4</sup>, hajdu.andras<sup>5</sup>}@inf.unideb.hu

**Absztrakt.** A cukorbetegség hosszú távú szemszövődményeként jelentkező diabétesz retinopátia (DR) a szemfenék (retina) károsodását jelenti, amely maradandó látáskárosodáshoz vezethet. A cikkben bemutatásra kerülő automatikus szűrőrendszer egyik fontos komponense az anatómiai képletek (vakfolt és sárgafolt) pontos detektálása. Számos jól működő irodalmi algoritmus létezik ezen anatómiai képletek detektálására vonatkozóan, azonban minden algoritmus esetében létezik olyan eset, amikor téved. Ezért egy olyan új keretrendszert ajánlunk a vakfolt és a sárgafolt automatikus detektálására, mely súlyozott, teljes gráfok segítségével kombinálja a különböző vakfolt és sárgafolt detektáló algoritmusokat. Egy csúcstörölő eljárás segítségével előre definiált geometriai feltételek alapján a legrosszabbnak tekintett csúcsok kidobásra kerülnek, és a megmaradó csúcsokból súlyozott átlagolással állítjuk elő a végső jelöltet. A tesztek eredményei azt mutatják, hogy az algoritmusok kombinálásával kapott jelölt sokkal pontosabb, mint bármelyik egyedi algoritmus jelöltje.

## 1. BEVEZETÉS

A cukorbetegség ma Magyarországon és világszerte is az egyik leggyakoribb betegségek közé tartozik. Sajnos a betegek száma az elmúlt évtizedben rohamosan nőtt. A WHO adatai alapján ez a szám 2000-ben elérte a 171 milliót, és úgy becsülik, hogy 2030-ra a duplájára, 366 millióra fog nőni. A cukorbetegség igen gyakran, körülbelül a betegek felénél okoz szemszövődményeket. A tapasztalat azt mutatja, hogy a szövődmények miatti látásvesztés egyik leggyakoribb oka a cukorbetegség. Ahogy a legtöbb betegségnél, itt is kulcsfontosságú szerepet játszik az időtényező. A korai stádiumban felismert betegség a megfelelő kezelések alkalmazása mellett megakadályozza a szemszövődmények kialakulását, illetve lehetővé teszi azok kezelését. Tehát a cél egy olyan szűrőrendszer felállítása, amely képes a betegség korai stádiumában a retina felvételeken megjelenő elváltozások kiszűrésére.

---

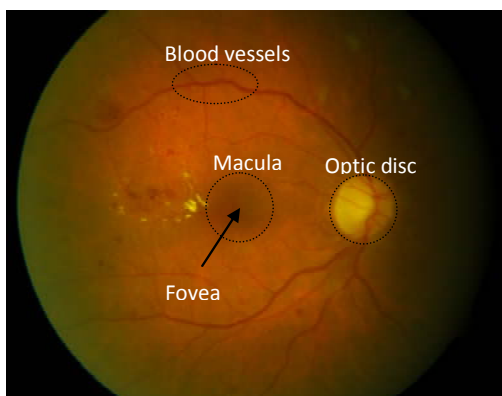
<sup>1</sup>A cikk eredményei az alábbi publikációban jelentek meg:

L. Kovacs, R.J. Qureshi, B. Nagy, B. Harangi, A. Hajdu:

Graph Based Detection of Optic Disc and Fovea in Retinal Images

IEEE 4<sup>th</sup> International Workshop on Soft Computing Applications, Arad-Romania, 15-17 July, 2010, pp. 143 – 148.

Képfeldolgozási oldalról a szűrőrendszer egyik fontos eleme a retina anatómiai képleteinek meghatározása: vakfolt/optic disc(OD), sárgafolt/makula (melynek középpontja a látógödör/fovea), teljes érhálózat, fő temporális érív (lásd 1. ábra). Ugyanis bizonyos elváltozások előrehaladottsága és veszélyessége függ a látógödörtől mért távolságtól.



**1. Ábra:** Egy retinakép bejelölt anatómiai képletekkel.

Több módszer ismert a fovea és a vakfolt helyének detektálására [1-5]. Ezek az irodalmi algoritmusok azonban önmagukban véve még nem elég pontosak, külön – külön nem képesek a teljesen megbízható eredmény produkálására.

Ezért éreztük úgy, hogy a további pontosítást nem feltétlenül egy új algoritmus kidolgozása, hanem a meglévők találati eredményeinek megfelelő kombinálása hozhatja. Megközelítésünk újszerűsége tehát a meglévő/továbbfejlesztett/új algoritmusok segítségével egy kombinált keretrendszert állítsunk össze a fovea és a vakfolt detektálásához.

A bemutatásra kerülő rendszerben gráfelméleten alapuló megközelítéssel keressük meg azon algoritmusok jelöltjeit, melyek a végső jelöltállításban részt fognak venni. Ennek az alapkonceptiója, hogy a gráf csúcsaihoz tartozó súlyok úgy kerülnek meghatározásra, hogy az ezután következő törlések révén a meghatározott végleges jelöltek a lehető legjobban kielégítsék a közöttük definiált geometriai feltételeket.

A lentebb közzétett eredményeink alapján a kombinált rendszer pontossága már jelen formájában is felülmúlja az egyedi algoritmusokat.

## 2. GRÁF ALAPÚ RENDSZERÜNKBEN FELHASZNÁLT DETEKTÁLÓ ALGORITMUSOK BEMUTATÁSA

Ebben a szakaszban bemutatásra kerülnek azon irodalmi algoritmusok, melyeket kombinált rendszerünkben felhasználtunk. A fovea és vakfolt esetében így jelen vizsgálatainkban azt vártuk el, hogy minden algoritmus pontosan egy – a számára legvalószínűbb – jelöltet állítson egy 2D-s képpont Descartes koordinátáinak formájában.

## 2.1. Vakfolt detektáló algoritmusok leírása

### 2.1.1. Diszkrét wavelet transzformáción alapuló detektálás ( $OD_{pd}$ )

Azt a megfigyelést alapul véve, hogy a vakfolt közelítőleg egy kör alakú, sötétebb pixelekkal határolt világos folt a [6] ajánlása szerint a vakfolt helyzetének megjelölése a zöld csatornán történhet diszkrét wavelet transzformáció végrehajtásával.

Lehetséges jelölteknek tekintjük azokat a területeket, amelyek átlagos intenzitása magasan meghaladja a szorosabb környezetének átlagát. Következő lépésben egy simítást hajtunk végre az előzőleg megjelölt területeken, és az eredmény képen a legvilágosabb pixeleket lehetséges vakfolt középpontoknak tekintjük. A jelöltek erősségét a középpontoktól mért átlagos vakfolt sugarú környezet átlag intenzitásának és az azon túli környezet átlag intenzitásának az aránya határozza meg. Így a legmagasabb aránnyal megjelölt középpont lesz a jelöltállító eredménye.

### 2.1.2. Érhálózat alapú detektálás ( $OD_{ed}$ )

Ez a jelöltállító algoritmus a [6]-ban leírtak alapján felhasználja a 2.1.1. szakaszban ismertetett jelöltállító algoritmus részeredményét. Az egymáshoz közel elhelyezkedő területeket összevonjuk, hogy a lehetséges jelöltek számát így redukáljuk. Az így keletkező területeken először egy Canny él-detektálót futtatunk, majd a kapott képet küszöböljük az él-képből számított küszöbértékkel.

A vakfolt körvonalának detektálásához Hausdorff távolságon alapuló algoritmust használtunk. Több különböző átmérővel megrajzolt körsablont használtunk fel a Hausdorff távolság kiszámításánál. Abban az esetben, amikor az aktuálisan vizsgált körsablon lefedi a küszöbölt képen megjelenő éleket, az adott terület középpontját a lefedés pontosságát jelző számértéknek megfelelő valószínűséggel címkézzük.

### 2.1.3. Entrópia alapú detektálás ( $OD_{ef}$ )

A [7] cikk ajánlása alapján a vakfolt detektálásához entrópia szűrőt használtunk. Az RGB színtérben lévő retina felvételt transzformáljuk a HSI színtérbe, majd medián szűrőt alkalmazunk a kisebb zajok eltüntetésének érdekében. Ezek után hisztogram kiegyenlítést végzünk (CLAHE) a kép I színcsatornáján. Ezen elő-feldolgozó lépések után a kép minden pixelének egy átlagos vakfolt sugarú környezetében kiszámoljuk a pixelek intenzitásának entrópiáját, ugyanis a 2.1.1-es szakaszban említett megfigyelés alapján a vakfolt környékén és belsejében az erősen váltakozó intenzitás értékek miatt a keresett terület entrópiája magas értéket vesz fel.

Az így kapott entrópia értékeket tartalmazó képet az Otsu [10] algoritmus segítségével küszöböljük. A megmaradt jelöltek közül a legnagyobb, viszonylag kör alakú területet tekinti az algoritmus vakfolt jelöltként.

### 2.1.4. Hough transzformáción alapuló detektálás ( $OD_{ht}$ )

A [9] ajánlásai alapján a vakfolt detektálásánál figyelembe vesszük a vastag erek összefutását, és egy költség függvényt, mely az intenzitás értékeken értelmezett. A fundus felvétel zöld csatornáján alkalmazzuk a zárás matematikai morfológiai operátort. A következőkben küszöbölést és mediánszűrést alkalmazunk, és így az érhálózat képéhez jutunk. Az érhálózat vázát a Hough transzformáció által szolgáltatott egyenesekkel modellezzük. Az így kapott egyenesek számát

csökkentjük: eltávolítjuk azokat az egyeneseket, amelyek meredeksége kisebb, mint  $45^\circ$ . Ezek után páronként kiszámítjuk az egyenesek metszéspontjait. Az így kapott bináris képen alkalmazzuk a matematikai morfológiai dilatáció műveletét, melynek eredményeképpen az erek összefutásának helye láthatóbbá válik. Az elő-feldolgozott zöld csatornás kép és a dilatált bináris kép kombinálásával egy súlyozott képet hozunk létre. Ezen képen definiálunk egy költség függvényt, melynek segítségével megtalálható az optimális vakfolt terület.

### 2.1.5. Tulajdonságvektorok osztályozásán alapuló detektálás ( $OD_{fv}$ )

A [10] útmutatásai alapján implementáltuk az ötödik vakfolt detektáló algoritmust. A bináris érhálózat kép kinyerése után az érhálózatot vékonyítjuk egészen addig, amíg az ereknek csak a váza marad, és minden olyan vázpont, melynek kettő vagy több szomszédja van, eltávolításra kerül. A következő lépésben PCA módszer segítségével minden egyes vázpont irányítottságát megmérjük. A detektáláshoz tulajdonságok egy halmazát használjuk fel, mely tulajdonságokat az érhálózat és a kép intenzitásából számoljuk. Ilyen tulajdonságok például: erek száma, az erek átlagos vastagsága, szórás, irány, maximális vastagság, sűrűség, átlagos intenzitás, mely tulajdonságokat egy kör alakú maszk területén belül számítjuk ki. Ezek után a tanító adatbázis összeállítása és a tanítás következik.

## 2.2. Látógödör (fovea) detektáló algoritmusok bemutatása

### 2.2.1. Intenzitás alapú detektálás ( $M_I$ )

Ezen fovea detektáló eljárást a [12]-ben leírtak alapján implementáltuk. Az algoritmus azon a megfigyelésen alapul, hogy a képeken általában a makula a legsötétebb terület. A cikk ajánlása szerint alkalmazunk egy Gauss alul-áteresztő szűrőt ( $70 \times 70$ -es maszkmérettel,  $\sigma = 10$  szórással), és meghatározzuk egy küszöbértéket. Ezen értékkel küszöböljük a simított képet, és a kapott bináris képen megjelöljük a megmaradt objektum középpontját, mint makula középpontot.

### 2.2.2. Látóideghez viszonyított detektálás ( $M_{sr}$ )

A második fovea detektáló algoritmus [3] útmutatásai alapján került implementálásra. A digitális retinaképen a makula egy sötét területként jelenik meg a kép középpontjához közel. A cikk ajánlása alapján a fovea lokalizálása a vakfolthoz (látóidegfő) viszonyított geometriai helyzetén alapul. Így ezen algoritmus előfeltétele a vakfolt detektálása. Első lépésként tekintjük a vakfolt középpontja és a ROI (Region Of Interest) középpontja által meghatározott egyenest. A későbbiekben arra a két egyenesre lesz szükségünk, melyek  $+30^\circ$  és  $-30^\circ$ -os szöget zárnak be a korábban meghatározott egyenessel. Tekintjük az 1.5 és 3.5 vakfolt átmérőnyi (továbbiakban Disc Diameter vagy DD) átmérőjű köröket, és meghatározzuk ezen két kör, valamint a korábban meghatározott két egyenes metszéspontjait. A metszéspontok által határolt környűri részletben helyezkedik el a makula. A makula centrumának pontos detektálásához az előző algoritmus esetében ismertetett küszöbölési technikához hasonló módszert alkalmazunk.

### 2.2.3. Temporális érvhez viszonyított detektálás ( $M_{ta}$ )

Az eljárást [1] ajánlásai alapján készítettük el. A fovea helyének lokalizálása az érhálózat és a vakfolt helyének ismeretén alapul. A vakfolt középpontjától vízszintesen 2.4 DD távolságra egy 2.25 DD szélességű és magasságú téglalapon belül detektáljuk az ereket. Az ebben a téglalapon detektált erek hosszát megmérjük, és egy olyan 1 DD átmérőjű kört keresünk, mely a legkevesebb eret tartalmazza. Az eljárás bemenete a fundus kép és a detektált érhálózat képe.

### 2.2.4. Matematikai morfológia alapú detektálás ( $M_{wm}$ )

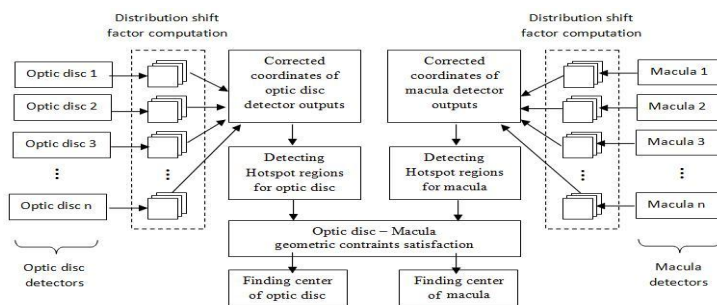
Ezen fovea detektáló algoritmust a [13] útmutatásai alapján készítettük el. A cikk ajánlásai alapján többféle matematikai morfológiai operátort használtunk fel. Az apró foltok eltávolításához morfológiai nyitás és zárás műveletét alkalmaztuk, majd a gradiens képen alkalmaztuk a morfológiai watershed operátort. Ezt követi egy régió növelő eljárás, mely a kép legsötétebb képpontjából indul. Az eljárás végén a lehetséges jelöltek közül a kép középpontjához legközelebb eső jelöltet választjuk makula középpontnak.

### 2.2.5. Újszerű megközelítésen alapuló detektálás ( $M_n$ )

A képen alkalmaztuk egy medián szűrőt a háttérpontok kinyeréséhez, majd a fundus felvétel zöld csatornájából kivonva a háttérpontokat egy kontraszt kiegyenlített képet kapunk. A kiegyenlített képet küszöböltük, és az összefüggő komponensek közül a legnagyobbat jelöltük meg, mint makulát.

## 3. ALGORITMUSOK JAVASOLT KOMBINÁCIÓS ELJÁRÁSA

Ahogy az irodalom is tárgyalja [14], a többségi szavazás sokkal pontosabb eredményt szolgáltat, mint a résztvevő algoritmusok külön-külön, feltéve, hogy azok működése nem ekvivalens a véletlenszerű jelölt állítással. Ez azért lehetséges, mert a többségi szavazó rendszerek hibátűrő képessége jóval magasabb. A következő ábra szemlélteti a rendszer folyamatábráját.



2. Ábra: Javasolt szavazó rendszer folyamatábrája.

### 3.1. Torzító vektor kiszámítása

Szükséges az algoritmusok jelöltjeinek makulán, illetve optic disc-en belüli eloszlásának vizsgálata, hogy információt kapjunk arról, hogy az algoritmusok jelöltjeinek eloszlása az orvosok által bejelölt anatómiai középpont, mint várható érték körül szóródik-e vagy sem. A mérési eredmények azt igazolták, hogy kimutatható az algoritmusok torzítása, mely egy kiszámított "visszatoló" (torzító) vektor segítségével torzítatlanná tehető. A torzító vektor a torzított jelöltek várható értékének és a valós várható érték különbségéből adódik, melyet a következőképpen formalizálhatunk minden egyes algoritmus esetén:

$$dx = \sum_{i=1}^n (x_i - x_{mi}) / n \quad , \quad dy = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{mi}) / n \quad , \quad (1)$$

ahol  $(x_i, y_i)$  az  $i^{\text{th}}$  képhez tartozó algoritmus jelölt, míg  $(x_{mi}, y_{mi})$  a tényleges optic disc/makula középpont. Tehát minden egyes algoritmus esetén a meghatározott torzító vektort alkalmazva az algoritmus jelöltjein, torzításmentes jelöltet kapunk.

### 3.2. Független optic disc és makula detektálás

#### 3.2.1. Optic disc és makula hotspot régió detektálása

Kombinált rendszerünkben a többségi szavazás alatt azt értjük, hogy megkeressük azon 0.5 DD sugarú körlapok középpontjait, amelyek a legtöbb egyedi algoritmus jelöltet tartalmazzák. Ezen középpontok halmazát hotspot-nak nevezzük. Természetesen a körlap minden pontja része az eredeti képnek. Ez az a terület, amely az algoritmusok kimenete szerint a legnagyobb valószínűséggel tartalmazza a tényleges középpontot. A fent említett sugár a klinikai protokoll által előírtnak megfelelő nagyságú, ami a mi esetünkben átlagosan 102 pixelnek felel meg, mivel a "field of view" vagy FOV 1432 pixel.

Több egyenértékű hotspot kialakulása konfliktus helyzetet eredményez, amely esetén utófeldolgozásra van szükség, ami például az OD detektálásánál azt jelenti, hogy a kép zöld csatornáján először egy Gauss szűrőt ( $\sigma = 300$ ) alkalmazunk, majd az így kapott képet kivonjuk az eredeti fundus felvétel zöld csatornájából. Az eredményül kapott képen megvizsgáljuk az egyes hotspot területek átlagos intenzitás értékét, és a nagyobb intenzitásút választjuk, ugyanis a vakfolt a fundus felvételen világos területként jelenik meg. Makula detektálásnál előforduló konfliktus esetén az  $M_{1a}$  algoritmus jelöltjét választjuk, mivel ez egy érhálózat alapú detektor, ami ha több nagyobb folt is található a képen, akkor is megbízhatóbb eredményt szolgáltat. Tehát ennek következtében konfliktus helyzetben azt a hotspot területet választjuk, mely az  $M_{1a}$  algoritmus jelöltjét tartalmazza. Amennyiben nincs ilyen hotspot terület, akkor a kép középpontjához legközelebb esőt választjuk.

#### 3.2.2. Hotspot középpontjának kiszámítása súlyozott kombinációval

A végleges jelölt meghatározása a megtalált hotspot tartományon belül történhet a benne található algoritmus jelöltek koordinátáinak átlagolásával, azonban belátható,

hogy ettől sokkal pontosabb eredmény érhető el, ha azok valamilyen súlyozott kombinációját vesszük  $x, y$  koordinátáinként. A hotspot-ban szereplő algoritmusok kimeneteit valószínűségi változóknak tekintve,  $S_1(x_1, y_1), S_2(x_2, y_2), \dots, S_N(x_N, y_N)$ , célunk azon súlyok meghatározása, amelyekkel a jelöltekből felépített lineáris kombináció szórása minimális.

$$S_w = \sum_{i=1}^N w_i S_i \quad , \quad (2)$$

ahol  $w_i$  nemnegatív súlyok, és összegük 1. A súlyok összege garantálja, hogy a súlyozás után a kombináció felhasználásával kapott végleges jelölt az egyedi jelöltek által határolt területen belül marad. Az  $S_w$  szórását a keresett súlyok, az egyedi algoritmusok szórása (pontossága), és az azokhoz tartozó páronkénti kovariancia egyértelműen meghatározza. Amennyiben az algoritmusok függetlenek, a páronkénti kovarianciák mindig zérus értéket adnak, azok ebben az esetben az egyenletből redukálhatók, így a következő kifejezés minimumát kell keresni:

$$\text{Var}(S_w) = \sum_{i=1}^n w_i^2 \text{Var}(S_i) \quad . \quad (3)$$

Ekkor a parciális deriváltakat véve az alábbi súlyokhoz jutunk [15]:

$$w_i = \sigma_i^{-2} / \sum_{j=1}^n \sigma_j^{-2} \quad (4)$$

Az algoritmusok függetlensége  $\chi^2$ -próbával tesztelhető.

### 3.3. Vakfolt és makula detektálás közös tulajdonság alapján

Azon retinaképeken, melyek súlyos elváltozásokat tartalmaznak, az egyszerű kombinálás rossz jelöltet állíthat, ezért a kombináló rendszernek egy olyan sokkal kifinomultabb megoldást javasolunk, melynek alapja a súlyozott gráfok matematikai elméletén alapszik. A következő szakaszban látni fogjuk, hogy a gráf csúcsait az algoritmusok jelöltjei alkotják, és a hozzájuk tartozó súlyok segítségével a gráfot redukálni fogjuk.

#### 3.3.1. Súlyok meghatározása

A kezdeti lépésben tehát az OD és makula detektorok jelöltjei egy teljes komplett gráfot alkotnak. A gráf minden csúcsa az összes többi csúccsal össze van kötve. Emellett minden csúcs rendelkezik egy-egy súllyal, mely a csúcshoz kapcsolódó élek súlyának az összege. Az élek súlya függ az általa összekötött csúcsok típusától, mivel azok meghatározása az anatómiai képletek (OD, makula) egymáshoz viszonyított geometriailag leírható helyzetén alapszik. Ha az él azonos típusú csúcsokat köt össze (makula–makula / vakfolt–vakfolt), az él súlyának kiszámításánál a két csúcs közötti euklideszi távolságot vesszük figyelembe. Ha az él különböző típusú csúcsokat köt össze (makula–vakfolt), akkor a súly a két csúcs euklideszi távolság hibájának és a

két csúcstól meghatározott egyenes vízszintessel bezárt szögének az összege. Az euklideszi távolság hiba ( $D_{err}$ ) nem más, mint az aktuális mért érték ( $D_{cmp}$ ) várható értéktől ( $D_{exp}$ ) való eltérése:

$$D_{err} = |D_{exp} - D_{cmp}|, \quad (5)$$

ahol a várható érték a klinikai protokoll által meghatározott  $2,5 \text{ DD}$  (OD átmérő). Ha a csúcsok közötti távolság túl nagy, vagy a szög nem egy előre definiált tartományba esik, az él súlyához egy nagyon nagy értéket adunk, a csúcsok későbbi könnyebb megkülönböztettségének érdekében.

### 3.3.2. Végleges vakfolt és makula jelölt állítás a gráf csúcsok geometriai feltételek alapján történő vágásával

Minden jelöltet egy megfelelő súllyal ellátott csúcsnak tekintünk, mely egy  $G$  gráf része. Felhasználva a "minimum vertex deletion" [16] irodalmat a  $G$  gráf definiálásánál, megpróbáljuk megtalálni a gráf két olyan részgráfját, melyek minimális súlyokkal rendelkeznek, de a lehető legtöbb jelöltet tartalmazzák. Ebben az esetben a gráfot egy olyan speciális "bipartite" gráfnak tekintjük, melynek csúcsaiból alkotott halmaza két nem üres részhalmazra bontható ( $V_1$  és  $V_2$ ) oly módon, hogy a két részhalmaz csúcsai kapcsolódnak egymáshoz egy-egy éllel (mindegyik mindegyikkel). A  $G$  gráf olyan, hogy mindkét csúcshalmazának egy – egy részhalmaza rendelkezik egy adott  $P$  tulajdonsággal ( $V_1' \subseteq V_1$  és  $V_2' \subseteq V_2$ ) [17]. A mi esetünkben ez a  $P$  tulajdonság elvárt anatómiai és geometriai feltételek formájában írható le. Az eredeti  $G$  gráf redukálásával megkaphatjuk azt a  $G'$  gráfot, melynek csúcsai már csak a  $V_1'$  és  $V_2'$  halmazoknak az elemei, így azok maradéktalanul teljesítik a  $P$  tulajdonságot. A soron következő 3. ábra szemlélteti a  $G$  és  $G'$  gráfokat, amely várhatóan  $O(\log|V|)$  lépésben végrehajtható [18].



3. Ábra: a)  $G$  gráf b)  $G'$  gráf.

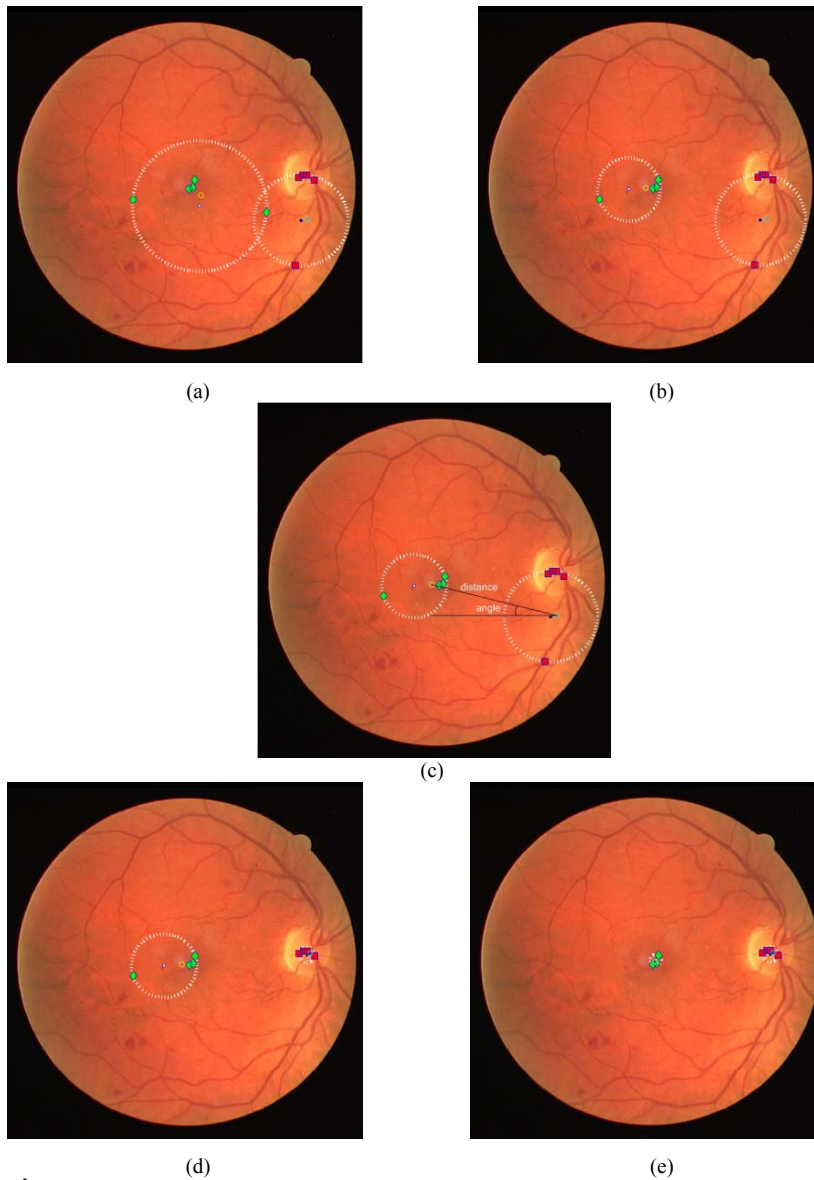
A gráf csúcsainak súlyozása után következik a gráf „rossz” csúcsainak vágása, mely a weighted minimum covering circle problem [19] elméleten alapul. Meghatározzuk a legkisebb befoglaló körlapot külön a makula jelöltek és a vakfolt jelöltek esetén. A legnagyobb súllyal rendelkező (tehát „legrosszabb”) csúcs törlésre kerül, és a csúcsok súlyait újraszámítjuk. A törlés addig folytatódik, amíg a legkisebb befoglaló körlapok nem teljesítik a megfelelő geometriai feltételeket, vagy csak egy makula / egy vakfolt jelölt marad. Az eljárás folyamán a következő három geometriai feltételnek kell teljesülnie:

- a legkisebb befoglaló körlapok sugara legyen kisebb vagy egyenlő, mint a vakfolt klinikailag is elfogadott sugara,



- a makula jelölt és a vakfolt jelölt által meghatározott egyenes vízszintes tengellyel bezárt szöge legyen kisebb vagy egyenlő, mint  $10^\circ$  ( $\theta \leq \pm 10^\circ$ ),
- a makula jelölt és a vakfolt jelölt euklideszi távolságának eltérése az elvárt távolságtól (2.5 DD) legyen kisebb vagy egyenlő, mint 90 pixel.

A soron következő 4. ábra szemlélteti az egyes lépéseket.



**4. Ábra:** Az (a)-(e) képek szemléltetik az optic disc és a fovea gráf alapú detektálását alkalmazó összetett rendszer működési elvét.

## 4. EREDMÉNYEK

Az általunk javasolt gráf alapú rendszert három publikusan elérhető adatbázison teszteltük: Diaretdb0 [20], Diaretdb1 [21] és DRIVE. Azért, hogy hiteles információt kapjunk a rendszer pontosságáról, a tesztadatbázisokat szétbontottuk 40-60% arányban. A 40%-on betanulást hajtottunk végre, a 60%-on teszteltünk. A különböző adatbázisok képei azonos méretre lettek konvertálva (ROI átmérő = 1432 pixel).

### 4.1. Vakfolt detektálás eredményei

Az algoritmusok pontosságát két hibafüggvény segítségével mértük. Az első hibafüggvény segítségével azt mérjük, hogy az egyes algoritmusok jelöltjei milyen arányban esnek a tesztképeken a kézzel rajzolt makula területekre, míg a másodikkal azt, hogy a területen belül mennyire messze vannak a valós keresett ponttól. Az 1. táblázat mutatja az első hibafüggvény definíciója alapján, hogy mekkora százalékban sikerült a keresett területet megtalálni. A 2. táblázatba látható a másodfajú hiba mérésének eredménye, melynek alapját a kézzel jelölt és az algoritmus jelölt euklideszi távolsága adta. Megfigyelhetjük, hogy már az egyedi makula és látóideg jelölteken alapuló többségi szavazás eredménye is felülmúlja az egyedi algoritmusok pontosságát.

#### 1. Táblázat:

ELSŐ HIBAF.: OD TERÜLET MEGTALÁLÁSÁNAK PONTOSSÁGA.

Teszt adatbázisok	Optic Disc detektáló algoritmusok					Kombinált rendszer
	OD <sub>pd</sub>	OD <sub>ed</sub>	OD <sub>fv</sub>	OD <sub>ef</sub>	OD <sub>ht</sub>	
Diaretdb0	89%	76%	79%	94%	75%	<b>96%</b>
Diaretdb1	88%	77%	78%	96%	79%	<b>97%</b>
Drive	84%	98%	80%	98%	84%	<b>100%</b>
Átlag	<b>88%</b>	<b>81%</b>	<b>79%</b>	<b>95%</b>	<b>78%</b>	<b>97%</b>

#### 2. Táblázat:

MÁSODIK HIBAF.: EUKLIDESZI TÁVOSÁG HIBA.

Teszt adatbázisok	Optic Disc detektáló algoritmusok					Kombinált rendszer
	OD <sub>pd</sub>	OD <sub>ed</sub>	OD <sub>fv</sub>	OD <sub>ef</sub>	OD <sub>ht</sub>	
Diaretdb0	38.70	51.00	42.19	26.43	23.86	<b>15.84</b>
Diaretdb1	37.44	54.35	50.77	28.38	25.07	<b>17.54</b>
Drive	45.57	17.38	52.92	27.51	24.23	<b>15.02</b>
Átlag	<b>39.80</b>	<b>44.74</b>	<b>47.25</b>	<b>27.29</b>	<b>24.33</b>	<b>16.10</b>

### 4.2. Makula detektálás eredményei

A makula, pontosabban a fovea detektáló algoritmusokat pontosságát is két hibafüggvény segítségével mértük, melyek az OD-hez analóg módon lettek definiálva. A makula hiba megmutatja, hogy az egyes algoritmusoknak hányszor

sikerült a makula középpontja és 0.5 OD átmérő által meghatározott körön belül jelöltet állítani (3. táblázat), míg a fovea hiba az elvárt középponttól való távolságot méri átlagos euklideszi távolság segítségével (4. táblázat). Mint az OD esetében, itt is tapasztalható, hogy a többségi szavazás eredménye felülmúlja az egyedi algoritmusok pontosságát.

### 3. Táblázat:

ELSŐ HIBAF.: MAKULA TERÜLET MEGTALÁLÁSÁNAK PONTOSSÁGA.

Teszt adatbázisok	Fovea-t detektáló algoritmusok					Kombinált rendszer
	$M_I$	$M_{sr}$	$M_{ia}$	$M_n$	$M_{wm}$	
Diaretdb0	68%	72%	85%	86%	63%	<b>94%</b>
Diaretdb1	62%	76%	79%	92%	71%	<b>100%</b>
Drive	66%	76%	53%	68%	82%	<b>85%</b>
Átlag	<b>66%</b>	<b>74%</b>	<b>77%</b>	<b>85%</b>	<b>69%</b>	<b>95%</b>

### 4. Táblázat:

MÁSODIK HIBAF.: EUKLIDESZI TÁVOSÁG HIBA.

Teszt adatbázisok	Fovea-t detektáló algoritmusok					Kombinált rendszer
	$M_I$	$M_{sr}$	$M_{ia}$	$M_n$	$M_{wm}$	
Diaretdb0	26.59	26.85	37.82	25.34	24.11	<b>20.19</b>
Diaretdb1	26.32	27.45	35.67	26.80	24.77	<b>19.68</b>
Drive	18.15	26.20	37.29	37.77	20.85	<b>16.24</b>
Átlag	<b>25.22</b>	<b>26.95</b>	<b>37.04</b>	<b>27.71</b>	<b>23.83</b>	<b>19.42</b>

#### 4.3. Összekapcsolt vakfolt- makula detektálás

Az OD - makula detektálás összekapcsolásának motivációja az, hogy az eddig elért eredményeket tovább pontosítsuk a jelöltek között fennálló matematikailag jól leírható geometriai feltételek segítségével. Az eredmények megmutatják, hogy ez a további egyedi fejlesztés jelentősen javítani képes a hagyományos egyszerű többségi szavazást (5. táblázat).

### 5. Táblázat:

ÖSSZEKAPCSOLT OD-MAKULA DETEKTÁLÁS.

Teszt adatbázisok	Graph based Combined System	
	Makula	OD
Diaretdb0	96.8%	97.6%
Diaretdb1	98.8%	96.6%
Drive	89.3%	98.3%
Átlag	96.2%	97.5%

## 5. KONKLÚZIÓ

A manapság igen népszerű kutatási terület, az úgynevezett “ensemble methods” -ot és a retina képelemzés terén belül a makula és OD detektálást sikerült összekapcsolnunk egy olyan újszerű összetett rendszerben, mely képes volt az eddigi irodalmi eredményeket tovább mélyíteni. A cél az volt, hogy a jelenlegi kutatási eredményeket felhasználva, azokat összekapcsolva egy újszerű gondolkodással, a detektálás pontosságát jelentősen javítani tudjuk, és más területen is alkalmazható sémát állítsunk fel. Az eredmények jól mutatják, hogy a rendszer maradéktalanul teljesíti az elvárt feltételeket, továbbá rendszer flexibilitása biztosítja, hogy az számos további fejlesztéssel, algoritmussal és gondolatmenettel kiegészíthető.

## KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A cikkben közölt eredmények eléréséhez szükséges kutatást Magyar Tudományos Akadémia Bólyai János ösztöndíja és az NKTH TECH08-2 „DRSCREEN – A cukorbetegség szemszövödményeinek szűrésére alkalmas képfeldolgozó rendszer kifejlesztése” című, OM-00194/2008, OM-00195/2008, OM-00196/2008 szerződészáma projekt támogatta.

## REFERENCES

- [1] A. D. Fleming, S. Philip, K. A. Goatman, J. A. Olson, and P.F. Sharp, “Automated Assessment of Diabetic Retinal Image Quality Based on Clarity and Field Definition”, *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 47, pp. 1120-1125, 2006.
- [2] C. Mariño, S. Pena, M. G. Penedo, J. Rouco, J. M. Barja, “Macula precise localization using digital retinal angiographies”, *Proceedings of the 11th WSEAS International Conference on Computers*, Agios Nikolaos, Greece, pp. 601-607, 2007.
- [3] S. Sekhar, W. Al-Nuaimy, A. K. Nandi, “Automated localization of optic disc and fovea in retinal fundus images”, *16th European Signal Processing Conference*, Lausanne, Switzerland, 5 pages, 2008.
- [4] F. Mendels, C. Heneghan, and J. P. Thiran, “Identification of the Optic Disk Boundary in Retinal Images using Active Contours”, in *Proc. Irish Machine Vision Image Processing Conf*, pp. 103–115, Sept. 1999.
- [5] S. Sekhar, W. Al-Nuaimy, and A. Nandi, “Automated Localisation of Retinal Optic Disk using Hough Transform”, in *Proceedings of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, ISBI 2008, pp. 1577–1580, Paris, 2008.
- [6] Lalonde, M., Beaulieu, M. and Gagnon, L., “Fast and Robust Optic Disk Detection using Pyramidal Decomposition and Hausdorff-Based Template Matching”, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 20, pp. 1193-1200, Nov. 2001.
- [7] Sopharak, A., Thet New, K., Aye Moe, Y., N. Dailey, M., Uyyanonvara, B., “Automatic Exudate Detection with a Naive Bayes Classifier”, *International*

- Conference on Embedded Systems and Intelligent Technology, Grand Mercure Fortune Hotel, Bangkok, Thailand, pp. 139–142, 2008.
- [8] N. Otsu, “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms”, IEEE Trans. Syst. Man and Cybern. pp. 62-66, 1979.
- [9] S. Ravishankar, A. Jain, A. Mittal, “Automated Feature Extraction for Early Detection of Diabetic Retinopathy in Fundus Images”, CVPR - IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 210-217, 2009.
- [10] M. Niemeijer, M. D. Abràmoff, B. van Ginneken, “Fast detection of the optic disc and fovea in color fundus photographs”, Medical Image Analysis, vol. 13, pp. 859–870, 2009.
- [11] M. Niemeijer, J.J. Staal, B. van Ginneken, M. Loog, M.D. Abramoff, "Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database", in: SPIE Medical Imaging, Editor(s): J. Michael Fitzpatrick, M. Sonka, SPIE, 2004, vol. 5370, pp. 648-656.
- [12] T. Petsatodis, A. Diamantis, G.P. Syrcos. “A Complete Algorithm for Automatic Human Recognition based on Retina Vascular Network Characteristics”, 1st International Scientific Conference e RA, Tripolis, Greece, pp. 41-46, 2004.
- [13] F. Zana, I. Meunier, J. C. Klein, “A region merging algorithm using mathematical morphology: application to macula detection”, Proceedings of the fourth international symposium on Mathematical morphology and its applications to image and signal processing, Amsterdam, The Netherlands, pp. 423 - 430, 1998.
- [14] Dietterich T. G., “Ensemble Methods in Machine Learning”, Multiple Classifier Systems, LNCS, vol. 1857/2000, pp. 1-15, 2008
- [15] W. G. Cochran, “Problems arising in the analysis of a series of similar experiments”, Journal of the Royal Statistical Society, 4(Suppl.), pp. 102–118, 1937.
- [16] T. Fujito, “A unified local ratio approximation of node-deletion problems”, In the Proc. of 4th Ann. European Symp. on Algorithms, LNCS, vol. 1136, Springer-Verlag, pp. 167-178, (1996).
- [17] P. G. Kolaitis and M. N. Thakur, “Approximation properties of NP minimization classes”, J. Comput. System Sci. vol. 50, pp. 391-411, 1995.
- [18] N. Garg, V. V. Vazirani and M. Yannakakis, “Multiway cuts in directed and node weighted graphs”, Proc. 21st Int. Colloquium on Automata, Languages and Programming, LNCS, vol. 820, Springer-Verlag, pp. 487-498, 1994.
- [19] E. Welzl, “Smallest Enclosing Disks (Balls and Ellipsoids)”, New Results and New Trends in Computer Science, LNCS, Vol. 555, Springer-Verlag, pp. 359–37, 1991
- [20] T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J.K. Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, H. Uusitalo, H. Kalviainen, J. Pietila: “Diaretdb0: Evaluation database and methodology for diabetic retinopathy algorithms”, Technical report, Lappeenranta University of Technology, Lappeenranta, Finland, 2006.
- [21] T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J.K. Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, A. Raninen, R. Voutilainen, J. Pietilä, H. Kälviäinen, H. Uusitalo: “DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol”, In Proc. of the Medical Image Understanding and Analysis, Aberystwyth, UK, pp. 61–65, 2007.