

Óbudai Egyetem
Neumann János Informatikai Kar
Alkalmazott Informatikai Intézet



TUDOMÁNYOS DIÁKKÖRI DOLGOZAT

**AUTOMATIKUS ÉRHÁLÓZAT
SZEGMENTÁLÁS ÉS MIKROANEURIZMA
DETEKTÁLÁS KLASZTEREZÉSI
MÓDSZEREKKEL RETINA
FELVÉTELEKEN**

Szerzők: **Varsányi Petra**
mérnök informatikus BSc. szak, IV. évf.
Fegyvári Zsolt
mérnök informatikus BSc. szak, IV. évf.

Konzulensek: **Dr. Sergyán Szabolcs**
egyetemi docens
Dr. Vámosy Zoltán
egyetemi docens

Budapest, 2015.

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés.....	5
1.1 Absztrakt.....	5
1.2 Cukorbetegség	5
1.3 Az emberi szem anatómiája.....	6
1.4 Diabéteszes Retinopátia (DR)	6
1.5 Mikroaneurizmák.....	7
1.6 A betegség kezelése.....	7
1.7 Felvétel típusok.....	7
1.7.1 Fluoreszcens angiográfia (FLAG)	7
1.7.2 Digitális funduskamera felvételek	8
1.7.3 Felvételtípusok összehasonlítása	8
1.7.4 A probléma leírása	9
2. Hasonló rendszerek	10
2.1 Walter et al.....	10
2.1.1 Előfeldolgozás.....	10
2.1.2 Jelöltkeresés	10
2.2 Frame et al.	10
2.2.1 Előfeldolgozás.....	10
2.2.2 Jelöltkeresés	11
2.3 Lazar et al	11
2.3.1 Előfeldolgozás.....	11
2.3.2 Jelöltkeresés	11
2.4 Sinthanayothin et al	12
2.4.1 Előfeldolgozás.....	12
2.4.2 Jelöltkeresés	12
2.5 Meier et al.....	13
2.5.1 Előfeldolgozás.....	13
3. Projekt előzmények	14
3.1 2013 verzió	14

3.1.1 Programvázlat	14
3.1.2 Előfeldolgozás.....	14
3.1.3 Szegmentálás.....	15
3.1.4 Detektálás.....	16
3.1.4.1 Környezet megteremtése	16
3.1.4.2 Detektálás	19
3.1.5 Következtetések	20
3.2 2014a verzió	21
3.2.1 Programvázlat	21
3.2.2 Előfeldolgozás.....	21
3.2.3 Szegmentálás.....	22
3.2.4 Detektálás.....	24
3.2.4.1 Összefüggő komponens analízis	24
3.2.4.2 Osztályzási paraméterek.....	25
3.2.4.3 Osztályozás k-NN alapján.....	25
3.2.5 Következtetések	26
4. A rendszer	27
4.1 2014b verzió	27
4.2.1 Programvázlat	27
4.2.2 Előfeldolgozás.....	28
4.2.2.1 Zöld csatorna	28
4.2.2.2 Háttérmodellek	28
4.2.2.3 Kontraszt határolt adaptív hisztogram kiegyenlítés (CLAHE)	31
4.2.3 Szegmentálás.....	31
4.2.3.1 Otsu-féle küszöbölő algoritmus	31
4.2.3.2 Maszk	32
4.2.3.3 Szegmentálás eredménye	33
4.2.4 Detektálás.....	33
4.2.4.1 Komponensanalízis	33
4.2.4.2 Komponensek vizsgálata.....	33
4.2.4.3 K-közép klaszterezés	35
4.2.4.4 Hierarchikus klaszterezés	36

5. Eredmények.....	38
5.1 Tesztadatbázisok.....	38
5.1.1 DRIVE	38
5.1.2 Diabetr1.....	38
5.2 Érhálózat szegmentálás eredményei	39
5.3 Mikroaneurizma detektálás eredményei	41
6. Továbbfejlesztési lehetőségek.....	44
6. Konklúzió.....	45
6.1 Érhálózat szegmentálása.....	45
6.2 Klaszterezés	45
6.3 Célkitűzések értékelése.....	46
6.4 Új célok.....	46
7. Hivatkozások.....	47
Melléklet.....	49

1. Bevezetés

1.1 Absztrakt

A cukorbetegség az egyik legelterjedtebb betegségnek számít hazánkban és világszinten egyaránt. Egyik lehetséges szövődménye a diabéteszes retinopátia, amely a látásvesztés egyik vezető oka felnőttkorban. Ez a szembetegség kezdeti stádiumában még kezelhető, ezért korai diagnosztizálása sorsdöntő lehet. Első jellemző tünetei a mikroaneurizmák, melyek apró, izolált, kör formájú, az érhálózathoz hasonlóan vörös színű, kis foltokként jelennek meg a retináról készített felvételeken.

A retinaképek szakértői, manuális kiértékelése bonyolult, a mikroaneurizmák nem azonosíthatóak mindig egyértelműen, így sokszor nehézkes a képek kielemezése. A projekt célja egy olyan döntéstámogató rendszer létrehozása, amely a szakértőket segíti a képek elemzésében, így a fundus felvételek alapján gyorsabban, hatékonyabban tudják a betegséget korai stádiumban diagnosztizálni.

A projekt három alrendszerből épül fel: előfeldolgozásból, szegmentálásból és detektálásból. Az előfeldolgozás részben egy többlépcsős szűrőrendszer segítségével eltávolítjuk a háttérrel és a zajokat a képről. A következő lépésben szegmentáljuk az ereket és a mikroaneurizmákat, majd egy osztályozó rendszer alkalmazásával két kimeneti képet hozunk létre, egyiken a szegmentált érhálózat, a másik képen a potenciális mikroaneurizmák láthatóak.

1.2 Cukorbetegség

A cukorbetegség (diabetes mellitus) vagy röviden diabétesz, a test cukorfeldolgozási zavara. Oka az inzulin nevű hormon hiányára, vagy a szervezet a vegyülettel szemben való ellenállásra vezethető vissza.

Az emésztési folyamat közben a táplálék lebontásával a szénhidrátok glükózzá bomlanak, ezt a vérbe kerülve vércukornak nevezzük. Az inzulin egy kaput nyit a sejtek és a cukor között, így elvezeti a vércukrot a sejtekhez. Az emberi test a glükózt energiaforrásként hasznosítja, de egy részét el is tárolja. Ebből következik, hogy a vér cukorkoncentrációja nagyjából állandó, azonban ezeknek a szerveinknek a tárolókapacitása véges.

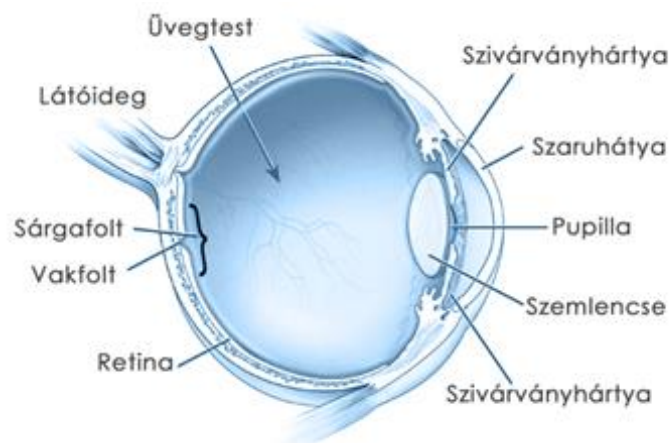
A máj az egyetlen belső szerv, amely képes a cukor előállítására. A mennyiséget két hormon befolyásolja: az inzulin gátolja, míg a glukagon serkenti a termelést. Ha a sejtek nem

képesek a cukor felvételére, vagy nincs elég inzulin a túltermelés megakadályozására, a vérben felhalmozódik a glukóz. Ez egyben a vércukorszint emelkedését is jelenti. A vér sűrűsödik, az erekben lévő nyomás növekszik, így az érhalózat károsodhat.

“A diabetes mellitus a XXI. század egyik legjelentősebb népegészségügyi problémája, becslések szerint 2025-re várhatóan 380 millióra fog növekedni a cukorbetegség száma. Hazánkban a közelmúltban lezajlott reprezentatív felmérés adatai alapján a 2-es típusú cukorbetegség prevalenciája 7-8% közötti.” [3]

1.3 Az emberi szem anatómiája

A szem az emberi test egyik legbonyolultabb szerve (ld. az 1. ábrán). A fény a pupillán keresztül érkezik az üvegtestbe, majd a szemgolyó hátsó falára, a retinára vetül. A retina a szem egyik legfontosabb eleme, a rajta elhelyezkedő receptorok alakítják a fényt az agy számára feldolgozható elektromos ingerületté. Ennek vérellátását az érhártya biztosítja.



1. ábra: A szem anatómiája [4]

1.4 Diabéteszes Retinopátia (DR)

Az ideghártya vérkeringését biztosító erek falai fokozatosan gyengülnek a cukorbetegség következtében, kiöblösödhetnek, elzáródhatnak. Az emberi test ezt új kiserek létrehozásával próbálja megoldani. Ez a jelenség az érújdonképződés. A rendellenes, gyenge kiserek a megfelelő vérellátást nem képesek fenntartani, megrepedhetnek, váladék és vér szivároghat ki belőlük. A kiömlő vér (haemorrhage) az üvegtestbe jutva gátolja a fény útját a retinához, ezzel rontja a látás minőségét.

1.5 Mikroaneurizmák

A mikroaneurizmák a betegség korai stádiumában detektálható, kör alakú érkiöblösödések. Konszenzus alapján a maximális átmérő a legnagyobb ér keresztmetszetével egyenlő. Számuk korrelál a megbetegedés súlyosságával, illetve a valószínűsíthető előrehaladásával [5]. Ezt az összefüggést az 1. táblázatban kategorizáltan láthatjuk.

A diabéteszes retinopátia kategorizálása	
DR stádium	MA számossága
0.Kategória (nincs)	MA=0 és V=0
1. Kategória (enyhe)	$1 \leq MA \leq 5$ és $V=0$
2. Kategória (mérsékelt)	$5 < MA < 15$ vagy $0 < V \leq 5$
3. Kategória (súlyos)	$MA \geq 15$ vagy $V > 5$

1. táblázat: A DR kategorizálása a mikroaneurizmák (MA) és a bevérzések (V) száma alapján [6]

1.6 A betegség kezelése

A páciens szemét érzéstelenítik, majd lézerrel a makulát elkerülve a retinára fókuszálnak. Az elpusztított szövetnek már nincs igénye a vér által szállított oxigénre, így a retinának nem lesz szüksége a gyenge erekre.

A rendellenes erek összemennek és gyakran nem is nőnek újra. Az erek megrepedésének és a retina leválásának az esélye is csökken. A kezeléssel a látásélességen nem lehet javítani, de a további károsodást megakadályozhatjuk vele. Bizonyos esetekben a kezelést ismételni kell.

1.7 Felvétel típusok

1.7.1 Fluoreszcens angiográfia (FLAG)

Míg a digitális funduskamera képek a szem egzakt, pillanatnyi állapotát mutatják be, a FLAG egy folyamatot rögzít.

Maga a vizsgálat komplex feladat: A páciens könyöki vénájába Na-fluoreszcens oldatot juttatnak, melynek hatása 10-13 másodperc múlva látható lesz (2. ábra). A vizsgálat során több felvétel készül a retináról. Az erekbe juttatott fluoreszcens oldat a vérrel telt területeket világos

színnel kihangsúlyozza, így nagy kontrasztot képez a háttérrel. A képek rengeteg információval szolgálnak, mivel lehetőséget nyújtanak a vérkeringés teljes folyamatának elemzéséhez.



2. ábra: FLAG képsorozat egy retináról [7]

1.7.2 Digitális funduskamera felvételek

Az eljárás során a páciens fejét egy álltartó segítségével rögzítik, majd egy mikrokamerával, erős bevilágítás mellett, képet készítenek szűk pupillán keresztül a szemfenékről. A mikrokamera a 3. ábrán lévő képhez hasonló, hagyományos, színes felvételt készít.



3. ábra: Digitális funduskamera felvétel [8]

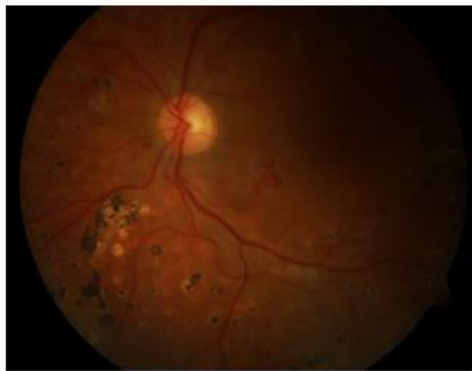
1.7.3 Felvételtípusok összehasonlítása

A fluoreszcens angiográfia pontosabb képeket produkál, ám költségesebb. A digitális funduskamera előnyei: olcsóbb és a páciens számára kényelmesebb procedúra.

1.7.4 A probléma leírása

A képek feldolgozását több körülmény is megnehezíti (ld. 4. ábra):

- Gondot jelent a retina nem megfelelő megvilágítása. A túl kevés fény alacsony kontrasztú területeket eredményez, amelyeken nem látszanak a finomabb részletek.
- A kamera lencsájén lévő por a felvételek minőségét befolyásolja, méret alapján hibásan mikroaneurizmának detektálhatók.
- Az emberi retina természetes színe rasszonként különböző.
- A szem részeinek kinézete egyedi. Emberenként különböző a vakfolt, az érhálózat és a látógödör elhelyezkedése, mérete és pigmentációja.
- Abban az esetben, ha a páciens a felvétel készítése közben elmozdul, pislog, könnyezik, a kép homályos lesz, így nehezebben elemezhető.
- A mikroaneurizmák mérete változó. Ha túl kicsi, könnyen összetéveszthető a zajjal.
- A mikroaneurizmák egyértelmű azonosítása nehéz feladat.
- Amennyiben a beteg retináját korábban lézeresen kezelték, fekete színű, kör alakú nyomok találhatók a felvételen, melyek méret alapján tévesen detektálhatók.



2. ábra: Retinakép rossz megvilágítással és műtéti beavatkozásra utaló lézernyomokkal [8]

2. Hasonló rendszerek

Az alábbiakban bemutatjuk, hogy milyen hasonló rendszereket dolgoztak már ki. Röviden értékeljük is az egyes rendszereket, figyelembe véve a saját rendszerünkkel kapcsolatos rendszertervet.

2.1 Walter et al.

2.1.1 Előfeldolgozás

Egy általuk fejlesztett, szürkeárnyaltos képen használható kontrasztjavító eljárást hajtottak végre, amellyel a részleteket hangsúlyozzák ki [9].

2.1.2 Jelöltkeresés

Az algoritmus morfológiai zárást hajt végre a képen. Ez tulajdonképpen egy dilatáció, majd erózió azonos szerkesztőelemmel. A módszer a szerkesztőelem által meghatározott kis, sötét objektumokat detektálja. Végző lépésben elvégez egy küszöbölést, a megmaradt objektumokat mikroaneurizmának jelöli.

Hátránya, hogy két egymás mellett lévő mikroaneurizma összeolvadhat egy nagyobb objektummá, így nem lehet őket külön objektumként detektálni. Előfordul, hogy kisebb zajokat is összekapcsol, majd méret szerint tévesen mikroaneurizmának detektálja őket.

2.2 Frame et al.

2.2.1 Előfeldolgozás

Az algoritmus a felvétel zöld csatornáján zajcsökkentés céljából medián szűrést hajt végre egy nagyobb maszk alkalmazásával [10]. Ezt a módszert többen is használták, például Xu is [11]. Így meghatározza a háttér megvilágítását. Ebből a képből kivonja a zöld csatornás képet, így egy árnyalatjavított képet hoz létre, hiszen a zöld csatornás kép és a mediánjának eltérését mutatja, amely megvilágítástól függetlenül ad eredményt [12].

2.2.2 Jelöltkeresés

Morfológiai top-hat transzformációt hajt végre:

$$T(f) = f \bullet s - f$$

Jelölések:

- - morfológiai zárás művelet
- f - az eredeti kép
- s - a szerkesztőelem

A transzformációt tizenkét darab, 15 fokként elforgatott szerkesztőelemmel végzi el. A transzformációk maximumát kivonja a képből, ezzel eltávolítja a legnagyobb komponenseket a felvételtől. Gauss-szűrést végez rajta, és előre meghatározott küszöbérték alapján binarizál, majd az eredeti méreteket visszaállítja egy régió növelési lépéssel. Az eredmény egy olyan kép, melyen csak a jelöltek szerepelnek.

Mivel a legtöbb projektnél találkoztunk ezzel a módszerrel, mi is a képek zöld csatornájából indultunk ki. Ezen a csatornán volt a legkülönbözőbb az erek rajzolata és tapasztalataink szerint a mikroaneurizmáké is.

2.3 Lazar et al

2.3.1 Előfeldolgozás

Az előfeldolgozás során a kép zöld csatornáján Gauss szűrést hajt végre, majd invertálást végez [13].

2.3.2 Jelöltkeresés

Az algoritmus pixelenként intenzitásprofilokat vizsgál több irányból, -90° és $+90^\circ$ közötti, egyenlő távolságra lévő egyenesek mentén. A vizsgált pixeleket tömbökbe rendezi. Minden profilon a maximális intenzitásértéket és annak a pixelnek az indexét adaptív küszöbölésre használja fel. Visszaalakítja őket két-dimenziós koordinátákká, majd átlagolást és hiszterézises küszöbölést hajt végre, így előállítva a jelölteket. A módszer az alapján dolgozik, hogy az erek és a mikroaneurizmák minden irányból vizsgált, kiindulási pontonként összevetett intenzitásprofiljai eltérnek az alakjuk miatt. Mikroaneurizma esetén minden irányban az intenzitásprofilokon kiugró érték figyelhető meg. Ez ér esetében hiányzik.

Célunk az volt, hogy ezt a módszert felhasználva az objektumokat egymástól el tudjuk különíteni és detektálhassuk a mikroaneurizmákat, mint körszerű foltokat. A kisebb területű komponensek kiválasztásával, tömegközéppontjuk kiszámításával egy olyan képet hoztunk létre, melyeken a számunkra fontos objektumok szerepelhetnek. Az objektumok közepéből kiindulva tudtuk ezt az algoritmust használni.

2.4 Sinthanayothin et al

2.4.1 Előfeldolgozás

Az algoritmus az RGB komponenseket egy másik modellbe alakítja át, amely az intenzitást, árnyalatot, telítettséget tartalmazza (IHS modell). Lokális, adaptív kontrasztjavítást hajt rajta végre. A képet RGB színtérbe visszatranszformálja [14].

2.4.2 Jelöltkeresés

A mikroaneurizmák detektálása előtt a szem részeit ismeri fel, így a jelöltek számát csökkenteni tudja. A látógödröt korreláció vizsgálatával, a vakfoltot a szomszédos pixelek közötti eltérések elemzésével, az érhálózatot többrétegű perceptron neurális hálózattal távolítja el a képről. A mikroaneurizmák és bevérvések detektálásához zöld csatornát használ, mivel a vörös szín itt nagyobb kontraszttal szerepel. Mivel az érhálózatot már korábban detektálta, az azonos szín miatt nem osztja be egyik csoportba sem az erek pixeleit. Ezt az eljárást alkalmazta Serrano is [15].

Előfeldolgozás során nem térünk át más színtérre, de zöld csatornán mi is lokális, adaptív kontrasztjavítást használunk fel annak érdekében, hogy az érhálózatot és a mikroaneurizmákat a felvételek háttérétől jobban elkülöníthessük.

2.5 Meier et al

2.5.1 Előfeldolgozás

Projektjük célja elsősorban a glaukóma felismerése volt retina felvételeken. A képfeldolgozást három lépcsőn keresztül vitték végbe. Az előfeldolgozás során normalizálták a képeket megvilágítási problémák kizárása érdekében. Az erek elhelyezkedésének meghatározása után, interpolációval helyettesítették azt az eredeti képen. Jellemző pontok kereséséhez többek között főkomponens analízist, valamint Fourier transzformációt alkalmaztak, majd a képek osztályzásra kerültek [16].

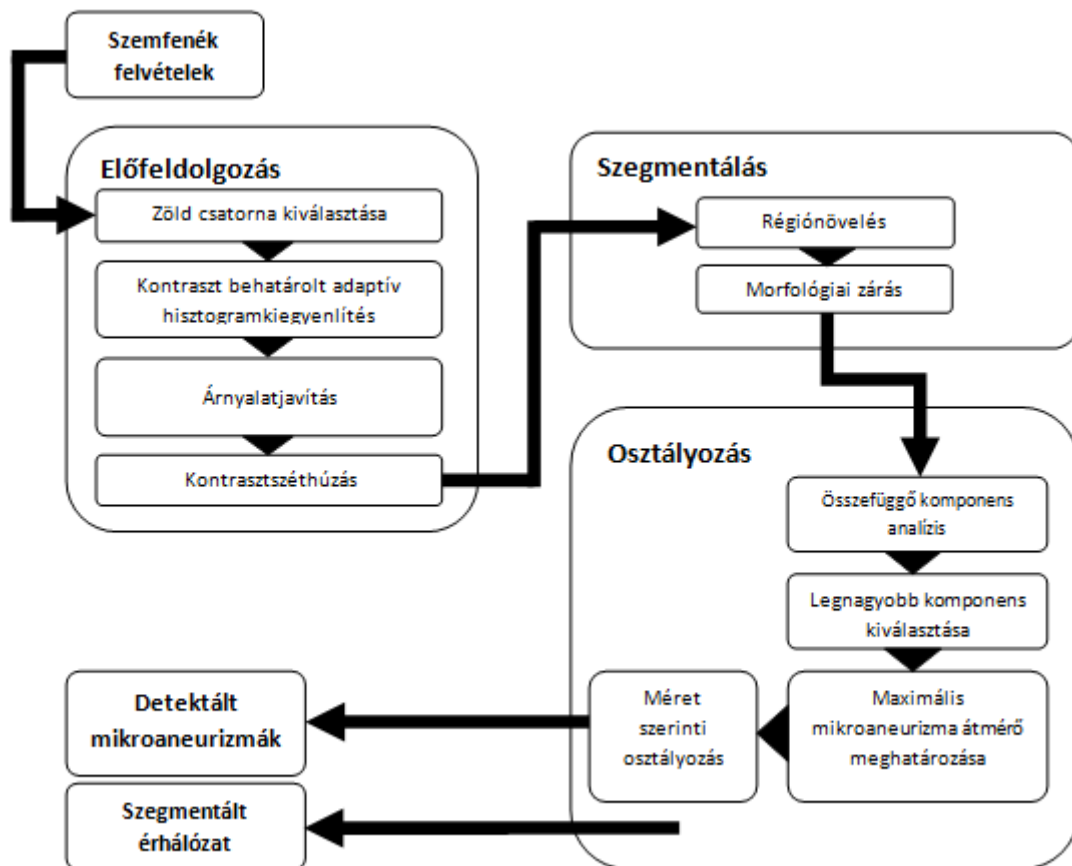
Projektünkben hasonlóképpen a fentiekhez, mi is alkalmaztunk főkomponens analízist, bár nekünk a mikroaneurizmák átmérőjének meghatározása miatt volt fontos. A klaszterezés megvalósításához a mi algoritmusunkban is használatba került a Fourier transzformáció.

3. Projekt előzmények

3.1 2013 verzió

3.1.1 Programvázlat

A rendszer három fő részből áll: előfeldolgozásból, szegmentálásból, osztályozásból. A bemeneti képeink a színes retinafelvételek, ezek átalakításával áll elő a két kimeneti kép, a detektált mikroaneurizmák, valamint a szegmentált érhálózat képe (ld. 5. ábra).



3. ábra: 2013 őszi programvázlat [1]

3.1.2 Előfeldolgozás

A képek RGB szintérben kerülnek feldolgozásra. Korábbi kutatásaink alapján kiderült, hogy a zöld csatorna tartalmazza a legtöbb információt [10] a képeken a három csatorna közül. Ennek kiválasztása jelentősen gyorsítja a feldolgozást, mivel az algoritmus csak intenzitásképekkel dolgozik tovább.

A zöld csatornás képen kontraszt behatárolt adaptív hisztogram kiegyenlítést hajtunk végre (CLAHE)[17], amely az érhálózatot kontrasztosabbá alakítja a háttérhez képest, így jobban elkülönítve azt. A módszer lényege, hogy az intenzitás értékeket úgy alakítja át, hogy a hisztogramkiegyenlítés során az eloszlást lokálisan a normális eloszláshoz közelíti. Az adott terület hisztogram értékeit egy meghatározott vágási szint felett levágja, majd a hisztogram aljához illeszti egyenletesen elosztva. Az eredmény egy élesebb kép, melyeken a kisebb részletek fel vannak erősítve. Az algoritmus hátránya az, hogy lokálisan dolgozik, így a háttérben lévő zajok is felerősödnek.

A kontrasztjavítás után árnyalatjavítást kerül elvégzésre. Lényege, hogy egy nagy kernelű mediánszűrő használatával becslés készül a háttér megvilágításáról, majd ezt felhasználva alakítódik át a kép.

Ezt követően kontrasztszéthúzással lesznek hangsúlyosabbak a képek, hogy a szegmentálás algoritmus hatékonyabban működjön.

3.1.3 Szegmentálás

Az előfeldolgozáson átesett képen szegmentálás hajtódik végre, mely típusának megválasztását az erek topológiája ihlette. Az érhálózat fa struktúrához hasonlóan egy vastagabb érből több irányba ágazik szét. Tapasztalataink során kiderült az is, hogy az erek belső területein elhelyezkedő pixelek intenzitásai magasabbak, mint az érfalnál lévőké. Ezek a kiugró intenzitások kiinduló pontokként kerültek felhasználásra, majd régiónöveléssel belülről terjeszkedve meghatározásra kerültek az érhálózat határai. Az algoritmus rekurzívan, négyes szomszédságot figyelembe véve működik.

Ennek az algoritmusnak a paraméterezése bonyolult feladat: az erek szakadozottsága miatt nem elég a legmagasabb intenzitás érték pozíciójából kiindulni, ezért a képen szereplő intenzitások egy magas értékkel rendelkező halmaza választódik ki. Fontos a megállási küszöbérték beállítása, amely intenzitás érték alatt a rekurzió megáll.

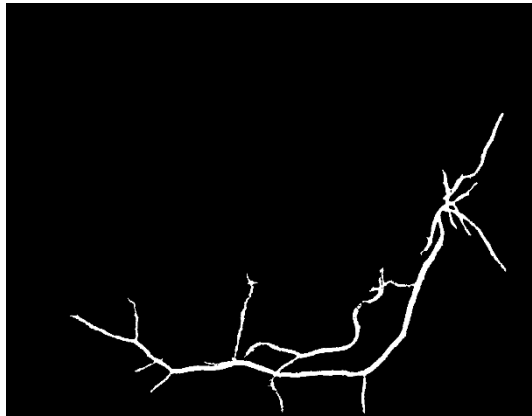
A művelet során egy olyan kép készül el, amely az érhálózatot és a mikroaneurizmákat is tartalmazza, mivel intenzitásértékük alapján hasonlóak. Végrehajtottunk egy morfológiai zárást, hogy a régiók egységesebbé váljanak.

3.1.4 Detektálás

3.1.4.1 Környezet megteremtése

3.1.4.1.1 *Komponensek elemzése területük alapján*

Az előfeldolgozás és szegmentálási algoritmusok alkalmazásával egy olyan képet állítottunk elő, amelyen az érhálózat, a mikroaneurizmák és egyéb objektumok különálló komponensekként kezelhetőek. Ezek az egységek területükben különböznek egymástól, így e tulajdonságot felhasználva választja őket külön az algoritmus.



6. ábra: Főeret tartalmazó komponens

Az eredmény két kép, egyiken a kisebb területű, olyan objektumok, amelyek potenciálisan mikroaneurizmák, a másik kép az érhálózatot tartalmazza, amely a nagyobb komponensek csoportja.

A mikroaneurizma maximális méretét a legvastagabb ér keresztmetszete alapján határoltuk be (ld. 6. ábra). Tapasztalataink szerint a legnagyobb területű régió tartalmazza ezt az információt. Így szükség van egy olyan bináris képre, amely a legnagyobb területű komponenst tartalmazza, mivel tesztelések során kiderült, hogy ezen a képen fellelhető a legvastagabb főér, melynek mérete a mikroaneurizmák méret szerinti osztályozásához egy felhasználható információ.



7. ábra: Érhálózatot tartalmazó komponensek

A második kimeneti kép a szegmentált érhálózatot tartalmazza, ez látható a 7. ábrán. Érnek minősül az a komponens, amely egy manuálisan beállított értéknél nagyobb területtel rendelkezik. Ennek az értéknek helyes meghatározása rendkívül fontos, mivel túl nagy szám esetén a kisebb ereket elveszítjük, fordított esetben a lehetséges jelölteket is tévesen érként szegmentáljuk. Az általunk megválasztott érték a tesztelt képeken többnyire eredményesen működik, de finomításra szorul.



8. ábra: Lehetséges mikroaneurizmák komponensei

A harmadik bináris képet úgy kapjuk, hogy a régiónövelés során létrejött kép és a csak ereket tartalmazó bináris kép különbségét képezzük (ld. 8. ábra). A differencia a kisebb objektumokat tartalmazza, amelyek lehetséges mikroaneurizmák.

Az érhálózat ideális esetben maga egy külön komponens, de tesztek elvégzése során azt láttuk, hogy az erek végződéseinél lévő szakadozások a tökéletlen szegmentálás miatt külön komponensekké váltak. Mivel izolált pontokként viselkednek, végül a kisebb objektumokat

tartalmazó bináris kép részei lettek. Sokszor alakjuk és méretük is megfelel a mikroaneurizmák kritériumainak, így hamisan detektálhatók. Ezen a morfológiai zárás elvégzése tudott segíteni, de hiba így is maradt.

3.1.4.1.2 Mikroaneurizma maximális átmérőjének meghatározása

Az algoritmus a legnagyobb komponenst tartalmazó bináris kép skeletonját létrehozza (ld. 9. ábra). A skeleton pontjait listába menti. A lista minden eleméből kiindulva intenzitásprofilt néz 0° , 45° , 90° , 135° fokos irányokban. Az adott pontot a régiónövelés eljárás során elkészült képen elhelyezi, majd ebből a kiindulási pontból az éppen vizsgált iránynak megfelelően addig lépked, ameddig az objektum határát át nem lépte. Ezeknek a pontoknak a számát eltárolja, mint egy egyenes hossza, és megismétli az algoritmust 180° fokkal elforgatott irányban is, azonos kiindulási pontot használva. Leállás esetén az egyenes hosszát újra növeli. Az egyenes végpontjait lementi.



9. ábra: Legnagyobb komponens skeletonjának egy részlete [4]

Miután minden, az adott ponthoz tartozó összes egyenes hosszát kiszámította (ezt a 10. ábrán láthatjuk), megkeresi a legrövidebbet, és azt vizsgálja meg, hogy a rá merőleges egyenes hossza hogyan aránylik hozzá.



10. ábra: Főkomponensre illesztett egyenesek

Ha ez a normális sokkal hosszabb, mint a keresztmetszet, akkor valóban érről van szó, így összehasonlítja az eddigi legnagyobb keresztmetszettel, amit az eljárás során talált. Az összehasonlított két érték közül a nagyobbat eltárolja.

Miután a lista összes elemén lefutott az algoritmus, a maximális mikroaneurizma átmérőt úgy definiáljuk, mint a talált legnagyobb keresztmetszet.

A tesztek lefuttatása után a legjobb eredményt úgy kaptuk, ha a normálist háromszor nagyobbak állítjuk be, mint a keresztmetszet hosszát. Ez a szorzó elég nagy, de tesztképeink manuális ellenőrzése során úgy ítéltük, kielégítő eredményt szolgáltat.

3.1.4.2 Detektálás

Az algoritmus létrehozza a kisebb komponenseket tartalmazó kép skeletonját. A skeleon pontjait listába menti, és belőlük kiindulva intenzitásprofilokat néz 0° , 45° , 90° , 135° irányokban, a korábban leírt módszer alapján. A kiindulási pontokhoz hozzárendeli a négy egyenest.

A mikroaneurizmák detektálása az egyenesek segítségével történik. Az adott kiindulási ponthoz tartozó területet akkor jelöli mikroaneurizmának, ha az alábbi feltételek megvalósulnak:

- Az egyenesek hossza nagyjából egyenlő, ez biztosítja azt, hogy a talált folt kör alakú.
- Egyik egyenes hossza sem nagyobb, mint a legnagyobb keresztmetszet. Ezzel a kritériummal a méretet vizsgálja.

Mivel a korábbi algoritmusaink nem adnak tökéletes eredményt, szükség volt arra, hogy engedményeket tegyünk. Így az első feltételnél kezdetben a középső méretű egyenes hosszát vizsgáljuk, a többi egyenest ehhez hasonlítjuk. A programban 4 pixelnyi eltérést is megengedtünk, hiszen a mikroaneurizmák sok esetben a zajjal összemosódva már elveszítették kör formájukat.

Az engedményeket azért tettük, mert a program így több mikroaneurizmát tudott detektálni. A hátránya, hogy több olyan objektum is megfelelt így a feltételeknek, amely nem volt mikroaneurizma.

3.1.5 Következtetések

Az érhalózat szegmentálásának javítása elsősorban helyesebb háttérbecsléssel érhető el. A nagy kernelű mediánszűrő hajlamos elmosni a kisebb ereket, ezáltal ellehetetlenítve detektálásukat, tehát elsődlegesen ennek fejlesztése a cél.

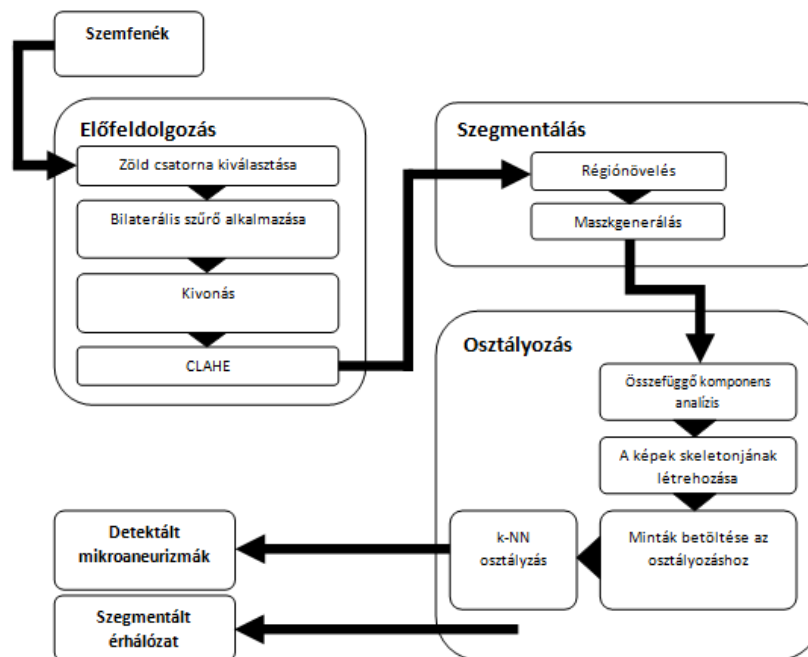
Az algoritmus során létrejött kép sok helyesen detektált mikroaneurizmát tartalmazott, azonban a hibás detektálások száma is jelentős volt. A továbbfejlesztés célkitűzése így az lett, hogy a téves találatok számát csökkentsük.

Az algoritmus nem vette figyelembe a tulajdonságok közötti bonyolultabb összefüggést, valamint azt, hogy az objektumok, zajok hasonló tulajdonságokkal rendelkeznek, csoportot alkotnak. A következő verzióban így egy osztályozó algoritmust használtunk a detektálás megvalósításához.

3.2 2014a verzió

3.2.1 Programvázlat

A 2014-es fejlesztés során megváltozott az egyes alrendszerek felépítése (ld. 11. ábra). Az előfeldolgozás során medián szűrőt nem alkalmaztunk, valamint az osztályozáshoz tanító minta használatára került sor, ezért nem szükséges a legnagyobb keresztmetszet meghatározása sem. A továbbiakban ezeket részletesen kifejthjük.



11. ábra: 2014 tavaszi programvázlat

A projekt megvalósítása két fő részből tevődik össze: egyrészt külön kell választani az ereket és a háttérrel, valamint ki kell szűrni a mikroaneurizmákat. Ezt a feladatot úgy oldja meg az algoritmus, hogy az ereket és a mikroaneurizmákat egy képre szegmentálja, majd egy osztályozó alrendszer veszi kezelésbe a keletkezett régiókat.

3.2.2 Előfeldolgozás

A bemeneti képek színes, RGB szintérre kódolt szemfenék felvételek. Az érhálózat szegmentálás ellenőrzésére publikált képek felbontása egységesen 584×565 pixel. A projekt ismertetésének első része egy ilyen kép feldolgozásával kerül bemutatásra.

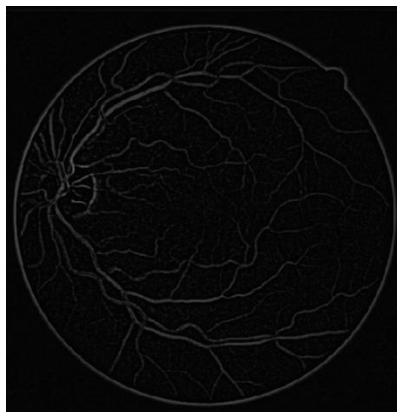
Az előző verzióhoz hasonlóan első lépésként a képek zöld csatornája kerül kiválasztásra, ugyanis e csatorna tartalmazza a feladat számára legértékesebb információkat. A többi csatorna

intenzitásértékei csupán elenyészően mutatnak különbséget az erek és a háttér között. Az algoritmus e lépés által sokkal gyorsabbá válik. Ez a módszer a retina-feldolgozó projektek gyakran használt módszere [10].

A bilaterális filter egy nemlineáris, zajsökkentő, élmegtartó szűrő [18]. Minden pixel intenzitásértéke a közelben elhelyezkedő pixelek intenzitás értékeinek súlyozott átlagára változik.

A bilaterális szűrő kimenetén elkészülő képből kivonásra kerül a zöld színcsatorna. Erre azért van szükség, mert a bilaterális szűrő által generált kép egy háttérbecslést ad a zöld csatornás képről. Amennyiben ez eltávolításra kerül a képről, úgy a fennmaradó kép a háttér nélküli érhálózat lesz. Természetesen ez még nem megfelelő eredmény, mert az erősebb háttér részletek még megmaradnak, de a jelentős háttérelemek eltűnnek.

A háttér elnyomott képen egy kontrasztbehatárolt adaptív hisztogramkiegyenlítés kerül elvégzésre. Ennek lényege, hogy a képen lokális hisztogramkiegyenlítés történik, tehát a képrészleten elkészült hisztogramot feldolgozva alakul ki az egyes pixelek új értéke. Az előző verzióban ez a lépés előbb hajtottódott végre, azonban ennek az volt a hátránya, hogy a kép szemcséssé vált, vagyis a háttérzajokat lokálisan felerősítette, még a kivonás előtt (12. ábra). Ezt figyelembe véve került kialakításra a továbbfejlesztett előfeldolgozás.



12. ábra: DRIVE adatbázis kép [19] előfeldolgozva

3.2.3 Szegmentálás

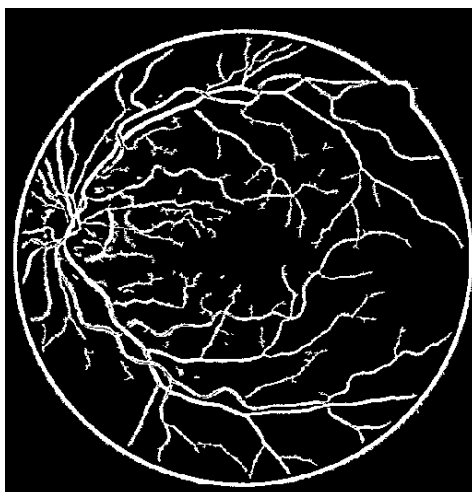
A projekt kialakítása során több szegmentáló algoritmust vizsgáltunk meg. Ezek tesztelési eredményeire támaszkodva került kiválasztásra a legjobb eredményt nyújtó algoritmus.



13. ábra: Érhálózat szegmentálás problémái

Az egyszerű küszöbölő eljárások nem jártak sikerrel, mert rengeteg apró, de megmaradt háttérzajt is belevettek a képbe. Valamint meglehetősen nehéz meghatározni a szükséges küszöb paramétert, ugyanis ez képenként eltérő lehet, és automatikus előállítása szintén nem egyszerű feladat.

A megoldásunkhoz az ötletet az erek általános elhelyezkedése adta. A képeken az érhálózat fa struktúrájú elhelyezkedést mutat. Problémát jelenthetnek az olyan területek, ahol az erek átfedhetik egymást, egy ilyen képrészlet látható a 13. ábrán. Az algoritmus a szegmentáláshoz egy rekurzív régiónövelő algoritmust alkalmazott, mely csak és kizárólag megadott pontokból terjeszkedett, és csak egy bizonyos értékig futott (ld. 14. ábra).

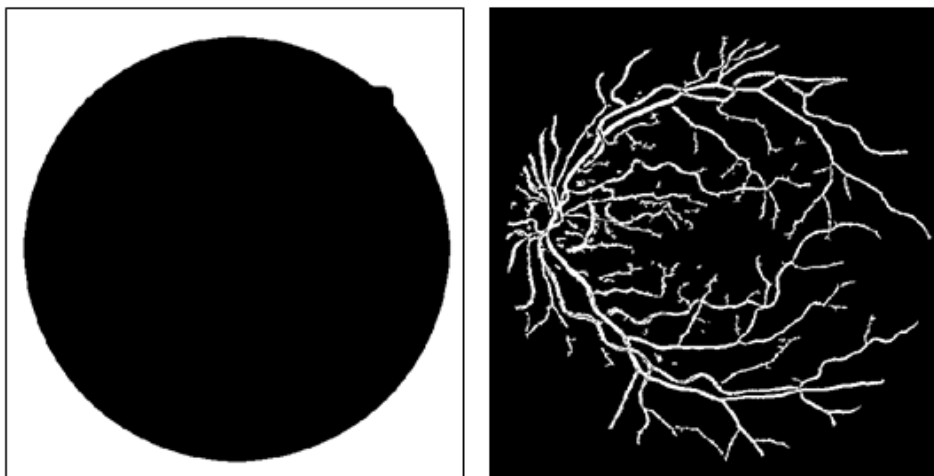


14. ábra: Szegmentált kép kerettel

A szegmentálás után szükség volt a kép keretének eltávolítására. Ez a keret, mivel a bilaterális szűrő felerősíti az éleket, a szegmentált képen felerősödve jelenik meg (9. ábra), mert a szűrés után ezek a pixelek magas intenzitás értéket kaptak.

A maszkot, mely kivonásra került a képből (15. ábra), az előzőleg megismert régiónövelő algoritmussal készült el: a kép négy sarkából indult a rekurzió, majd az élekig futott. Mivel a

képen felerősödött él a kép belseje felé is növekedett, így a generált maszkon egy morfológiai nyitás hajtódott végre, mellyel egyenletesen megnövekedett a maszk területe.



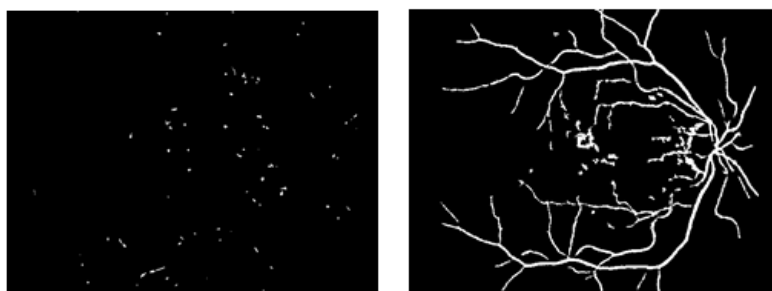
15. ábra: Régiönövelés eredményei

3.2.4 Detektálás

3.2.4.1 Összefüggő komponens analízis

Az előző módszerhez hasonlóan a szegmentált képen összefüggő komponenseket kerestünk 8-as szomszédságot vizsgálva, majd két képre osztottuk őket (16. ábra) a területük alapján.

A kisebb komponensek az érhálózat kis, a régiönöveléses algoritmus során izolálttá vált elemeit is tartalmazták a korábbi tapasztalatok alapján, valamint a mikroaneurizmákat. A nagyobb komponenseket tartalmazó kép az érhálózat összefüggő, nagyobb részeit tartalmazta, vagyis az érhálózat durvább szegmentálását.



16. ábra: Komponensek terület alapú felbontása

Az összefüggő komponenseket tartalmazó két képen morfológiai vékonyítás műveletet iteráltunk addig, amíg meg nem kaptuk az objektumok vázát. A váz pontjaiból kiindulva 0° , 45° , 90° és 135° -os irányokban vizsgáltuk az objektum határait a komponenseket tartalmazó

képen és a kiértékelte képen. Amint átléptük az objektum határát az adott irányban, a hosszértéket eltároltuk.

3.2.4.2 Osztályzási paraméterek

Osztályozó algoritmusunk két, kiindulópontonként eltárolt tulajdonságot használt fel a lehetséges mikroaneurizmákat tartalmazó kép objektumainak két csoportba sorolásához (érhálózat része, illetve mikroaneurizma):

- Összehasonlítva a négy irányból kiszámított hosszértékeket, átlagot számítottunk belőlük. A mikroaneurizmák körszerű foltok, és a területüket a kör területének számításával közelítettük az átlagérték, mint sugárhossz ismeretében. Ha egy érhálózat elemét vizsgáltuk, a területszámítás nem működött megfelelően, mivel az alak nem körszerű. Így ezen kívül más tulajdonságot is figyelembe kellett vennünk ahhoz, hogy meghatározzuk, hogy az adott objektum az érhálózat egy leszakadozott eleme, vagy mikroaneurizma.
- A négy hosszérték közül a leghosszabbat is vizsgáltuk. Az algoritmus az objektum határát egy fix maximális méretig kereste, amely biztosan nagyobb, mint a mikroaneurizma lehetséges legnagyobb átmérője. Az érfallal párhuzamos irányban eltárolt hosszérték a négy közül a legnagyobb. Ez egy meghatározó tulajdonság, amely mikroaneurizma és érhálózat eleme esetén különbözik.

Az általunk használt adatbázis kiértékelése konfidenciaszintekkel jellemezte a kép egyes régióit. A konfidenciaszintek azt jelölték, hogy a szakértők mennyire látták biztosnak azt, hogy a kép adott területén mikroaneurizma van. A túl nagy régiókat ki kellett zárunk az elemzésből. A tanító minta elemei így csak az egyértelmű jelöléseket tartalmazták.

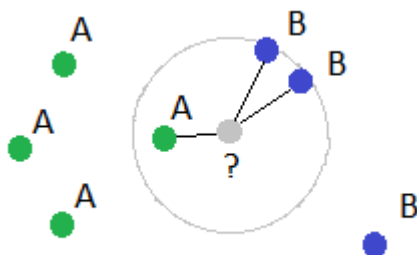
3.2.4.3 Osztályozás k -NN alapján

A „ k -legközelebbi szomszéd” (k -Nearest Neighbors, k -NN) egy osztályozásra használható módszer, amely tanító minta segítségével dolgozza fel az adatokat. Az ún. „laza osztályozókhoz” tartozik, mivel a tanító minták adataiból nem épít fel modellt. Az osztályozás során az algoritmus kimenete azt határozza meg, hogy a tesztelt objektum melyik osztályhoz tartozik.

Mi a kisebb területű komponenseket tartalmazó képen lévő összes objektumot elemeztük a k -NN segítségével. A tanító minta és az aktuálisan vizsgált objektum numerikus attribútumaiból vektorokat képeztünk. Az éppen elemzett kis területű objektumhoz tartozó vektortól távolságot

számítottunk a tanító mintából vett vektorokhoz képest. A k legközelebbi vektor objektumának osztálya befolyásolta azt, hogy az algoritmus mikroaneurizmának vagy érhálózatnak látta-e az objektumot. Az osztályozás működése a 17. ábrán látható.

A vektorok távolságának meghatározására több módszer is létezik, mi euklideszi térben vizsgáltuk a távolságot. A k legközelebbi szomszéd többségi szavazatával állt elő a kimenet.



17. ábra: k -NN osztályozás működése

A megfelelő k érték megválasztása lényeges volt: kis k értékek esetén a lokális hibákra, zajokra érzékenyebbé vált az algoritmus. Túl nagy érték megválasztásánál más, távol lévő objektumok is befolyásolták az eredményt, amelyek más osztályokhoz tartoztak.

3.2.5 Következtetések

A bilaterális szűrő, mint háttérbecslő metódus, rendkívül jó eredményekhez vezetett, azonban a probléma még mindig fenn áll a kis erek tekintetében. Célkitűzés továbbra is a háttérbecslés továbbfejlesztése, valamint más binarizáló algoritmusok tesztelése.

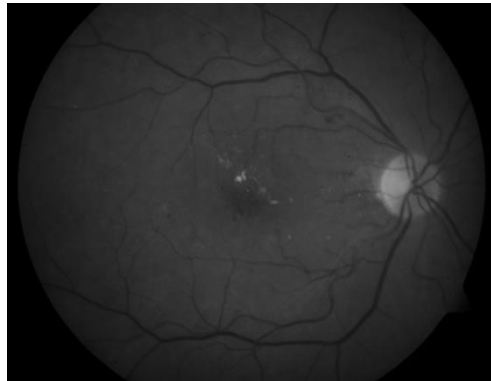
Az algoritmus tesztelése során kiderült, hogy a felhasználható tanító minta túl kevés a megfelelő működéshez. Az osztályozó algoritmus által felhasznált paraméterek száma sem volt elegendő.

Így egy olyan módszert kerestünk a továbbfejlesztéshez, amely nem igényel tanító mintát a detektáláshoz. Célunk lett az is, hogy bővítsük a vizsgált tulajdonságok számát.

4.2.2 Előfeldolgozás

4.2.2.1 Zöld csatorna

A további szűrések elvégzésének könnyítése érdekében az algoritmus először az RGB retinafelvételekről leválasztotta a zöld csatornát (19. ábra). Ennek oka, hogy kutatásaink során észrevettük, hogy sok esetben ebben az irányban indultak el a kutatók [10].



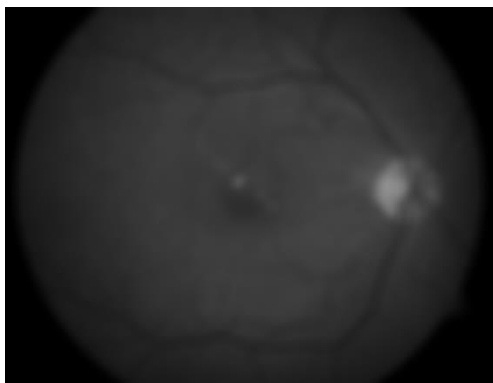
19. ábra: Zöld csatorna

4.2.2.2 Háttérmodellek

A következő lépés a képek háttérének felkutatása, majd elnyomása volt, így könnyítve a későbbi szegmentálás megvalósítását. Ehhez két háttérmodellezési eljárást alkalmaz a program párhuzamosan; az anizotróp diffúziót [21], valamint a bilaterális szűrőt [18]. A két modellezési forma alkalmazásának oka, hogy a beérkező képek diverzitása meglehetősen magas, így célszerű minél több információt figyelembe venni a háttér generálásához.

4.2.2.2.1 Bilaterális szűrő

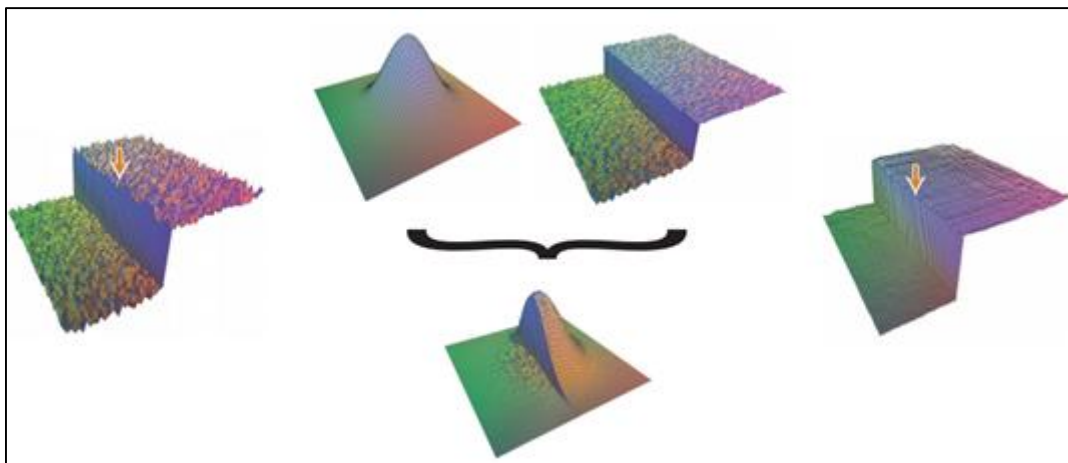
A projekt megelőző szakaszaiban, háttérmodellezés gyanánt felhasználásra került egy nagy kernelű mediánszűrő [1,2]. Ennek a módszernek a hátránya az volt, hogy a kisebb ereket is a háttérbe szorította, vagy intenzitás értékük a háttérelnyomás után jelentősen csökkent, így a szegmentálásuk valószínűsége redukálódott. Szükségessé vált az élmegtartó szűrők alkalmazása.



20. ábra: Bilaterális filter alkalmazása zöld csatornán

A bilaterális filter lényege egy olyan kép létrehozása, melyeken az élek megtartása mellett az él két oldalán az intenzitások homogenizálódnak (20. ábra). Ez egy nemlineáris, zajcsökkentő szűrő, mely ideális a képek háttérének modellezésére.

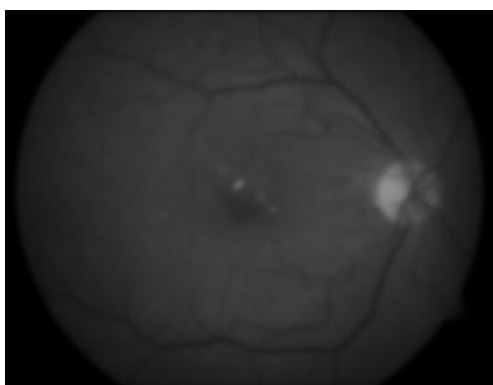
Működése a következő: az egyes megvizsgált pixelek intenzitásértéke egy bizonyos környezetben mért súlyozott átlag alapján számolódik ki [18]. Az 21. ábra szemlélteti a szűrő alkalmazását. Balról jobbra haladva megfigyelhető egy képrészlet a térben elhelyezve, melyen egy hirtelen intenzitássüllyedés látható, viszont az él két oldalán az intenzitásértékek hullámzóak. A bilaterális szűrő pixelenként vizsgálja meg a képet és alkalmaz rá egy dinamikus szűrőmaszkot, amely mindig az éppen vizsgált képpont szomszédjai és egy Gauss eloszlás által generálódik. Ez látható a középső ábrán. A kimeneti képen (jobb oldal) az eredmények azt mutatják, hogy a szűrő az él két oldalán elsimítja a területeket, azonban magát az élt megtartja.



21. ábra: Bilaterális szűrő működése [18]

4.2.2.2.2 Anizotróp Diffúzió (Perona-Malik)

Egy kép információ tartalma függ attól, hogy milyen távolról nézzük, így attól is, hogy a képet milyen nagyításban vizsgáljuk. Kisebb nagyításban csupán a nagyobb erek láthatóak tisztán, míg ha ráközelítünk a képre, láthatóvá válnak a sokkal kisebb erek (22. ábra). A számítógépes képfeldolgozás elmúlt húsz évének egyik jelentős fejleménye a térmérték (scale-space) elmélete. Az elmélet lényege, hogy a kép részleteit különböző nagyításaiban vizsgálja az algoritmus [21]. Amennyiben egy körvonal a kicsinyítés során nem tűnik el, akkor valószínű, hogy egy meghatározó elemről van szó. Az egyes kicsinyítési lépések között a képet átlagolni kell, hiszen a több szomszédos pixelből keletkezik egy újabb pixel.



22. ábra: Anizotróp diffúzió alkalmazása zöld csatornán

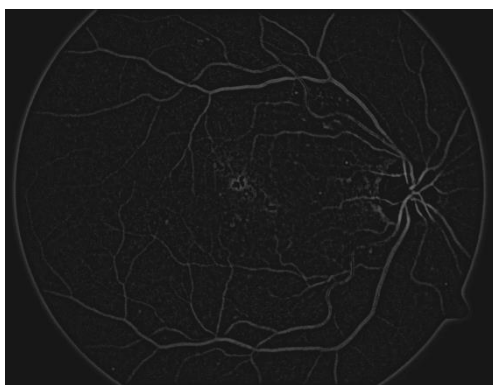
Ezt az átmenetet legpontosabban a hődiffúziós egyenlettel adható meg. Ebből a szempontból a kép pixeleinek intenzitásai megegyeznek a hőmérsékletekkel, így a diffúzió során a finom részek elmosódnak, és a fontosabb részek pedig megmaradnak. A folyamat ugyanúgy zajlik, mint a forró testekben a hőáramlás, amely kiegyenlíti a hőeloszlást. Esetünkben nem is szükséges a kicsinyítés, ugyanis szerepét a diffúzió időtartama veszi át, vagyis az elmosódás mértéke. A folyamatot abban a helyzetben kell félbeszakítani, amikor a legfontosabb részek jól látszódnak, azonban a többi régió elmosódott. Az anizotróp diffúzió futási eredménye tehát egy éles, ugyanakkor zajoktól mentes kép, ami a projekt számára ideális háttérbecslést szolgáltat.

4.2.2.2.3 Háttérelnyomás

A következő lépésben a hátterek elnyomása történik az eredeti képek zöld csatornáján. Mivel két háttérmodellező eljárás lett alkalmazva, a továbbiakban két képen hajtódik végre ugyanaz az algoritmus, tehát az algoritmus jelenlegi fázisában két háttérbecsült kép áll rendelkezésre.

4.2.2.3 Kontraszt határolt adaptív hisztogram kiegyenlítés (CLAHE)

A háttérelnyomott képeken egy speciális hisztogram kiegyenlítés történik. A kép egésze helyett a kép részein lokálisan történik a hisztogram kiegyenlítés [17]. Így a pixelek új értéke nem függ a teljes képtől, hanem csupán az egyes vizsgált régiók hisztogramjától. Az algoritmus a képrészletek hisztogramjaiból egy bizonyos küszöbfölötti értékeket leválaszt. Ezt a leválasztott mennyiséget a hisztogram alá teszi, egyenletesen elosztva, majd az így készített hisztogram alapján alakítja ki az új intenzitásértékeket régióként. Ennek eredménye egy sokkal kontrasztosabb kép, melyen az egyes elemek jobban kivehetők (23. ábra).



23. ábra: A CLAHE eredménye

4.2.3 Szegmentálás

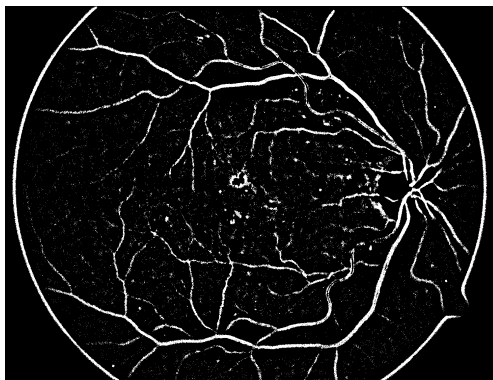
Az előző verziókban a szegmentálás érdekében egy rekurzív régiónövelő algoritmus került felhasználásra [1,2].

Lényege, hogy az előállított képeken maximum helyeket keresett, majd azokat kiterjesztve, szomszédjai közül, csak bizonyos küszöb feletti értékeket vett bele a szegmentálni kívánt régióba. A probléma az volt ezzel a módszerrel, hogy nem vizsgálta a lokális intenzitás értékeket. Az erek végein lévő kisebb erek sokszor belemosódtak a háttérbe. Ennek okát abban láttuk, hogy bár a háttérmodellezés során ugyan az éleket figyelembe vannak véve, mégis túl kicsik ahhoz, hogy valóban súlyosan szerepelhessenek a képletben.

4.2.3.1 Otsu-féle küszöbölő algoritmus

A fenti probléma megoldására alkalmaztunk egy speciális Otsu-féle binarizáló algoritmust [20]. Az egész képre vetítés helyett a specializált algoritmus a képeket részekre osztja, majd azokon hatja végre az Otsu-féle binarizálást. Ennek a felhasználásnak az oka a retinaképek egymáshoz viszonyított diverzitása. Minden kép megvilágítása és felhasznált

színtartománya nagyon különböző. Így a lokális vizsgálat a célszerűbb, mivel ez a módszer nem veszi túl nagy súllyal figyelembe a kis erek és a fő erek közötti hatalmas intenzitáskülönbséget.



24. ábra: Lokális, Otsu-féle binarizáló módszerrel szegmentált kép

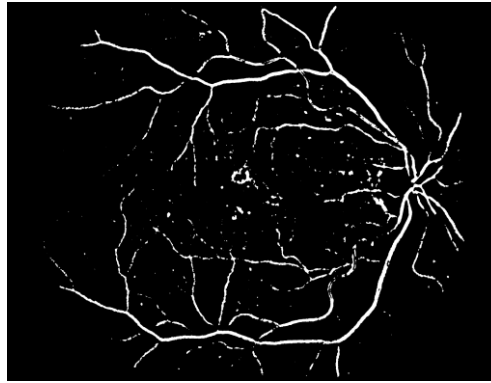
Az algoritmus a bemeneti képekről feltételezi, hogy a rajta szereplő pixelek két csoportba oszthatóak, jelen esetben előtér és háttér. Az Otsu-féle algoritmus lényege, hogy megkeresi azt a küszöbértéket, ahol a terület hisztogramján az előtér és a háttér varianciája a legnagyobb. Ezt általában egész képre alkalmazzák, azonban a mi megközelítésünk egy adaptív küszöbölést használt. Ez azt jelenti, hogy a küszöbérték meghatározását, illetve a binarizálást nem az egész képre tekintve végezzük el, hanem kisebb kernelekre bontva a képet csupán lokálisan ellenőrizzük (24. ábra). Ezzel elérhető, hogy a kisebb erek az érhalózat végeinél összefüggőbbé váljanak.

4.2.3.2 Maszk

Az előző verzióktól eltérően egy statikus maszkot használ fel az algoritmus, amely minden képen behatárolta a ROI-t (Region of Interest). A döntést az indokolta, hogy a képek intenzitás értékei rendkívül változékonyak még a keretekenél is, és a dinamikus szegmentálás rengeteg erőforrást igényel, ha kellő pontosságot szeretnénk elérni. Ezért inkább egy olyan maszk lett generálva, mely minden képre alkalmazható bizonyos képvesztés mellett. Ez a képvesztés azonban elenyésző, hiszen minden felvétel szélét érinti csak, ami sokszor a megvilágítás miatt amúgy is használhatatlanná vált.

4.2.3.3 Szegmentálás eredménye

A maszk kizárása után létrehozott képek a két háttérmodell által kettévált előfeldolgozás szegmentált képeinek logikai „és” kapcsolatán alapszik. Kiszűrésre kerültek azon elemek, melyek csak az egyik előfeldolgozás talált meg. Végül mediánszűréssel csökkentésre kerültek a zajok. Az így elkészített kép látható a 25-ös ábrán.



25. ábra: Maszk eltávolítása

4.2.4 Detektálás

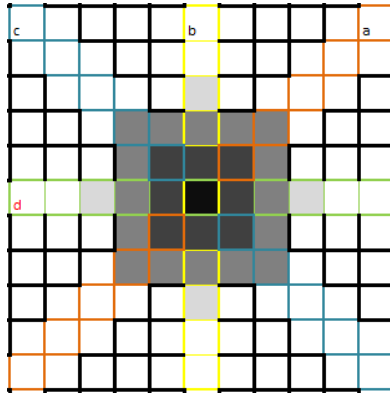
4.2.4.1 Komponensanalízis

Az előzőekhez hasonlóan, a szegmentálás eredményeként kapott bináris képen összefüggő komponensek keresése a cél [1,2]. Ezt 8-as szomszédságot vizsgálva oldja meg az algoritmus, majd két képre osztja őket a területük alapján.

A kisebb területű komponensek a korábbi tapasztalatok alapján az érhálózat kis, izolálttá vált elemeit is tartalmazzák és egyéb zajokat is a mikroaneurizmákon kívül. A nagyobb komponenseket tartalmazó kép az érhálózat durvább szegmentálása volt. A továbbiakban a kisebb komponenseket tartalmazó képpel dolgozik tovább az algoritmus.

4.2.4.2 Komponensek vizsgálata

A komponensek középpontjai tömegközéppontok kiszámítása általkerült megadásra. Ezekből a középpontokból kiindulva 0° , 45° , 90° és 135° -os irányokban lettek vizsgálva az objektumok a komponenseket tartalmazó képeken. A 26. ábrán ezeket az irányokat láthatjuk bejelölve egy kisebb objektumon, amely aránylag körszerű. Ezek a vizsgált egyenesek képezik az alapját a későbbi klaszterező módszereknek.



26. ábra: Vizsgált egyenesek egy objektumon

Vizsgált tulajdonságok:

- Átlagos sugárhossztól vett maximális eltérés: Az előbb említett irányokban az objektum határait lokalizálva, megszámlálásra kerül a távolság a határpixel és a középpont között. Megadjuk az átlagos távolságot. Ha az egyik irányban az átlagtól túl nagy az eltérés, vagyis az objektum alakja túlzottan is eltér a szabályos kör formájától, az biztosan nem mikroaneurizma, amely kisebb, kör alakú foltként jelenik meg a felvételeken. Ez a tulajdonság jellegzetes lehet és segíthet elkülöníteni a mikroaneurizmákat a többi zajtól, amelyek formája szabálytalan is lehet. Ilyen egy hosszúka érhalózat-részlet, az eredeti képen a fehér színű exudátum, a nagyobb bevézések vagy egyéb háttérzaj.
- Körszerűség vizsgálata: A körszerűséget a legkisebb átmérő és a legnagyobb átmérő hányadosa reprezentálja.
- Deriváltak vizsgálata: Az irányokban megvizsgálásra kerültek a deriváltak, vagyis az élesebb átmenetek az objektum kisebb környezetében. A mikroaneurizmak gyakran az érhalózat közelében vannak, tehát elemzésük esetén több átmenetet figyelhetünk meg. Erre ellenpélda a háttérzaj, amelyben nem található ilyen hirtelen ugrás a deriváltban. Ér esetében az érfal mentén lévő egyenesen nem látunk éles átmenetet.
- Fourier transzformáció elemzés: A négy irányban vett intenzitásokat az objektum környezetében egymás mellé helyezve egy mintát kapunk. Az elképzelés az, hogy a középpontjában sötét színű, attól kifelé haladva halványuló intenzitású objektum így készített mintája szinusz görbéhez hasonló. Ennek a Fourier-transzformáltja jellegzetes, egy frekvencia képviseli. Ezzel ellentétben a háttér és az érhalózat részletének transzformáltja meglehetősen zajos lehet.

4.2.4.3 K-közép klaszterezés

A klaszterezés egy olyan eljárás, amely adatokat homogén csoportokba rendez közös tulajdonságaik figyelembe vételével. A rendezés lényege, hogy adott csoporton belül az elemek egymáshoz jobban hasonlítsanak, mint csoporton kívüli elemekhez.

A módszer alap gondolata, hogy adott klaszterben levő pontok közelebb vannak saját klaszterük középpontjához, mint bármely más klaszter középpontjához. Az algoritmus a klaszteren belüli távolságok lehető legkisebb értékét keresi:

$$\arg_S \min \sum_{i=1}^K \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2$$

- $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ - az n elemű mintahalmaz, minden mintaelemet egy d dimenziós, valós vektor képvisel
- k - klaszterek száma
- $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ - klaszterek
- μ - a pontok átlaga S_i -ben

Az algoritmus centroid típusú középpontokat használ a klaszterek kiszámításához. Ez a kiszámított átlag. Lehetőség van arra, hogy ne ehhez képest elemezzük a távolságot, hanem a klaszter egy reprezentatív tagjához viszonyítsunk, vagyis medoid középponttal vizsgáljunk.

A módszer egyik hátránya, hogy a klaszterek számát előre definiálni kell. Az adatbázisban található, minimális zajjal terhelt, jó megvilágítású képeken három csoportra oszthatóak az objektumok. Az egyik csoport a kis, körszerű foltok (mikroaneurizmák) csoportja. Az előfeldolgozás során tévesen felerősített háttérzaj képezi a második csoportot. Az érhálózat kisebb, leszakadozó részei is külön csoportot alkotnak. Így először három klaszter került beállításra a számításhoz.

Ez a feltevés azonban megdőlt, hiszen képeink nagyon eltérőek, minél több zajtípus van jelen a képen, annál több klasztert szükséges megkeresni, ha azonos számú tulajdonságot vizsgálunk. Ilyen zajforrás például a kamerán lévő porszemek, a korábbi lézeres műtétek nyomai, exudátumok, nagyobb bevérzések, vagy a már leváló retina okozta zaj. Ezek a zajok nincsenek

jelen minden képen. Minden képen előforduló zajra példa a vakfolt, vagy az előfeldolgozásból tévesen szegmentált érhálózat-részletek.

Ezért képenként eltérő beállítást kell használni, hogy megfelelő eredményhez juthassunk. A helyes klaszterszám meghatározása azonban nehéz feladatnak bizonyul, mivel a képek döntő többsége zajos.

A metódus egyik jellemzője, hogy újabb futtatásnál más eredményt adhat. Függ a kiindulási klaszterközéppontok beállításától, illetve attól, hogy milyen sorrendben adjuk meg az objektumokat. Ezért többször is végrehajtásra kerül a klaszterezés, majd az választódik ki, amelyik a legjobb eredményt nyújtotta. Minden pontra kiszámítjuk a középponttól való távolságot. Adott két klaszterezés esetén azt választjuk, amelyiknek a legkisebb a távolsága. Szintén gondot okozhat az, hogy üres klaszterekhez is juthatunk az algoritmus alkalmazásával, vagyis adott klaszterhez nem rendel adatot az eljárás.

4.2.4.4 Hierarchikus klaszterezés

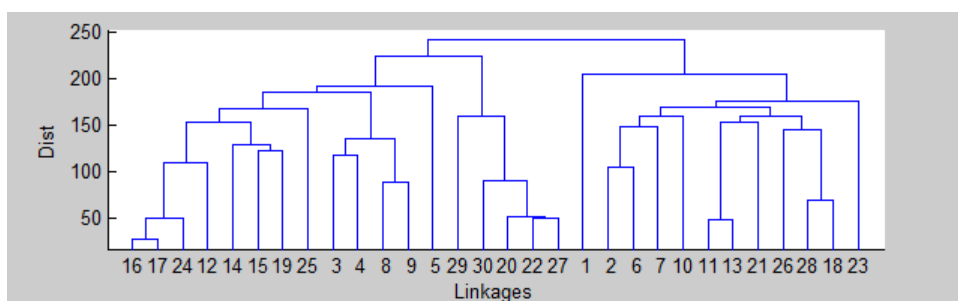
A hierarchikus klaszterezés egy olyan eljárás, amely klaszterek közötti hierarchiát épít fel. Két alapvető típusra osztható fel:

- Agglomeratív módszer: Kiinduláskor N klaszter van, ez megegyezik a megfigyelések számával. Tehát minden megfigyelés egy klasztert képez. Lépésenként a két legközelebb álló klasztert egyesítjük, ezzel csökkentjük a klaszterek számát. Az egyesítéseket addig folytatjuk, ameddig az így képzett klaszterek száma nagyobb, mint egy.
- Divizív módszer: Kiindulási állapotban egy klaszter van, amely az összes megfigyelést tartalmazza. Az agglomeratív módszerhez hasonlóan, itt is lépésenként haladva dolgozunk. Kiválasztjuk a legnagyobb eltérést mutató megfigyeléseket, és leválasztjuk a csoporttól. Az algoritmus akkor áll le, amikor minden megfigyelés külön klasztert alkot.

A hierarchikus klaszterezés algoritmus:

1. Minden megfigyelés klasztert alkot.
2. Klaszterek közötti távolságok kiszámítása (Távolsági mátrix elkészítése)
3. Iteráció
 - a. A mátrix alapján a két, egymáshoz legközelebbi klaszter egyesítése
 - b. A távolságmátrix frissítése
4. Addig, amíg már csak egy klaszter marad.

Vizualizálásának módszere a dendrogram, vagyis az eljárás lépéseiről készített fa gráf megjelenítése. A 27. ábrán egy dendrogram látható az adatbázisban szereplő képek egyikéről.



27. ábra: Dendrogram

A k-közép klaszterező algoritmussal ellentétben, ennél a módszernél nem szükséges előre megadni a klaszterek számát. A dendrogram megfelelő „vágásával” az algoritmus maga dönti el, hogy hány klasztert használ fel.

Az objektumok hierarchikus csoportosítása segíthet a klaszterek további elkülönítésére. Nagyon hasonló a kamerán lévő porszem és a mikroaneurizma mérete, alakja. Ezért előfordulhat, hogy tévesen egy klasztert alkotnak. A klaszter további felbontása ezt a csoportot két részre oszthatja, ezzel a tévesen detektált mikroaneurizmák számát csökkenti.

Hierarchikus klaszterezést alkalmazva bemeneti képeinken az algoritmus szerinti megfelelő klaszterszám sokszor túl magas volt. Előfordult, hogy a vizsgált elem környezetében lévő apró változás miatt létrejött olyan klaszter is a dendrogram alapján, amelynek elemszáma egy volt. Az eredmények alapján az előző módszernél a hierarchikus klaszterezés sokkal érzékenyebben reagál a kisebb mintabeli eltérésre, azonos tulajdonságok figyelembe vételével.

5. Eredmények

5.1 Tesztadatbázisok

5.1.1 DRIVE

A „Digital Retinal Images for Vessel Extraction” (DRIVE) adatbázist külön az érszegmentálás helyességének ellenőrzésére publikálták holland kutatók [19].

Negyven darab retinafelvételt készítettek egy Canon CR5 típusú fényképezővel. A felvételek 45°-os látószögben készültek. A képek JPEG formátumúak, 584×565 pixel felbontásúak melyben a valódi információval szolgáló képrészlet egy körülbelül 540 pixel sugarú kör.

Mind a negyven képhez tartozik manuálisan szegmentált érhálózatot tartalmazó bináris kép is, a tesztelés megvalósítása céljából. A manuális szegmentálást három személyből álló kutatócsoport végezte el. Feladatuk az volt, hogy megjelöljék a számukra 70% bizonyossággal állítható érhálózatbeli képpontokat.

5.1.2 Diabetr1

A diabetr1 egy publikus, tesztelésre szolgáló adatbázis, amely a diabetikus retinopátia detektálásához szükséges képeket tartalmazza [8]. Összesen 89 felvételt birtokol, amelyből 84-ben található mikroaneurizma. A maradék képeken, a kiértékelésben részt vevő szakértők véleménye szerint nincs jele a betegségnek. A képeket 50°-os beesési szögű digitális szemfenék kamerával készítették. A képkalkotási beállításokat szükség szerint változtatták.

Egy szoftver segítségével négy szakértő kiértékelését gyűjtötték össze. A kiértékelések egymástól függetlenek. Mindegyik szakértő részt vett orvosi oktatásban és szemészeti tapasztalattal rendelkezik. A szakértők a felvételeken bejelölték azoknak a területeknek a körvonalait, amelyek mikroaneurizmákhoz, bevérvésekhez, exudátumokhoz tartoztak. Minden kép esetén jelölték a bizonyosságuk mértékét, valamint a legmeghatározóbb detektált objektumot. A konfidencia szintek (<50%, ~>50%, ~100%) a jelölések helyességét mutatják. A szakértők kiértékelései azonban meglehetősen eltérőek voltak, ezért a kiértékeléseket összevetve rajzolták be a jelölteket és állították elő az eredményt.

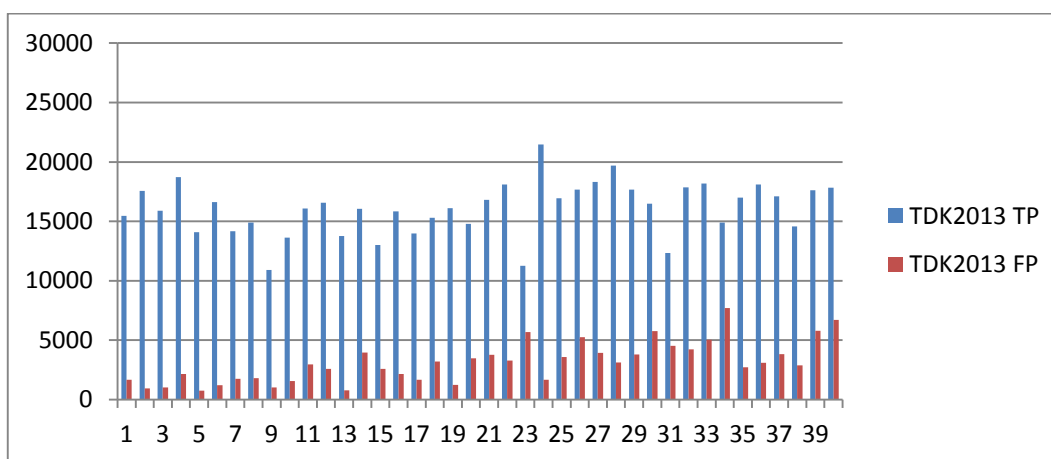
5.2 Érhálózat szegmentálás eredményei

A szegmentálás pontosságának mérésére egy gyakran használt képfeldolgozási tesztelési eljárást alkalmazunk. Lényege, hogy a szegmentált pixelek négy csoportba sorolhatóak: valós pozitív (True Positive - TP), téves pozitív (False Positive - FP), valós negatív (True Negative - TN) és téves negatív (False Negative - FN) csoportokba. Ez a négy csoport a szoftveres találatok és a valódi manuálisan szegmentált képek közötti kapcsolatokat írja le (2. táblázat). Ezekkel a paraméterekkel számolható ki egy algoritmus precizitása, pontossága és szenzitivitása is.

		Vizsgálat	
		Pozitív állapot	Negatív állapot
Valós állapot	Igaz	TP	TN
	Hamis	FP	FN

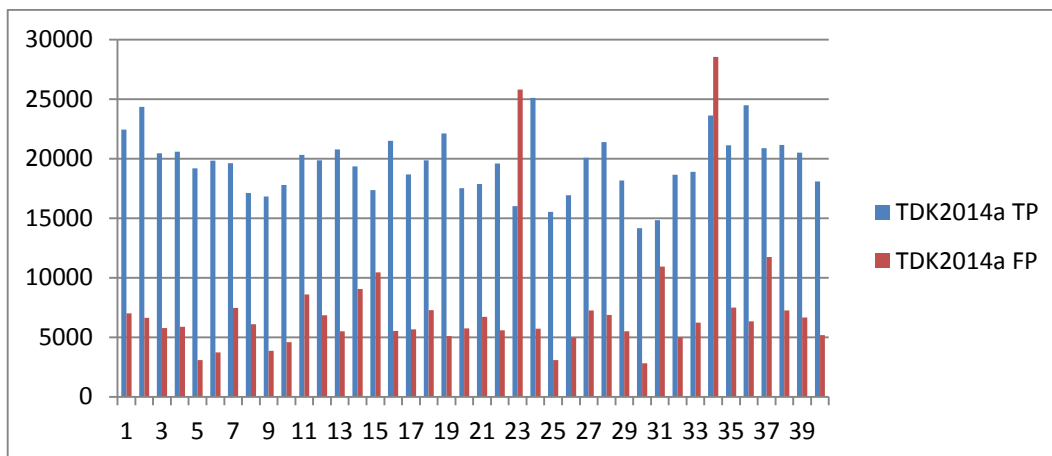
2. táblázat: TP és FP vizsgálat szegmentálás esetén

Az alábbi diagramok vizualizálják az egyes szegmentáló algoritmusok minőségét, a TP illetve FP pixelszámok képenkénti mennyiségével.



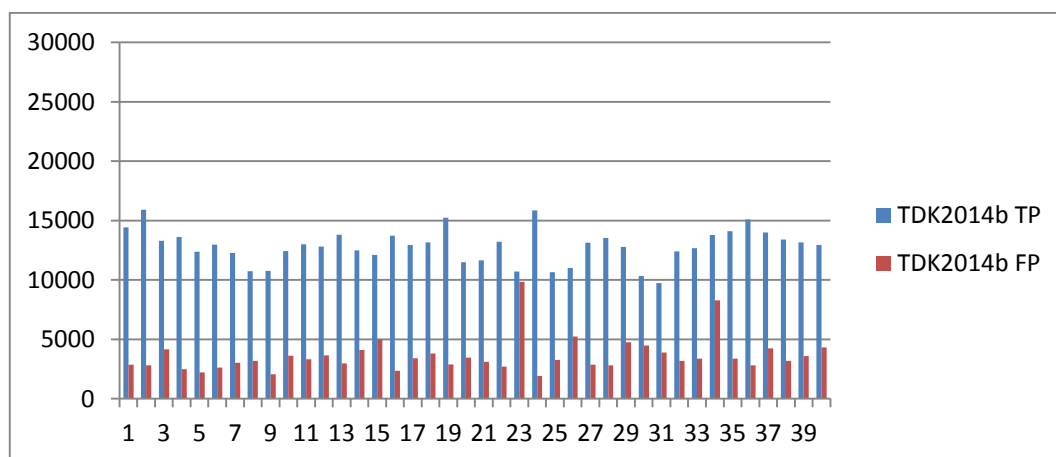
28. ábra: 2013-as szegmentálási TP, FP számosság

A 2013 évi TDK-n bemutatott algoritmus nem szolgáltatott kielégítő eredményt (28. ábra). A szegmentálás szakadozott volt, az érhálózat kiterjedése pedig nem teljes. Az algoritmus nem tudta kezelni az érhálózat végein lévő részleteket, valamint az átfedő érrészeket.



29. ábra: 2014 tavaszi félév TP és FP számosság

A továbbfejlesztett változat (2014a) mint a diagramon is látszik, fajlagosan több érhálózati elemet talált meg ugyanannyi, vagy esetlegesen kevesebb képenkénti FP szám mellett (29. ábra). Azonban itt is problémát jelentett az érhálózat végén elhelyezkedő kisebb erek szemcséssége, összeolvadása a háttérrel, ami miatt ezen elemek szegmentálása nem vagy csak kevésbé sikerült.



30. ábra: 2014 őszi TP, FP számosság

A legújabb fejlesztés mindkét megelőző fejlesztéshez képest kevesebb átlagos képenkénti TP számot mutat, míg a FP számok azonosak maradtak, vagy megnőttek (30. ábra). Ennek oka, hogy az algoritmus, nem használta ki az előző projektekben megismert rekurzív régiónövelő algoritmust, mely a kisebb zajokat nagy mennyiségben kizárta. Célunk a továbbfejlesztésben az volt, hogy új nézőpontból vizsgáljuk meg a feladatot, ezért került az algoritmus kihagyásra.

A szenzitivitás képlete megmutatja, hogy egy adott algoritmus az összes találatából, valójában mennyi a helyes. Így számosítottuk az érzékenységet, vagyis azt az arányszámot adtuk meg, amely az összes detektált, illetve valójában is annak értékelt objektumok arányát határozza meg.

$$\text{Szenzitivitás} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{TP}{\text{Összes megtalált objektum}}$$

A 3. táblázatban lévő eredményeket összevetve megfigyelhető, hogy a legmagasabb számot a legelső fejlesztés kapta, azonban meg kell jegyezni, hogy a szenzitivitás csupán a detektált pixeleket veszi figyelembe, tehát arról nem ad információt, hogy valójában hány pixelt kellett volna megtalálnia. Egyszerűen azt adja meg, hogy a detektáltak közül, hány jó valójában.

	TDK2013	TDK2014a	TDK2014b
Szenzitivitás	0,837	0,727	0,779

3. táblázat: Szenzitivitás összehasonlítása

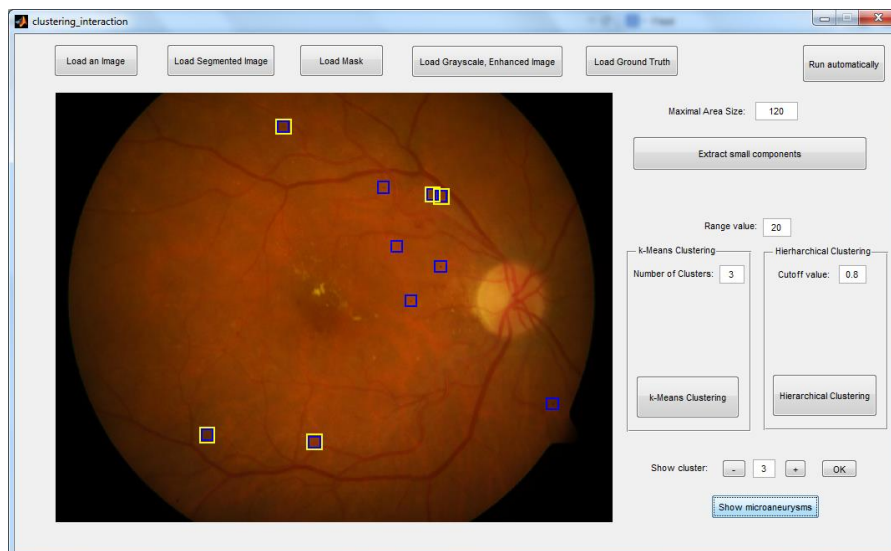
5.3 Mikroaneurizma detektálás eredményei

A klaszterező eljárások automatikus futtatásakor nem biztos, hogy optimális beállításokat használtunk minden képre. Manuális paraméterezéssel és futtatással lehet következtetéseket levonni az algoritmus működéséről.

Aránylag zajmentes képen az alapbeállítás használható eredményhez vezetett k -közép klaszterezés használatával, ahogy a 31. ábrán is láthatjuk.

Az általunk mikroaneurizmának jelölt objektumok a kék színű négyzetekben vannak, a sárga színűek azok az objektumok, melyeket helyesen mikroaneurizmaként detektáltunk. A képen tehát jól látszik, hogy jelöltjeink 50%-a valódi mikroaneurizma.

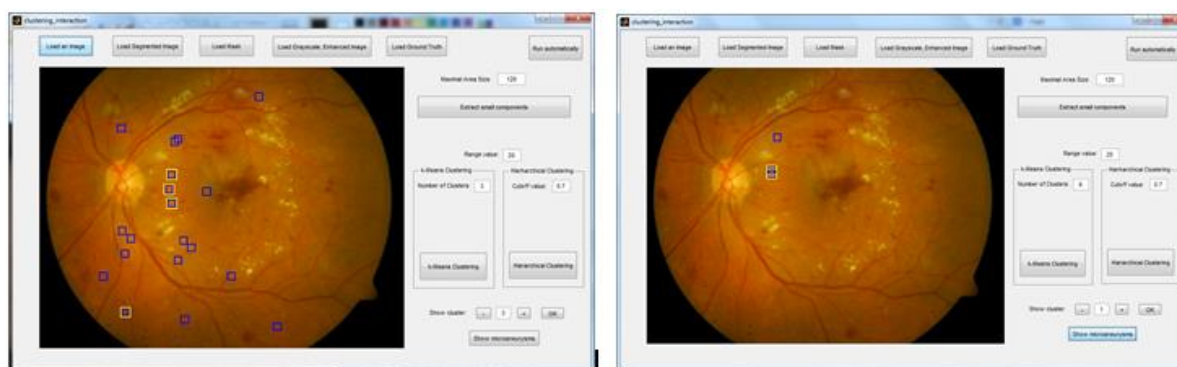
- Klaszterek száma: 3
- Komponensek maximális területe: 120



31. Ábra: k-közép klaszterezés

Azonban a helyes, mikroaneurizmákat tartalmazó klaszter kiválasztása sem egyszerű feladat. A most vizsgált paramétereink egyenként nem alkalmasak arra, hogy a mikroaneurizmákhoz tartozó klasztert azonosítsuk velük, mivel az összefüggés ennél bonyolultabb.

Manuális paraméterezéssel leteszteltük, hogy a beállított klaszterszám hogyan változtatja meg az eredményt. A 32. ábra ugyanazt a zajjal terhelt képet mutatja, de eltérő számú klaszterre futtattuk le az algoritmust. A jobb oldali képen, ahol több klaszter volt beállítva, a mikroaneurizmák szétszóródtak, a klaszterek kevés elemet tartalmaztak. A bal oldali kép több mikroaneurizmát tartalmaz, de több zajt is.



32. Ábra: Zajjal terhelt kép klaszterezése

Azokon a képeken, ahol aránylag kevés volt a zaj, az algoritmus sokszor ki tudta emelni a mikroaneurizmákat. A téves pozitív detektálások többsége körszerű folt volt, leggyakrabban kamerán lévő kosz.

A detektálás eredményességének teszteléséhez szükség van kiértékelt képekre. Bár az adatbázishoz tartoznak kiértékelések, ezek nem pontosan a mikroaneurizmák helyét vagy körvonalát jelölik be, hanem konfidenciaszintekkel adják meg, hogy a kép adott területén a szakértők mennyire látják biztosra azt, hogy ott mikroaneurizma lehet. Előfordulhat, hogy az algoritmusunk tévesen egy felerősített zajt detektált mikroaneurizmaként, de a referencia szerint a területen van mikroaneurizma. Ekkor a kiértékelés szerint helyes eredményt kaptunk, pedig fals pozitív találathoz jutottunk.

6. Továbbfejlesztési lehetőségek

- Kutatás folytatása, további klaszterezési módszerek után
- Vizsgált tulajdonságok bővítése, finomítása, javítása
 - Szín alapján: A szín figyelembevételével jelentősen csökkenthetnénk a jelöltek számát egyes képeken. Ilyen téves jelöltek lehetnek a lézeres szemműtét után megmaradt fekete körszerű foltok, vagy a kis, szintén kör formájú, fekete porszemek.
 - Korrelációvizsgálat az elemzésbe bevont változók között: az egymással korreláló változók nagyobb szerepet kapnak, mint a többi tulajdonság.
 - Megfelelő számú tulajdonság vizsgálata: Amennyiben túl sok tulajdonságot veszünk figyelembe, a klaszterezés túlbonyolódhat, értelmezhetetlen lesz. Ha túl kevés paramétert használunk, nem állnak elő a megfelelő klaszterek.
- Szegmentálás finomítása
 - Vakfolt kiszűrése
 - Exudátumok eltávolítása: A fehér foltok a képen területük alapján kisebb komponensnek felelnek meg, tehát tévesen detektálhatók.
 - Érhálózat szegmentálásának finomítása: ezzel a vizsgálandó elemek számát csökkentjük
- Maszk generálásának javítása
 - Az elemzéshez szükségünk van egy maszkra is, amely biztosítja azt, hogy a kép csak a retinát tartalmazza. A maszkgeneráló algoritmus javítása nagyban segítené a szegmentálást és a detektálást is.
- Megfelelő klaszterszám meghatározása
 - Két klaszterező módszer ötvöztetésével: Hierarchikus klaszterezéssel kiszámítani a szükséges klaszterek számát, majd k -közép klaszterezést végrehajtani.
 - Könyök-teszt használata: A szórást vizsgáljuk a klaszterszám függvényében, mint a modellhez hozzáadott információt. Egy értéktől kezdve a hozzáadott klaszter csak kismértékben javít a modellen. Az ehhez az értékhez tartozó klaszterszámmal dolgozunk tovább.
- Különböző távolságszámítási módszerek vizsgálata

6. Konklúzió

6.1 Érhálózat szegmentálása

Az új fejlesztés segítségével a korábbi algoritmusokat szeretnénk még pontosabbá tenni. Az eddig használt rekurzív régiónövelő algoritmust ebben a verzióban azért hanyagoltuk el, mert nem vizsgálta lokálisan az intenzitásokat, a rekurzió egy statikus paraméterig futott, és környezetétől nem függött. Az Otsu-féle algoritmus ezzel ellentétben lokálisan végzi a binarizációt, tehát mindig csak egy kis környezet alapján választja meg a küszöböt.

Az összes letesztelt algoritmusunk az érhálózatok minden pixelének több, mint 60%-át megtalálta. Egy új megoldás lehet az eddigi algoritmusok fúziója. Mivel a legjobb arányt a rekurzív régiónöveléssel értük el, ezért ezt a metódust jó kiindulópontnak ítéljük a továbbfejlesztéshez. A következő fejlesztésben ennek a két algoritmusnak a kombinációjával valósítanánk meg az érszegmentálás feladatát. Ez alapján a régiónövelő algoritmus egy lokális Otsu-féle algoritmus által döntene a szomszédjáról, hogy a szegmentációba beletartozik-e vagy sem.

A szem részeinek az elhelyezkedése problémát jelent mind a vakfolt, mind a sárgafolt esetében. Sajnos mindkét elem a szegmentáció szerves eredményévé válhat. Célunk tehát továbbá, a retina régiók kiküszöbölése is.

6.2 Klaszterezés

A program manuális paraméterezéssel sokkal jobb eredményeket hoz, mint automatikusan lefuttatva, mind a két klaszterező módszer esetében. Ennek fő oka, hogy a képeken nagyon sok a zaj, és a képenként használandó beállítások nagyon eltérőek lehetnek, így automatizált megvalósítása igen komplikált.

Problémát jelent a k -közép klaszterezés esetében a klaszterek számának meghatározása, amelyet előre meg kell adni. Hierarchikus klaszterezés esetén pedig a fa vágási értékének kiválasztása. A komponensek terület alapú szétválasztásához megadott küszöb változtatása is hatással van az eredményekre, hiszen ezzel határoljuk be, hogy mely komponenseken keressük a mikroaneurizmákat.

Az algoritmus leteszteléséhez mindenképpen szükség van egy olyan adatbázisra, amelyen pontosan bejelölve szerepelnek a mikroaneurizmák, így az algoritmus eredményességét meg tudjuk adni.

6.3 Célkitűzések értékelése

Elsődleges célunk új lehetőségek és módszerek kutatása volt, hogy azokat felhasználva az eddigi munkánkhoz hasonló eredményű pályamunkát hozzunk létre. Ennek oka az volt, hogy szeretnénk volna a problémát más szemszögből megvizsgálni. Az így nyert tapasztalatok birtokában a fejlesztési irányt ki tudtuk jelölni és a következő projekt kialakítását már ennek függvényében valósítjuk meg.

6.4 Új célok

A most megvizsgált új algoritmusok hozzásegíthetnek minket a projekt továbbfejlesztéséhez. A továbbiakban szeretnénk megtalálni az egyensúlyt a különböző algoritmusok között, és megalkotni egy még professzionálisabb eszközt az orvosoknak.

Az első TDK dolgozat eredményeit és megvalósításának leírását tartalmazó angol nyelvű cikkünket a "9th IEEE International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics" konferencián elfogadták, majd publikálták is 2014 tavaszán [2]. Ez a dokumentum megtekinthető mellékletként a dolgozat végén. A problémát, melynek megoldására törekszünk, nemzetközi viszonylatban is nagy érdeklődés övezi. Bízunk benne, hogy a most megszerzett információk elősegítik majd a projekt előrehaladását.

7. Hivatkozások

- [1] P. Varsányi, Zs. Fegyvári, Sz. Sergyán, „Automatikus érhálózat szegmentálás és mikroaneurizma detektálás szemfenék felvételeken”, Óbudai Egyetem XXXVIII. Tudományos Diákköri Konferencia, Budapest, 2013.
- [2] Petra Varsányi, Zsolt Fegyvári, Szabolcs Sergyán, Zoltán Vámosy, Manual Microaneurysm Detection Support with Size- and Shape-based Detection, In: 9th IEEE International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics - SACI 2014. Timisoara, Románia, 2014.05.15-2014.05.17. pp. 361-365. (ISBN:978-1-4799-4694-5, IEEE Xplore, DOI, Scopus)
- [3] G.Winkler, É. Baranyi, „Gyakorlati diabetológia” Budapest, Melánia, 2010.
- [4] Szemeszter Optika, A szem felépítése, működése <http://szemeszteroptika.hu/szemfelepitesi>, 2015.01.02.
- [5] E.-M. Kohner, M. Sleightholm „Does microaneurysm count reflect severity of early diabetic retinopathy?” Ophthalmology 93: 586-9, 1986.
- [6] T. Hellstedt, I. Immonen, „Disappearance and Formation Rates of Microaneurysms in Early Diabetic Retinopathy”, British Journal of Ophthalmology, Vol. 80, pp. 135-139, 1996.
- [7] Valley Retina Associates Medical Group, Digital fluorescein angiography, <http://www.valleyretina.com/info-dt/info-dt-digitalfluor.html>, 2015.01.02.
- [8] T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J.-K. Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, A. Raninen, R. Voutilainen, H. Uusitalo, H. Kälviäinen, J. Pietilä, DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol, Technical report, 2006.
- [9] T. Walter, 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.
- [10] J. Frame, P. E. Undrill, M. J. Cree, J. A. Olson, K. C. McHardy, P. F. Sharp, 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.
- [11] L. Xu, S. Luo, „A novel method for blood vessel detection from retinal images”, BioMedical Engineering OnLine, 2010.
- [12] L. Streeter, M.J. Cree, Microaneurysm Detection in Colour Fundus Images, Image and Vision Computing, NZ, 2003.

- [13] I. Lazar, A. Hajdu, "Microaneurysm detection in retinal images using a rotating cross-section based model" Biomedical Imaging: From Nano to Macro, IEEE International Symposium on pp. 1405-1409, 2011.
- [14] C. Sinthanayothin, J. F. Boyce, T. H. Williamson, H. L. Cook, „Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus image”, Diabet. Med. 19:105-112, 2002.
- [15] C. Serrano, B. Acha, S. Revuelto, „2D adaptive filtering and region growing algorithm for the detection of microaneurysms in retinal angiograms”, Proc. SPIE 5370, 1924, 2004.
- [16] J. Meier, R. Bock, L. G. Nyúl, G. Michelson, "Eye Fundus Image Processing System for Automated Glaucoma Classification" Scharff P (ed.) 52nd IWK - Internationales Wissenschaftliches Kolloquium - Volume II. Ilmenau: Technische Universitat, 2007. pp. 81-84.
- [17] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization", Graphics gems, vol. IV, pp. 474–485, 1994.
- [18] S. Paris, P. Kornprobst, J. Tumblin, F. Durand, "Bilateral Filtering: Theory and Applications", Computer Graphics and Vision Vol. IV., pp. 1–73, 2008.
- [19] J.J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, B. van Ginneken, „Ridge based vessel segmentation in color images of the retina”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23, pp. 501-509, 2004.
- [20] N. Otsu, „A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms” IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics Vol IX. pp. 62-66 1979.
- [21] P. Perona, J. Malik, „Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion”, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence Vol. XII. pp. 629-639 1990.

Melléklet

Manual Microaneurysm Detection Support with Size- and Shape-based Detection

Petra Varsányi, Zsolt Fegyvári, Szabolcs Sergyán, Zoltán Vámosy
Óbuda University/Institute of Applied Computer Science, Budapest, Hungary
{petra.varsanyi, fegyvari.zsolt}@gmail.com,
{sergyan.szabolcs, vamosy.zoltan}@nik.uni-obuda.hu

Abstract—Diabetes is one of the most widespread diseases in the world. One possible complication of the disease is diabetic retinopathy, which is a disease of the eye, and is a leading cause of adult blindness. The first significant symptoms of diabetic retinopathy are the microaneurysms. In the early stages observation of microaneurysms can be crucial, because at that time the disease can be treated. The manual microaneurysm detection is a lengthy task for professionals, and it requires a number of resources. Our goal is the detection of visible microaneurysms by size and shape.

To achieve the desired goal multi-stage image processing techniques are used. The vascular network and the red regions are highlighted using morphological methods, so these can be segmented with region growing algorithms. Mask is generated that contains only the blood vessels. The red blobs of original images are classified using the generated binary image and their produced skeleton.

Our goal is to detect as many as possible microaneurysms taking their shape and size into account. Experiments with manual settings on the test images showed approx. 50% of detection performance, and it can be further improved by development of pre-processing and increasing classification criteria.

The developed system can help the manual evaluation of microaneurysms, hence can accelerate of the work of doctors.

Index Terms—medical image processing, microaneurysm detection, image segmentation, skeletonization

I. INTRODUCTION

A. Diabetic retinopathy

Walls of blood vessels providing blood supply to the retina gradually weakens due to diabetes, thereby can be swelled and blocked. The human body try to remedy it by formation of new blood vessels. However, the disordered and weak small blood vessels are not able to maintain the right blood supply, they can be burst, thereby exudate and blood can leak out to the vitreous body. The blood flown to vitreous body obstructs the path of light to the retina, thereby worsens vision. If the fluid flows below the retina, so it can move from back wall of the eye, such distorts vision. In serious cases the retina may detach, which causes blindness.

B. Microaneurysms

The circle shaped swelled vessels are called microaneurysms [1], which can be detected in early stages of the disease. Based on consensus the maximal diameter is equal to cross-section of the largest vessel. Their number correlates

TABLE I
CATEGORIES OF DIABETIC RETINOPATHY (DR). MA AND V ARE THE NUMBERS OF MICROANEURYSMS AND HEMORRHAGES, RESPECTIVELY. [1]

DR stadium	MA value	V value
0. category: nothing	$MA = 0$	$V = 0$
1. category: mild	$1 \leq MA \leq 5$	$V = 0$
2. category: moderate	$5 < MA < 15$	$0 < V \leq 5$
3. category: serious	$MA \geq 15$	$V > 5$

seriousness and probable progression of the disease. This relationship is represented in a categorized view in Table I.

Microaneurysms are noticeable in fundus images of retina, further damage can be prevented with in-time started therapies.

C. Theoretical steps of our solution

The inputs of our process are digital funduscamera images (see Figure 1). These are traditional color images taken by micro-camera [2]. There is also another type of capturing (ie. fluorescence angiography), but the preparation procedure is unpleasant for the patient, so we are also orientated towards the first type of images.

During producing the prototype of pre-processing [3] the information content of different color channels were examined. After locally contrast improvement, the details became sharper. The illumination problem was solved by application of median filter, and background estimation, using subtraction operation.

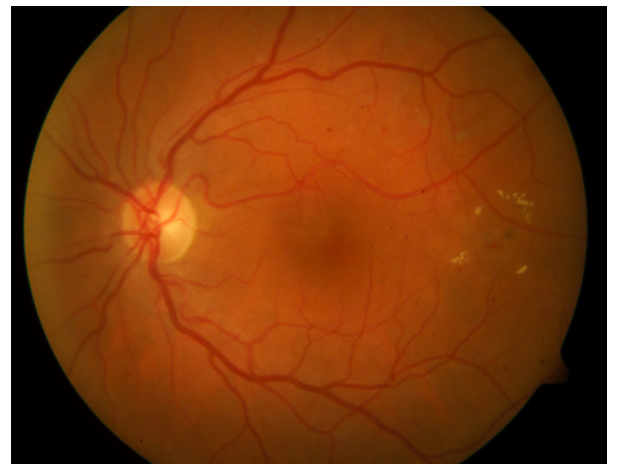


Fig. 1. Digital funduscamera image

Since the intensity values became too low, a further contrast enhancement was applied on the image.

Using region growing algorithm [4], [5] and connected component analysis the network of blood vessels was produced, as well as the image containing the possible microaneurysms. The largest cross-section as maximal microaneurysm size was searched with a special algorithm in the largest component. Then compared to this determined size the regions considered as possible microaneurysms were examined based on size and shape.

II. SIMILAR SYSTEMS AND APPROACHES

Before explaining details of our solution, a summary is given of similar systems. These systems are the bases of our further research and conclusions.

Walter et al. [6] used an improved gray-scale image contrast enhancement process, which emphasizes the details. The mentioned algorithm performs morphological closing of the image. The method detects small, dark objects determined by the applied structuring element. In final step it performs a thresholding, and the remaining objects are noted as microaneurysms.

The closing process was thought to be very useful as well as in our projects. During pre-processing the objects became more organized and separated, hence the further algorithms also became more efficient. Incomplete, broken blood vessels became more homogeneous after the segmentation. The disadvantage of closing is that two neighbour microaneurysms can merge one larger object, so they can not be detected as separate objects. Sometimes noises are also merged, and during the further process it will be detected incorrectly as a microaneurysm.

In an other approach [7] median filtering was performed in the green channel of the image for the purpose of noise reduction. This method is widely used, for example in [8], and this process determines illumination of the background. It subtracts the image of green channel from the modified image, thereby forming an improved hue image [9].

It performs a morphological top-hat transform with twelve, 15° rotated structuring element. The maximum of the transformations is subtracted from the image, thus the largest components of the image are removed. Gauss filtering is the next step, and after that comes a binarization with predefined thresholds, then the original sizes are reconstructed using a region growing step. The result is such an image, which consists only the candidates.

Since at most projects it was used, we also started from the green channel of original images. In this channel was the drawing of either blood vessels or microaneurysms the most separated based on our experiments. The difference of median filtering with big kernel size was also used in our project, this largely removed the background of the captures. Since our region growing binarization algorithm handle more easily higher contract images, it was necessary to use a contrast stretching after subtraction. However, many details were still missing from the image, so before subtraction another adaptive

contrast enhancement was used locally in the image. This approach improved the detection of smaller objects.

In [10] the described method firstly performs a Gaussian filtering in the green channel of the image, then makes an inversion as pre-processing steps. It analyses intensity profiles for each pixel from several directions between -90° and $+90^\circ$ along equidistant lines. The checked pixels are organized to blocks. On each profile the maximal intensity value and the intensity value of actual pixel is used for an adaptive thresholding. They are reconstructed into two-dimensional coordinates, and then the algorithm performs averaging and hysteresis thresholding, hence the candidates are generated.

The method works based on the followings, the intensity profiles of blood vessels and microaneurysms analysed from all directions are different because of their shape. In case of microaneurysm outlier value can be observed in each direction of intensity profiles. This is missing in case of blood vessel. Our purpose was to separate objects from each others using the mentioned method, and to find the cross-section of the largest blood vessel, as well as detect microaneurysms as circle shaped blobs. During testing this algorithm had to be expanded such that to produce skeleton images, because the program ran very slowly. So this algorithm could be used starting from largely the center of objects. The running time decreased, since the number of unnecessarily checked pixels became less.

Another algorithm [11] converts the RGB components into the IHS model, which consists the intensity, hue and saturation. Then it carries out a local adaptive contrast enhancement, and after that the image is re-transformed into the RGB color space. Before the microaneurysm detection the parts of eye is recognized, so the number of candidates can be reduced. The fovea, the blind spot, and the blood vessel network are removed from the image by correlation check, the analysis of difference of neighbouring pixels, and usage of multi-layered perceptron neural network, respectively. To detect microaneurysms and hemorrhages green channel was used, because the red color has higher contrast here. The edges are enhanced better with so-called 'Moat operator'. Objects are detected by using of recursive region growing algorithm and thresholding, which are divided into to parts: the group of microaneurysms and hemorrhages, and all other objects. Because the network of blood vessels was detected before, the pixels of vessels are not assigned to any groups. This method was applied in [12] too.

We met later this project in our research. The proposed region growing algorithm is also used in our project, but we make segmentation of blood vessels and microaneurysms with that. In the pre-processing phase we do not use other color spaces, but in the green channel use local adaptive thresholding as well to separate better blood vessels and microaneurysms from the background.

III. IMPLEMENTATION OF OUR PROJECT

A. Pre-processing

Firstly the RGB channels of images were analysed (see Figure 2.). That was found, the most appropriate channel

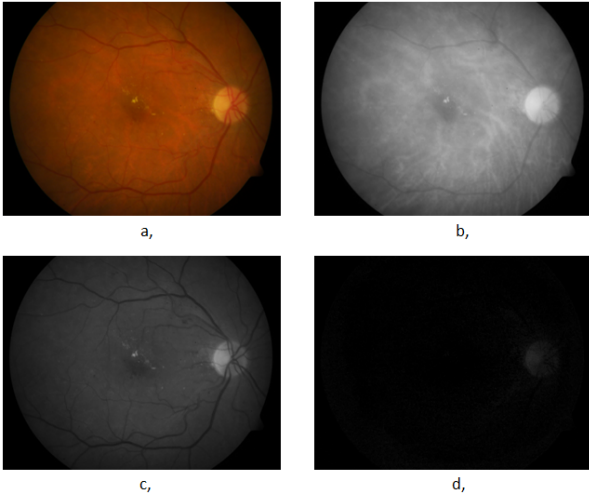


Fig. 2. Several color channels of an image. (a) original image, (b) red channel of (a), (c) green channel of (a), (d) blue channel of (a).

is the green one. On this channel the blood vessels and microaneurysms are the most prominent. One example of comparison can be seen in Figure 2. This selection is very useful, because selecting only one channel we can deal with only a one-channel image, which is similar to intensity ones.

At next step the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) [13] was used. This transformation highlights locally the blood vessels from the background, thus supporting further processing.

In the prepared image a tone improvement was performed using a median filtering with 64×64 size kernel. The eq. 1 shows the transformation, where f is the input image, f_{med} is the image after median filtering, and g is the result.

$$g = f_{med} - f \quad (1)$$

The difference image excludes the most part of image background.

To separate the remained background pixels from the searched object, a contrast enhancement was applied. Thus, on the result image blood vessels are more significant, and because the intensity value of microaneurysms are similar to the intensity of vessels, the microaneurysms are also more enhanced. An example of the result image can be seen in Figure 3.

B. Segmentation of blood vessels and microaneurysm

Several binarization possibilities have been examined. First, the simple threshold-based binarization, where the threshold determination was the main problem. At the choice of several values two problem generated: if the threshold value is too low, then the unnecessarily remaining background pixels are added to the segmentation result, and if the threshold is too high, the thin, low-intensity capillaries disappear from the ends of vessels.

Solving this problem a recursive region growing algorithm [14] was applied. In the pre-processed image the objects with

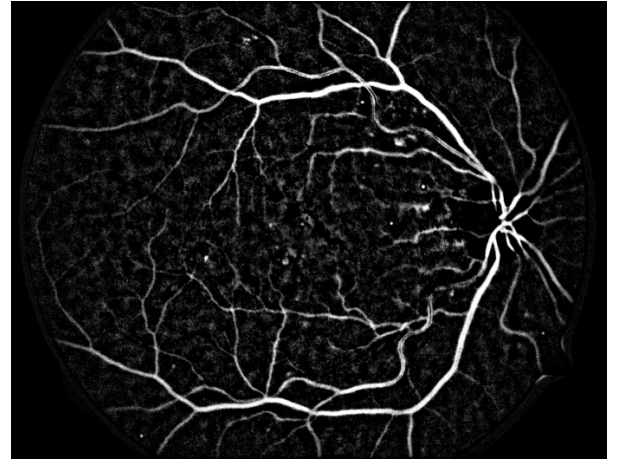


Fig. 3. The result of CLAHE, tone improvement and contrast stretching.

highest intensity contain to blood vessels or microaneurysms. This property of images is taken into account. As a starting point the pixels with maximal intensity are used, then those neighbouring pixels are assigned to the region, whose intensity is more than a pre-defined threshold. This process is applied while exists proper neighbouring pixel. For the application of this method two important parameters has to be chosen: first is the minimal intensity levels of starting points, and the second is the mentioned pre-defined threshold value. In the former an interval has to be given. It is important because of the raggedness of the vessel pixels. In recent state of our project the threshold values are determined manually.

In the achieved image (see Figure 4.) only the supposed microaneurysms and blood vessel can be found. This image is further analysed by a region area based picking method. Each region is checked based on its area, and the image is garbled into two parts. The regions that are larger than a manually specified area size are got into an output image, and smaller ones into another. It achieves two result images: one for the segmented blood vessels, and other for the microaneurysms.

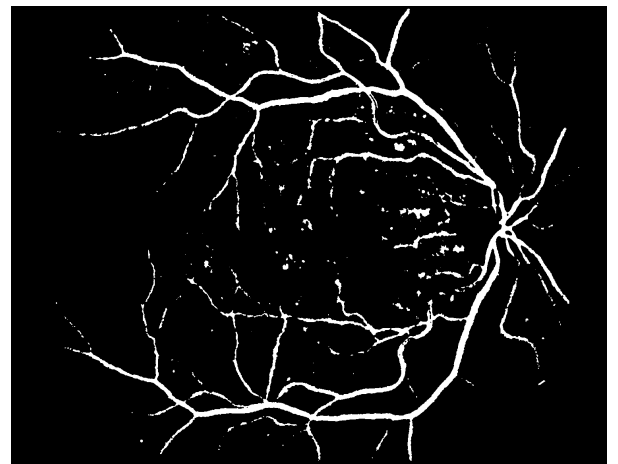


Fig. 4. The result of the recursive region growing algorithm.



Fig. 5. Determination of the largest cross-section with line segments.

IV. CLASSIFICATION

Based on a consensus all circular objects can be considered as microaneurysms, if its diameter is less than the cross-section of the largest blood vessel. So our task is divided into two parts: firstly, it is necessary to determine the cross-section of the largest blood-vessel, and then has to be checked the circular shape of the found objects.

A. Determination of the largest cross-section

To detect the largest cross-section of blood vessels a special algorithm was used. Our experiments revealed that the largest cross-section can be found in the most extensive objects in the image of blood-vessels. Thus, as a first step a skeleton is produced from the greatest region. From the pixels of the skeleton lines are built up in 0° , 45° , 90° and 135° direction. The lines are increased until it intercepts the border of the blood-vessel in the binarized image of blood-vessels. An example can be seen in Figure 5.

Only those cross-sections were taken into account, whose perpendicular line segment at least three times longer than the length of the cross-section. It ensures that the actual cross-section is a real cross-section, and belongs to an elongated blood vessel, rather than a vessel turnout. These potential

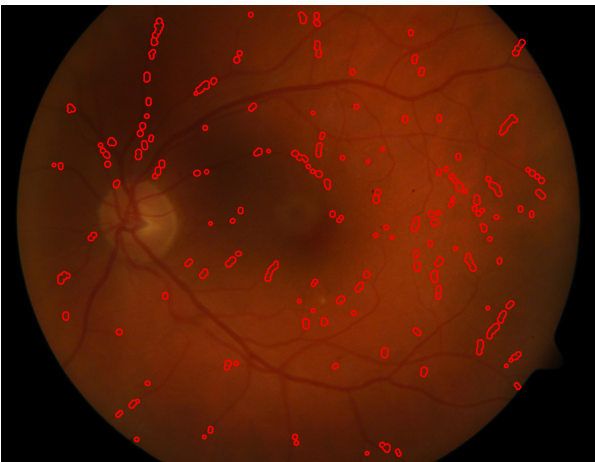


Fig. 6. Microaneurysm candidates are noted by red boundaries in the original input image.

TABLE II
RESULTS OF MICROANEURYSM DETECTION

Ratio of found microaneurysms	# of images with > 50% hit ratio	# of images with > 60% hit ratio
47%	9	4

cross-sections are picked into a list, and the maximum value is selected for further calculations.

B. Checking of circular shape

As a next step of classification, a similar algorithm was used as a filtering. Also lines were placed onto the skeleton of possible microaneurysms, then these line segments were increased until the object borders. The lengths at the individual objects were checked, to be approximately equal, which ensures the circular shape of the examined object.

Using this selection algorithm the result image contains the potential microaneurysm candidates considering their size and shape. In Figure 6. the microaneurysm candidates are noted by red closed curves.

V. EXPERIMENTS

The *diabetr1* database [2] is an image collection produced to testing detection of diabetic retinopathy algorithms. The database consists 89 images, 84 of them contains microaneurysms. According to experts who have carried out the processing of images, the residual images do not contain any signs that may indicate disease. The images were taken with 50° angle of incidence using digital fundus camera. The evaluation was performed by four independent experts.

The expert noted microaneurysms, hemorrhages and the areas belonging to exudates in the images. For each found object a confidence level were assigned to. The used confidence levels (less than 50%, more than 50% and nearly 100%) shows the correctness of notations.

Our algorithm was tested with 30 randomly selected images of the database. Table II presents our results. The ration of found microaneurysms is nearly 50%. We examined the number of those images where the hit ratio is more than 50% and 60% as well.

VI. CONCLUSIONS

The implemented algorithm is able to detect microaneurysms in digital fundus camera images. Based on the test results several further improvement is possible to increase to detection ratio.

During pre-processing the green channel of the input image was selected. This decision looks very effective, because all important information can be found well in this color channel.

For further usage of region segmentation the so-called CLAHE method was used. This method requires a few further change, because to many details were enhanced, and we could not exclude these pixels at the classification step. With fine-tuning of CLAHE, or usage of other contrast enhancing method expectedly better results will be achieved.

To estimate the background median filtering was applied, and this is proved suitable, because the important edges remained sharpen after filtering too. The disadvantage of this process the very time-consuming property. It can be fasten if smaller kernels or parallel computation will be used [15].

The result of two contrast enhancements was an image, with sharp important details, but the insignificant informations were strengthened too.

The applied region growing algorithm needs manual parameter settings, but the later automation can be solved.

The classification phase can be expanded with more criteria, it can exclude the false positive results. The main problem of shape- and size-based detection is that the intensified background pixels were taken into account with too high weight.

REFERENCES

- [1] E.-M. Kohnen and M. Sleightholm, "Does microaneurysm count reflect severity of early diabetic retinopathy?" *Ophthalmology*, vol. 93, no. 5, pp. 586–589, May 1986.
- [2] T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J.-K. Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, A. Raninen, R. Voutilainen, H. Uusitalo, H. Kälviäinen, and J. Pietilä, "DIARETDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol," Machine Vision and Pattern Recognition Research Group, Lappeenranta University of Technology, Tech. Rep., 2006.
- [3] J. Tick, C. Imreh, and Z. Kovács, "Business process modeling and the robust PNS problem," *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 10, no. 6, pp. 193–204, 2013.
- [4] S. Szénási, "Medical image segmentation with split-and-merge method," in *5th IEEE International Symposium on Logistics and Industrial Informatics*, Wildau, Germany, September 5-7. 2013, pp. 137–140.
- [5] —, "Genetic algorithm for parameter optimization of image segmentation algorithm," in *14th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics*, Budapest, Hungary, November 19-21. 2013, pp. 351–354.
- [6] T. Walter and J. Klein, "Automatic detection of microaneurysms in color fundus images of human retina by means of the bounding box closing," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2526, pp. 210–220, 2002.
- [7] J. Frame, P. Undrill, M. Cree, J. Olson, K. McHardy, P. Sharp, and J. Forrester, "A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic uorescein angiograms," *Computers on Biology and Medicine*, vol. 28, pp. 225–238, 1998.
- [8] L. Xu and S. Luo, "A novel method for blood vessel detection from retinal images," *BioMedical Engineering Online*, vol. 9, no. 14, pp. 1–10, 2010.
- [9] L. Streeter and M. Cree, "Microaneurysm detection in colour fundus images," in *Image and Vision Computing New Zealand*, Palmerston North, New Zealand, November 2003, pp. 280–285.
- [10] I. Lazar and A. Hajdu, "Microaneurysm detection in retinal images using a rotating cross-section based model," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, Chicago, IL, March 30 - April 2 2011, pp. 1405–1409.
- [11] C. Sinthanayothin, J. Boyce, T. Williamson, H. Cook, E. Mensah, S. Lal, and D. Usher, "Automated detection of diabetic retinopathy on digital fundus images," *Diabetic Medicine*, vol. 19, no. 2, pp. 105–112, February 2002.
- [12] C. Serrano, B. Acha, and S. Revuelto, "2d adaptive filtering and region growing algorithm for the detection of microaneurysms in retinal angiograms," in *Proc. SPIE, Medical Imaging: Image Processing*, J. M. Fitzpatrick and M. Sonka, Eds., vol. 5370, San Diego, CA, May 12 2004.
- [13] K. Zuiderveld, *Graphic gems*. San Diego, CA: Academic Press Professional, 1994, vol. v, ch. Contrast limited adaptive histogram equalization, pp. 474–485.
- [14] R. Ohlander, K. Price, and D. R. Reddy, "Picture segmentation using a recursive region splitting method," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 8, no. 3, pp. 313–333, December 1978.
- [15] S. Szénási and Z. Vámosy, "Evolutionary algorithm for optimizing parameters of GPGPU-based image segmentation," *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 10, no. 5, pp. 7–28, 2013.