

SZAKDOLGOZAT

Dezső Péter

Debrecen

2009

Debreceni Egyetem
Informatika Kar

**A MAGASVÉRNYOMÁS-BETEGSÉG TÜNETEINEK
AUTOMATIKUS FELISMERÉSE RETINAKÉPEKEN**

Témavezető:
Dr. Hajdu András
Egyetemi adjunktus

Készítette:
Dezső Péter
Programozó matematikus

Debrecen
2009

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	1
2. A hipertenzív retinopátia tünetei.....	3
3. Szemvizsgálati módszerek áttekintése.....	4
4. Matlab	6
5. Az érhálózat szegmentálása	7
5.1. RGB átalakítás, előfeldolgozás	9
5.2. Felügyelt módszerek	11
5.3. Automatizált módszerek.....	12
5.3.1. Küszöbölési technikák.....	12
5.3.2. Éldetektáló módszerek.....	13
5.3.3. Völgydetektáló módszerek	14
5.3.4. Illesztett szűrők.....	15
5.3.5. Illesztett szűrő implementálása.....	16
6. Látóidegfő automatikus detektálása.....	20
6.1. Hibrid módszer a papilla detektálására	21
6.1.2. Piramis dekompozíciós eljárás	21
6.1.3. A valószínűség mérő eljárás.....	23
7. Csavarodottság mérése.....	25
7.1. Érhálózat elvékonyítása	26
7.2. Összetevők detektálása.....	28
7.3. Érszakaszok azonosítása	29
7.4. Kereszteződési tünetek.....	30
8. Összefoglalás	31
Irodalomjegyzék	33

1. Bevezetés

Szakdolgozatomban a magasvérnyomás-betegség szemre gyakorolt mellékhatásaival, illetve azoknak az automatikus felismerésével foglalkozom.

Hosszú távú tanulmányok kimutatták, hogy napjainkban a szív és érrendszeri megbetegedések, többek között a szívinfarktus, vezető szerepet játszanak a halálozási statisztikákban a fejlett országokban. A betegségek kialakulásának megelőzésére, és ezúton az életminőség javítására nagy szükség van. A keringési rendszer vizsgálata bizonyítékokat adhat olyan betegségek jelenlétére a szervezetben, mint a magas vérnyomás, a szívbetegségek, még mielőtt azok egyéb tünetei megjelenének. Szervezetünkben a keringés vizsgálatára többek között a szemfenék tükrözése ad lehetőséget. Manapság ez egyre ritkábban történik tükrözéssel, mára főleg a binokuláris oftalmoszkópiát alkalmazzák. Egyéb eljárásokkal is vizsgálható a keringés, mint például az MRI (mágneses rezonancia), Doppler Ultrasonográf, CT (computer tomográf) segítségével, ám ezek az eljárások mind igen költséges és bonyolult berendezések meglétét teszik szükségessé, valamint képzett szakemberek közreműködésére van szükség az eredmények értékeléséhez.

Fontos lenne a magas vérnyomás kezdeti tüneteit időben felismerni, ugyanis ekkor még jó esély van a folyamat megfordítására, ennek a betegség előrehaladtával egyre csökken az esélye. A tünetek felismerése szakorvosok, szemészek feladata napjainkban. Mivel a szakorvosok korlátozott száma és ideje nem teszi lehetővé, hogy a betegségtől veszélyeztetett embereken a megfelelő szűrővizsgálatot időben végre lehessen hajtani, ezért szükség lenne valamilyen automatizált megoldásra, egy diagnosztikai segédeszközre, amely nagy terheket venne le a szakorvosok válláról

Szakdolgozatomban arra teszek kísérletet, hogy a meglévő módszereket értékelve, azok előnyeit illetve hátrányait összegezve, példákkal illusztrálva, képet kaphassunk a feladat nehézségéről, megoldásairól. A dolgozatban kiemelt hangsúlyt kapott az érhálózat szegmentálása, ami más betegségek szövődményeinek vizsgálatára is alkalmas.¹

¹ A kutatást részben támogatta a DRSCREEN – A cukorbetegség szemszövődményeinek szűrésére alkalmas képfeldolgozó rendszer kifejlesztése, NKTH, TECH08-2.

A dolgozatban bemutatott, illetve az algoritmusoknak inputként adott retina képek a kutatási illetve fejlesztési célra ingyenesen hozzáférhető DRIVE adatbázisból lettek letöltve. Az adatbázis az alábbi internet címen található:

<http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>

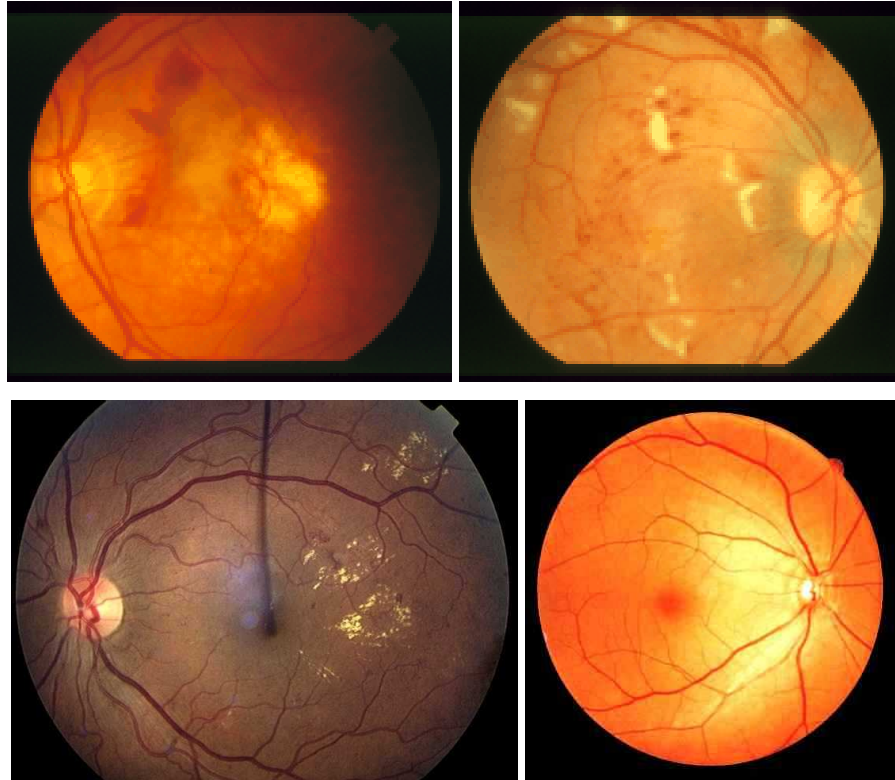
2. A hipertenzív retinopátia tünetei

A fundus vizsgálata leginkább hipertónia és a diabetes esetében alkalmazott. A szemfenéki artériák és vénák állapota ezekben a betegségekben döntő lehet. Normális esetben az artéria és a véna átmérője 2:3 arányban áll egymással. Ez a betegség előfordulásával módosulhat. A hipertóniás elváltozások eleinte csak az ereket érintik, de később okozhatnak retinális tüneteket (1. ábra). Morfológiai elváltozások között említhetjük a Guist tünetet, mely az erek fokozott kanyargóssága, az ércsavarulatok, más néven rézdrót erek, nevüket a dugóhúzó szerű csavarulatokról kapták, amelyek talán a legjellemzőbb kezdeti tünetei a betegségnek, továbbá a Gunn és Salus tünetet, mely a merevebb falú artéria által összenyomott illetve kitérített vénafal tünetei. Tartós magasvérnyomás-betegség fennállása esetén szövődmények alakulhatnak ki. A fluorescein fundus angiográfia képet adhat a betegség előrehaladról. Ezzel a vizsgálattal detektálható a retinális keringés, a véna-artéria aránya, az érfal átérésztés, az ödéma, az ischaemia és az aneurizmák. A gyapotszerű gócok kis fehéres tünetek a retinában, melyek a neuroretina ischaemiás infarktusai. A retinitis circinata általában a makulatájon kialakuló lipoid-koleszterin lerakódás. Kialakulhatnak különböző vérzések is, úgymint szubretinális, intraretinális vagy preretinális. A pontszerű vérzések a retina mélyebb rétegeiben, a lángnyelvszerű vérzések a felszíni idegrost rétegben jöhetnek létre.

A hipertóniás szemfenéki tünetek besorolását a Keith-Wagener-Baker skála szemlélteti:

- 1. stádium: Vékonyabb arteriolák, Guist, Gunn tünetek, kaliberingadozás, rézdrót illetve ezüstdrót tünetek megjelenése
- 2. stádium: Diffúz érszűkületek, kereszteződési tünetek, kemény exudatumok és vérzések kialakulása a retinában
- 3. stádium: Az előbbieket mellett a papilla körül gyapottépésszerű gócok (cotton wool) és vérzések kialakulása, jellemző az ischaemiás papillaödéma megjelenése
- 4. stádium: Az előző stádiumok tünetei mellett a macula területében lipoid-koleszterin lerakódások is megjelennek.

Az első két stádiumban a betegek általában kielégítő általános állapotban vannak, míg a későbbiekben jellemzően a magas vérnyomás egyéb tünetei jelentkeznek. A 4. stádiumban már a szív, a vese, a központi idegrendszer működészavarai is fellelhetőek. [1]



**1. ábra: A betegség tünetei. Felső sor: subretinal fibrosis, cotton wool-gócok,
Alsó sor: retinitis circinata, rézdrót erek**

3. Szemvizsgálati módszerek áttekintése

Hagyományos esetben a retinát vagy direkt oftalmoszkóp, vagy hasonló optikai eszközök segítségével, mint például a fundus kamera, vizsgálják. Ezek mind a látható fény által működő eszközök, melyek lehetővé teszik a felhasználó számára, hogy a retina hátsó felszínét vagy direkt, optikai lencséken illetve tükrökön keresztül, vagy pedig indirekt, fényképek segítségével vizsgálja. Ez a tudományterület 1851-ben, a Hermann von Helmholtz oftalmoszkópja által indult fejlődésnek, ami elsőként tette lehetővé a szem belsejének

részletes vizsgálatát élő pácienseknél. Azóta is az oftalmoszkóp és a fundus kamera az elsődleges diagnosztikai eszközök ezen a területen, bár ezek nem minden tekintetben mondhatók kielégítőnek és ráadásul felkészült szakemberekre van szükség a diagnózisok felállításához.

Az orvosi diagnosztika fejlődésével még hatékonyabb technikák kerültek kifejlesztésre ezen a területen is. 1961-ben Novotny és Alvis bemutatta a fluorescein angiográfiát, amely speciális eljárás során, nátrium fluorescein-t fecskendeznek a vérbe, ami szűrt fény alatt fluoreszkál és ezzel könnyen kivehetővé teszi az érhalózat szerkezetét a szemben. Ez lehetővé teszi az artériák, valamint a kis kapillárisok felismerését és fényképezését, valamint további analizálását, ezzel messzemenő következtetések levonását a keringési rendszer állapotával kapcsolatban. Amint a festéket befecskendezik, a sebesség, amivel a festett vér feltölti az érhalózatot, mérhetővé válik, ezáltal értékes adatokat szolgáltat a szem keringésének állapotáról, elváltozásairól.

Az 1990-es évek során kifejlesztették az indocyanin zöld festékes angiográfiát, amelyben hasonlóan a fluorescein angiográfiához, festékanyagot fecskendeznek a vérbe, ám ellentétben az előbbivel, ez a festék infravörös fény alatt fluoreszkál. Ez a fajta megoldás csak az infravörös fényre érzékeny digitális kamerák elterjedésével vált alkalmazhatóvá. Ezzel a módszerrel a szem más rétegei válnak láthatóvá, többek között a choroid, ami a retina alatti réteg. Ez a két technika segített abban, hogy jobban megismerhessük a szemet érintő betegségeket. Jól kivehetővé teszik a véráramot, vérzéseket, az érrendszer elzáródásait, de akárcsak az oftalmoszkópia, ezek az eljárások is szakképzett személyzetet és klinikai körülményeket igényelnek. Ide tartoznak még más eljárások is, amelyekkel a szem keringését lehet megfigyelni, úgymint az ultrahangos és lézer tomográfia, a vérátfolyás mérők, amelyek fejlesztés alatt állnak jelenleg is.

Habár ez a felsorolás csak egy rövid bemutatása a jelenleg is alkalmazott technikáknak, ezek mindegyike egy közös problémától szenved, nevezetesen komplex és drága berendezéseket, klinikai körülményeket, illetőleg képzett szakembereket igényelnek, valamint jelen van a kockázat is, köszönhetően a véráramba fecskendezett festékanyagnak.

Habár a retina felvételek relatíve egyszerű eljárással készülnek, és minimális felszerelést igényelnek csupán, az ezekből a képekből felállított diagnózis továbbra is specialisták dolga.

Egy módszer, ami a látható fény segítségével készít képet a retináról és az érrendszer szegmentálását minden nemű orvosi beavatkozás nélkül képes elvégezni, automatizált diagnózist tenne lehetővé. Amint egy ilyen rendszer rendelkezésre állna, lehetővé válna nagyszámú érrendszeri betegség korai és olcsón elvégezhető felismerése, valamint időbeni kezelése.

4. Matlab

A dolgozatban bemutatott, algoritmusokat a Mathworks Matlab nevű programcsomagja segítségével implementáltam. A Matlab nagyteljesítményű programozási nyelv technikai feladatok programozására, megjelenítésére, egy könnyen kezelhető környezetben, ahol a megoldandó problémákat egyszerű matematikai kifejezésekkel írhatjuk le. Fő felhasználási területei:

- Algoritmusfejlesztés
- Adatgyűjtés
- Modellelés, szimuláció, prototípuskészítés
- Adat analízis, felderítés és vizualizáció
- Tudományos és mérnöki grafikai megjelenítés
- Alkalmazásfejlesztés, grafikus felhasználói felületkészítés

A Matlab egy interaktív rendszer, aminek a fő adatelemei a tömbök, ahol is nincs szükség dimenziók deklarálására. Segítségével sok számítási probléma oldható meg, főleg mátrix illetve vektor formájúak, amely problémák implementálása más, nem interaktív programozási nyelveken sok időt venne igénybe.

A Matlab név a matrix laboratory rövidítése. Eredetileg a *LINPACK* és *EISPACK* projektek mátrixműveleteinek könnyű programozására fejlesztették ki. Ma már a Matlab motorja tartalmazza a *LAPACK* és *BLAS* könyvtárakat, biztosítva ezzel a legmagasabb szintű szoftver környezetet a mátrixszámításokhoz. A Matlab az utóbbi években az egyetemi oktatásban is

megjelent, matematikai, mérnöki illetve egyéb tudományos területeken, mint szemléltető eszköz. Az iparban pedig kutatási, fejlesztési illetve analitikai feladatokban alkalmazzák.

A Matlab rengeteg alkalmazás specifikus kiegészítő egységgel rendelkezik, amiket *toolboxnak* hívnak. A *toolboxok* tulajdonképpen függvénykönyvtárak, úgynevezett *.m fájlok*, amik kiterjesztik a Matlab környezetét, hogy megoldhatóak legyenek különböző területek probléma osztályai. Ezen *toolboxok* közül is a leginkább használható az *image processing toolbox*, melyet kifejezetten képfeldolgozási feladatok gyors megoldására fejlesztettek ki.

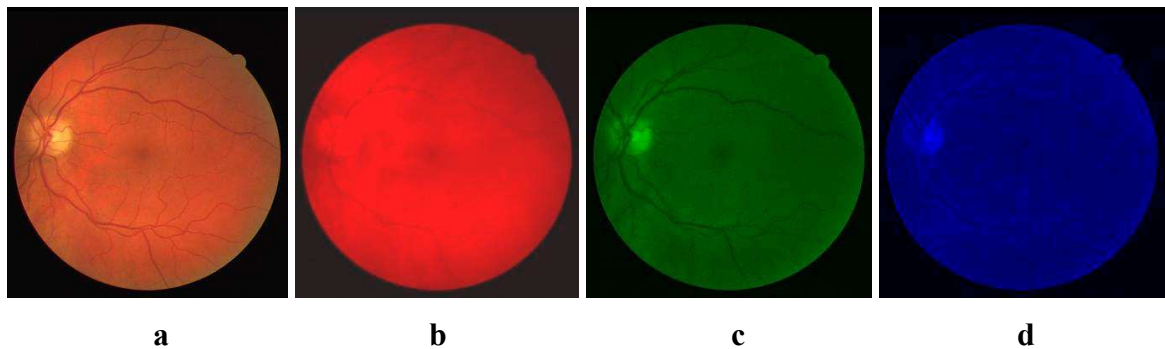
A Matlab nem használ fordítót, igazából, mint egy interpreter dolgozik, utasítást utasítás után hajt végre. Amennyiben hibás a begépelte kód, az csak akkor derül ki, mikor az interpreter éppen az adott hibásan begépelte utasítást hajtja végre. Ebben az esetben ekkor hibüzenetet kapunk és a program terminál. Lehetőség van a Matlabban is komplett függvények vagy akár programok megírására, ezeket is *.m fájlokban* tárolhatjuk és így elérhetőek bármely más függvényből, vagy a parancsablakból.

5. Az érhálózat szegmentálása

A feladat tehát retinaképeken elváltozásokat keresni, azokat felismerni, lehetőleg beavatkozás nélkül és minél nagyobb biztonsággal, pontossággal. Ez tipikusan a képfeldolgozás feladata. A számítógépes képfeldolgozás napjainkban egyre fejlettebb megoldásokkal gyarapodik, a gépek számítási sebessége évről évre nagyságrendekkel növekszik, ezzel is lehetővé téve komolyabb számításigényes algoritmusok kifejlesztését. Erre szükség is van, hiszen az egyik leginkább számításigényes területe az informatikának éppen a képfeldolgozás.

A retinaképek többnyire előtét lencsék segítségével, fundus kamerákkal készülnek, ezzel a konfigurációval lehetőség van viszonylag szűk pupilla mellett is megfelelő minőségű képek készítésére. Persze meg kell említeni, hogy ahhoz, hogy a retina periféria is jól kivehető legyen, célszerű a felvételeket tágított retina mellett készíteni. Ezek a képek különböző felbontásúak lehetnek, nyilván a nagyobb felbontás finomabb részletességet jelent, ezzel együtt több képpontot is, azaz lassabb feldolgozási sebességet. Ezek a multispektrális képek színcsatornánként 8bit/pixel színinformációt tárolnak. Az RGB színinformációk három

színcsatornán, a vörös, a zöld és a kék csatornák segítségével rendelnek a pixelekhez értéket, úgy, hogy a megfelelő színtkomponensek 0-255-ig terjedő egész értékeket vehetnek fel (2. ábra). A komponensekből kevert szín lesz az adott pixelhez rendelve, így a megjeleníthető színek száma $16\,777\,216$.



2. ábra: Retinakép színcsatornái. a: RGB kép, b: vörös csatorna, c: zöld csatorna, d: kék csatorna

A projekt célja az inputként adott retinaképeken a betegségre utaló tünetek lehetőleg automatizált felismerése. Ez azt jelenti, hogy szükségeszerű olyan módszer kidolgozása, amely a retinaképek nagyszámú változatossága ellenére is képes a megfelelő outputot produkálni és nem igényel különösebb beavatkozást. Az input képeken felismerendő kezdeti tünetek többnyire az érhálózat, degeneratív elváltozásai, így a legelső feladat a képek szegmentálása. Külön kell választani az érhálózatához tartozó objektumokat a háttért alkotó objektumoktól, azaz egy olyan logikai mátrixot kell létrehozni, amiben az egyesek az érhálózatához tartozó képpontokat, a nullák pedig a háttérrel jelentik.

$$p'(x, y) = \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ ha } p(x, y) \in T_{\text{érhálózat}} \\ 0, \text{ egyébként} \end{array} \right\}$$

Ebből a mátrixból előállított kép a binarizált kép, ahol csak 1 bitet használunk a színinformáció tárolására képpontonként. Mivel a felismerő algoritmusnak ez a kép az inputja, ahhoz, hogy biztonsággal felismerhesse a tüneteket, szükség van a lehető legjobb szegmentálásra. Ez a feladat sokkal összetettebb, mint az elsőre hangzik. Az ember az ereket a háttértől sötétebb, megnyúlt vonalakként azonosítja a képen. Ez a feladat az embernek egyszerű, de a programnak sokkal nehezebb, mivel a képeken a kontraszt hiánya, a különböző

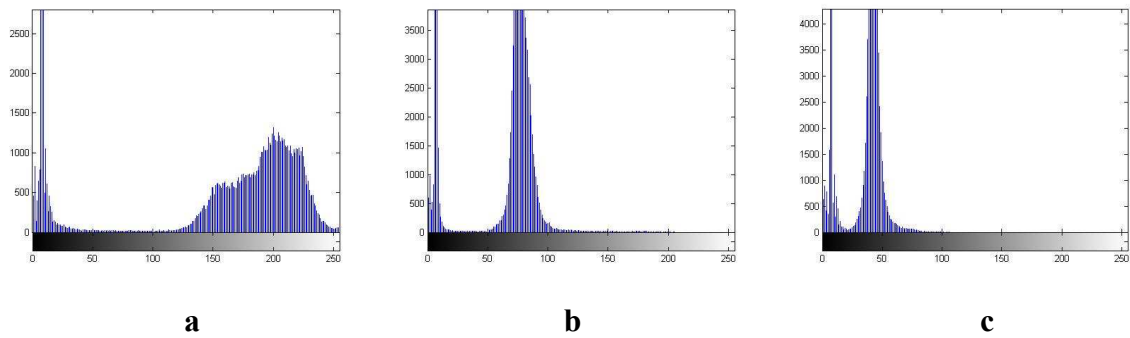
tükröződésekől adódó zajok, a nem egységes háttér intenzitás mind-mind megnehezíti a felismerést.

5.1. RGB átalakítás, előfeldolgozás

Szükség lehet a képek előfeldolgozására, a nagyobb kontraszt és kevesebb zaj javíthatja a felismerést. Az RGB képek hátrányosak több szempontból is:

- A retinaképek színeloszlása nagy variációt mutat a páciensek között (többek között etnikai hovatartozás szempontjából), mert a pigmentek jelen vannak a choroid és az epithelial rétegekben egyaránt. Emiatt nagyobb felhasználói beavatkozásra volna szükség, megválasztani az éppen megfelelő szint az erekhez.
- Az erek színe nagyban változik függően azok helyétől a képen. A nagyobb vénák megjelenésére hatással van a fényvisszaverődés, amit a kamera vakujának az látóidegfőről történő visszatükröződései okoznak. Valójában ez a mellékhatás megmutatja a valódi háromdimenziós voltát az érhálózatnak: az erek egy része nyilvánvalóan másik síkhoz tartozik, és ez hatással van a pixel intenzitására is. Továbbá kisebb ér szakaszok a perifériális területeken nem kapnak ugyanakkora fényt, mint azok, amelyek a papilla közelében vannak, úgyhogy a nem egységes intenzitás nyilvánvalóan köszönhető annak a ténynek, hogy a kép a háromdimenziós gömb alakú retina leképezése a kétdimenziós térre.
- A színes képek szegmentálása gyakran eredményez helytelen objektum kontúrokat, a region-growing algoritmus segíthet a hiányzó pixelek felderítésében, de sokszor még ez sem elég ahhoz, hogy éles ér határokat kapjunk.

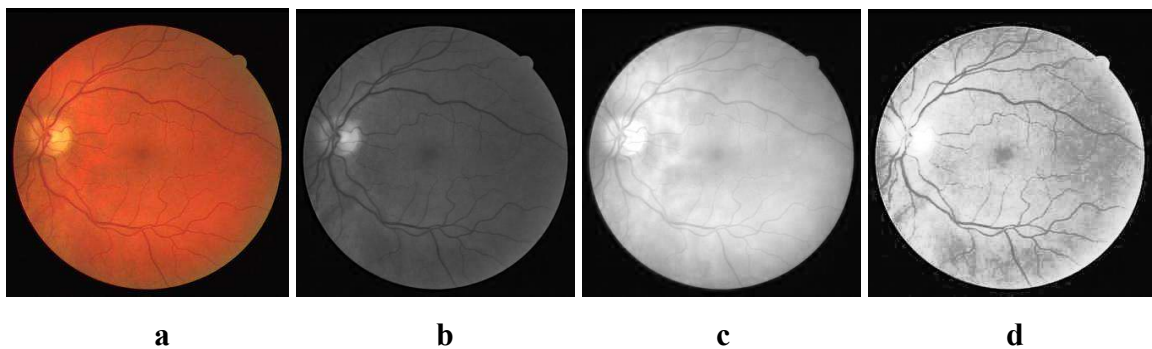
Ezen okok miatt célszerű a multispektrális képet először szürkeárnyalatosra alakítani. Egy szürkeárnyalatos kép pontjai a 0-255-ig terjedő egészeket vehetik fel értéként úgy, hogy a 255 a fehér, a 0 pedig a fekete színt jelenti. Itt használhatjuk az RGB kép színtkomponenseit külön is. Mint ahogy a csatornák hisztogramjából is látható, ezen komponensek közül a zöld csatorna adja a legkontúrosabb képet (*3. ábra*) és mivel az értékek itt is 0-255-ig változnak, ez a kép már önmagában szürkeárnyalatosnak tekinthető.



3. ábra: A 2. ábrán bemutatott retinafelvétel színcsatornáinak hisztogramja.

a: vörös csatorna, b: zöld csatorna, c: kék csatorna

További lehetőség a színcsatornák kombinálása. Érdekes lehet a zöld csatorna képét használni, mert itt van a legnagyobb kontraszt az érhálózat és a háttér között, míg a vörös csatorna esetében nagy a saturáció, a kék csatorna pedig elég sötét, mint az a 2. ábrán is jól látható. A megfelelő szegmentáció érdekében szükséges a kellő kontraszt arány az erek és a retina háttére között, míg jó, ha eközben kicsi a kontraszt a retina háttére és a retina egyes abnormalis elváltozásai, valamint az egyéb, nem érhálózathoz tartozó részek között. Ha kombináljuk az előnyeit a csatornáknak, a nagy kontrasztot a zöld csatorna esetében, valamint a vörös csatorna világos háttérét, eredményül csökkent kontrasztot kapunk a retina háttére és a háttérben elforduló abnormalitások között. (4. ábra) Ez segíthet csökkenteni a nem az érhálózathoz tartozó, tévesen azonosított objektumokat. A hisztogramillesztést akkor használjuk, ha egy olyan képre van szükségünk, amely egy meghatározott hisztogrammal rendelkezik. Előnyös lehet ez az eljárás a hisztogram kiegyenlítéssel szemben, lévén, hogy ez realisabb képeket ad vissza, mint a másik eljárás. [2]



4. ábra: Hisztogram illesztés eredménye. a: RGB kép, b: szürkeárnyaltos zöld csatorna, c: szürkeárnyaltos vörös csatorna, d: hisztogram illesztett kép

Javíthatjuk az esélyét megfelelő szegmentálásnak, ha a szürkeárnyalatos képen további zajszűrő eljárásokat hajtunk végre. Ezeknek az eljárásoknak a célja az lenne, hogy a háttér lokális maximumait illetve minimumait kiküszöbölve, elkerüljük a tévesen érként detektált pixeleket. Sajnos problémák is léphetnek fel az ilyen zajszűrőkkel, többek között például az élek kontrasztjának összemosása is ilyen következmény, amivel nyilván csökken a kontraszt a háttér és az erek között. Ennek elkerülése érdekében a lineáris szűrőket nem célszerű használni. Vannak viszont olyan szűrők is, amik az éleket megőrzik, ilyen nem lineáris szűrő például a medián. Habár a mediánszűrő remekel szűri ki a képen az úgynevezett „salt & pepper” zajt, sajnos a vékony vonalszerű struktúrákat szintén eltávolítja.

Egy másik nem lineáris szűrő, V. Bevilacqua tanulmányában a Naka-Ruston törvényt használja. [3]

$$O(i, j) = \frac{I(i, j)}{I(i, j) + \mu_{ablak}}$$

Ahol $O(i, j)$ az output mátrix, $I(i, j)$ az input, μ_{ablak} pedig a választott ablakban az intenzitás átlag. Ez az eljárás a szürkeárnyalatokat összenyomja, éles kontrasztot adva a háttér és az egyéb objektumok között. Bár ez a megoldás jól működik a kép kisebb részleteinél, az egész képre alkalmazva sajnos az eredmény eléggé zajjal terhelt és összemosott túl nagy ablak választása esetén.

5.2. Felügyelt módszerek

Egy technika az érhálózat szegmentálására *A.Can* nevéhez fűződik.[4] Ebben a nyomkövető eljárásban az erek minden szegmense három attribútummal van leírva, név szerint: irány, szélesség, középpont. Az erek keresztmetszetének sűrűségi eloszlása egy Gauss alakú függvénnyel van becsülve. A különálló szegmenseket egy keresési eljárás során azonosítják, amikor is az erek középvonalán haladva hoznak döntést arról, hogy milyen irányban lépjenek tovább, bizonyos ér tulajdonságok alapján. Akárhogy is, ez a fajta ér szegmentáló algoritmus emberi beavatkozást szükségeltet, sőt zavarba jöhet erek kereszteződésénél illetve elágazásánál.

A keresési eljárás retina középső területén lévő fény-visszaverődési problémáját leküzdendő, *Gao* javasolt egy megoldást, ami az erek intenzitás profilját iker Gauss függvényekkel modellezi [5] és *Chutatape* is bemutatott egy módszert, amiben a kereső eljárás a papillától indul és egy Kalman szűrőt alkalmaz alapjául a következő keresési terület megválasztásához.[6]

Mostanában néhány kutató neurális hálókat [7] és K-legközelebbi szomszédon alapuló osztályozókat használ az érhálózat elkülönítésére.[8]

Habár az utóbbi eljárások sikeres kísérleti eredményekkel bírnak, ezek felügyelt módszerek, emberi beavatkozást igényelnek. Különböző manuálisan címkézett képek, különböző eredményekhez vezetnek.

5.3. Automatizált módszerek

5.3.1. Küszöbölési technikák

Bármilyen előfeldolgozó eljárásokat alkalmazunk is, a binarizáló algoritmusnak változatlanul nehéz dolga van, hiszen mint az a 4. ábrán is látható, a szürkeárnyalatos kép nem rendelkezik egységes háttér intenzitással, tehát nem lehet egy globális küszöbértéket kiválasztani, ami a legegyszerűbb eljárás volna. Ebben az esetben ugyanis, lévén, hogy a kép egyes régióinak háttérintenzitása és az ereket alkotó pixelek intenzitása átfedésben van, ezért nem várható megfelelő eredmény globális küszöbérték választása esetén.

Megoldás lehet a globális küszöb helyett a lokális küszöbválasztás, ami a kép pixeleinek adott környezetében vizsgálja az intenzitási átlagot. Az így kapott értékekből minden egyes pixelhez rendel egy küszöbértéket és annak megfelelően, hogy a pixel intenzitása a küszöb alatti, illetve feletti, címkézi meg a képpontot, mint az érhálózathoz tartozó pixel, vagy háttér. Erre egy egyszerű képlet áll rendelkezésre, [9] bár megjegyzendő, hogy elsősorban zajmentes képek esetében várható megfelelő eredmény ennek segítségével.

$$T = \frac{\sum e(x, y) p(x, y)}{\sum e(x, y)}$$

Ahol $p(x, y)$ a pixel értéke, $e(x, y)$ pedig az él erőssége az adott (x, y) pontban, ami a következő képlettel számolható:

$$e(x, y) = \max(g_x(x, y), g_y(x, y))$$

$$g_x(x, y) = |p(x-1, y) - p(x+1, y)|$$

$$g_y(x, y) = |p(x, y-1) - p(x, y+1)|.$$

Zajjal terhelt képek esetén ez az egyenlet annyiban módosul, hogy a zajt ellensúlyozandó, az élerősség küszöbértéke alatt nem súlyozzuk az értékeket. Így a statisztika az alábbiakban alakul:

$$T = \frac{\sum w(x, y) p(x, y)}{\sum w(x, y)}$$

$$w(x, y) = \begin{cases} e(x, y), & \text{ha } e(x, y) \geq \lambda \eta \\ 0, & \text{egyébként} \end{cases}$$

Ahol η a képzaj szórása, és λ pedig egy állítható paraméter, ami az éppen használt aktuális élerősségtől függ. Megmutatható, hogy Gauss zaj esetén a $\lambda=5$ jó választás.^[10]

Ám ezek az algoritmusok továbbra sem hoznak megfelelő eredményeket, bár például *Jiang* éldetektálással és további szűrőkkel kombinált módszere a 92.12%-os pontosságot is elérte.^[11]

5.3.2. Éldetektáló módszerek

Ezek a módszerek meglévő képfeldolgozó technikákat alkalmaznak, úgymint a Sobel, a Laplace, vagy például a Canny operátorok, amelyek vonalakat azonosítanak a képeken. Habár ezek az operátorok jól használhatóak más képfeldolgozási feladatoknál, a retina képek esetében kevésbé hatékonyak, köszönhetően a ténynek, hogy ezekben az esetekben a

határvonalak gyakran elmosódottak és a finom erek mindössze 2-3 pixel vastagságúak, amiket az algoritmus legtöbbször háttérként azonosít. Ráadásul az él detektáló módszerek nem tesznek különbséget az érhálózat és az egyéb, degeneratív elváltozások között. Hibásan egy ér határáként azonosíthatják a látóidegfőt, köszönhetően a nagy kontrasztnak, vagy detektálhatják a vérzéseket is, vagy egyéb elváltozásokat. Ezért nem alkalmasak az érhálózat szegmentálására, bár *Jiang* a Sobel operátort használja a lokális küszöbölés finomítására.

Használhatók még egyéb esetekben is, például felfedező vagy nyomkövető algoritmusokkal kombinálva, hiszen ezek az algoritmusok igényelnek egyfajta plusz segítséget. Ezekben az esetekben az él detektáló módszerek is megfelelő eredményeket hozhatnak.

5.3.3. Völgydetektáló módszerek

Ezek inkább analitikai módszerek, azon a megfigyelésen alapulnak, hogy az erek, mint völgyek modellezhetők. Ha a retina képet, mint felületet képzeljük el, az erek ebben a felületben mélyedéseként jelennek meg. A pixelek intenzitás értékeit alapul véve, minden pixelhez a környező pixelek értékeinek felhasználásával kiszámítható egy gradiens érték. Általánosságban elmondható, hogy ez az érték felhasználható olyan objektumok keresésére a képen, amelyeknél a kép felszín élesen meghajlik. Szokás még ezt a módszert a skálázással kombinálni, hogy a különböző méretű ereket is nagyobb biztonsággal tudják azonosítani.

Lindeberg tanulmányában egy völgy pont definíciója a következő: olyan hely, ahol a fő görbület irányában az intenzitásnak lokális minimuma van. A völgy erőssége a skála-térben a következő formulával van becsülve:

$$A_{\gamma\text{-norm}} L = t^{2\gamma} ((L_{xx} - L_{yy})^2 + 4L_{xy}^2)$$

Ahol L_{xx} , L_{yy} és L_{xy} a Hesse mátrix elemei, azaz a második deriváltak az adott irányokban. A faktor $t^{2\gamma}$, ahol t a Gauss simító operátor variációja és γ egy paraméter, ami normalizálja a különböző skálák reakcióit.[¹²]

Több publikációban bemutattak már olyan technikákat, amelyek a kép minden pixeléhez kiszámított Hesse mátrix sajátértékei és sajátvektorai segítségével szegmentálják az ereket. A

sajátértékeket használják ahhoz, hogy teszteljék az adott pixel vajon az érhálózatához tartozik e, vagy sem. Ha egy képpont átmegy a teszten, akkor az abszolút értékben kisebb sajátértékhez tartozó sajátvektor az ér irányába mutat. A sajátérték előjele alapján eldönthető, hogy világosabb, vagy sötétebb struktúráról van e szó. A Hesse mátrix több különböző skálán van kiszámítva, a különböző ér átmérők miatt. [13][14]

Frangi a sajátértékek aránya alapján $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$ pontoz, $R_B = |\lambda_1| / \sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}$ és $R_A = |\lambda_2| / |\lambda_3|$ és a Hesse mátrix Frobenius-normájával, S , számolja ki az erősségét. Csőszerű struktúrák esetében, mint amilyenek az erek is, az R_B kicsi, míg az R_A magas értéket kell, hogy felvegyen. Speciálisan az erek mérésénél, olyan képeken, ahol az erek világosabbak, mint a háttér:

$$v_0 = \left\{ \begin{array}{ll} 0, ha & \lambda_2 > 0 \text{ vagy } \lambda_3 > 0 \\ (1 - \exp(-\frac{R_A^2}{2\alpha^2})) \exp(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}) (1 - \exp(-\frac{S^2}{2c^2})) & \text{egyébként} \end{array} \right\}$$

α, β, c paraméterekkel. A Hesse mátrix a skála térben van számolva és normalizálva van, úgyhogy a visszaadott értékek közül a legnagyobbat választja az adott skálától függetlenül. 2D-ben az első exponenciális ki kel hagyni az egyenletből, ami megmagyarázza, miért nem tud különösebben hatásosan különbséget tenni ez a fajta Hesse mátrixos megoldás élek és erek között. [15]

Ezen módszerek hatékonysága változó, *Staal* 69.7%-os pozitív rátát ért el, ami nem sok, de a negatív ráta mindösszesen 1.9% volt. [16]

5.3.4. Illesztett szűrők

Az illesztett szűrőket széles körben alkalmazzák, ez egy minta alapú módszer, amit *Chaudhuri* mutatott be először 1989-ben. Ez a megoldás kétdimenziós lineáris struktúra elemeket használ, amiknek Gauss keresztmetszeti profilja van, ezeket a filtereket forgatják több irányba, hogy azonosítsák a keresztmetszetét az ereknek. Az ereket, mint szakaszonként lineáris szegmenseket modellezi. Tizenkét Gauss szűrőt használ ugyanolyan skálával és különböző irányultsággal. [17]

Az eredményül kapott képet végül küszöbölik, hogy megkapják az érhálózat szegmentált bináris képét.

Bárhogy is, ezzel a módszerrel a detektált képeken az érelágazások illetve a kisebb erek lemaradhatnak, illetőleg a szegmentált kép ellenőrzése sem történik meg. Mindamellett a küszöbválasztás is kritikus művelet.

Hogy a hagyományos illesztett szűrők hatékonyságát javítsa, *Rawi* 2007-ben bemutatott egy továbbfejlesztett illesztett szűrőt, ami egy optimalizáló eljárást használ, annak érdekében, hogy megkeresse az optimális paramétereket. [18]

Gang amplitúdó-módosított másodrendű derivált Gauss szűrőket alkalmaz erek felismerésére, amelyek a skálával megegyező átmérőjűek. Ezt az amplitúdó változtatásával éri el, ami ahhoz kell, hogy a visszaadott értékeket különböző skálákon kombinálhassa. [19]

Többnyire, mint többirányú konvolúciós kernelt implementálják, ami kifejezetten sok számítást igényel, főleg mikor több skálán kell vele számolni.

5.3.5. Illesztett szűrő implementálása

A nagyobb artériák és vénák azonosítása a képeken viszonylag egyszerű feladat, a probléma a kisebb, körülbelül 2-3 pixel széles erek detektálásával van, ezért ebben a részben egy olyan eljárás fejlesztésével foglalkozom, amely képes ezeket, a vékony, háttértől sötétebb, megnyúlt, vonalszerű objektumokat azonosítani.

Többféle illesztett szűrő kipróbálása után a választás egy három pixel magas és hét pixel széles konvolúciós kernelre esett, mivel egy adott képpont ekkora környezetének figyelembe vételével lehet a legjobb eredményt elérni a tapasztalat szerint. Ekkora régió képes hatékonyan kiszűrni a zajt, amit az önálló sötét pixelek okoznak, melyek egyébként tévesen az érhálózat részeként azonosítana a program.

Míg a kezdetben csak egy soros kernellel végzett vizsgálatok után a három sorosra való áttérés nagy javulást hozott, mind a találati arány javulása, mind pedig a tévesen azonosított

pontok esetében, ezzel szemben a háromról öt, vagy több sorosra való váltás esetében az irányal szemben való érzékenység valamint a téves detektálások száma nőtt.

A vérerek jellemzően kanyarognak, ahogy keresztbe befonják a retinát, ezért fontos, hogy az algoritmus ne tévesszen akkor sem, mikor egy addig egyenes irányba futó ér egyszer csak kanyarokat kezd leírni. Ebben az esetben ugyanis a nagyobb kernelek hátulütője lehet, hogy a kanyargós ér a kernel középső részén újra áthalad, ezzel téves detektálásokhoz vezetve.

A kernel kialakításának köszönhetően nagyon megbízható reakciókat ad, amikor az ér merőlegesen fut a negatív együtthatókkal rendelkező középső résszel, és nem reagál mikor az párhuzamos vele. Ezáltal a modell maximálisan érzékeny az irányultságra és megbízhatóan azonosítja a megfelelő orientáltságú ereket.

Megfigyelhető, hogy ez a három soros szűrő ± 30 fokos irányultságú objektumokkal szemben adott megfelelő reakciót. Ebből következik, hogy egy ilyen szűrő csak 60 fokos ívben használható. Mivel szükséges volt olyan szűrő kidolgozása, amelyik 180 fokban képes detektálni az objektumokat ezért úgy tűnt, hogy 3 irányba forgatott konvolúciós kernel elég lesz, hogy lefedje a teljes tartományt. Mindamellettt ahhoz, hogy a zajjal szemben ellenálló maradjon, illetve a kidolgozás miatt is célszerű választás volt a 4 irányba forgatott megoldás implementálása. Az emiatt fellépő extra számítási igény ennél a pontnál elhanyagolható, ráadásul ezzel a megoldással javult a hatékonyság, mivel a küszöböt minden különálló szűrőnél magasabbra lehetett állítani, ezzel együtt a zajérzékenység is csökkent, mindamellettt megmaradt a magas szintű pontosság.

Köszönhetően annak, hogy a pixelek négyzet alakúak, a szűrő szabályos 45 fokos forgatása nem a várt eredményt hozná bizonyos részein a modellnek, ezért kissé módosítani kellett a 45 és a 135 fokos esetekben. A részleteket az 5. ábra mutatja.

1	1	-4/3	-4/3	-4/3	1	1
1	1	-4/3	-4/3	-4/3	1	1
1	1	-4/3	-4/3	-4/3	1	1

a

0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	0	1	1	1
0	0	0	-2	-4/3	1	0
0	0	-2	-4/3	-2	0	0
0	1	-4/3	-2	0	0	0
1	1	1	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0

b

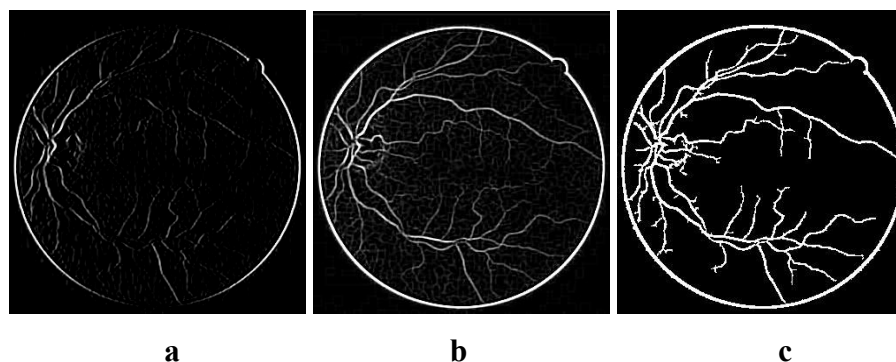
5. ábra: Éldetektáló szűrők. a: horizontális szűrő, b: 45 fokos szűrő

Miután a DRIVE adatbázisból letöltött input képekből nyert zöld csatornán a bemutatott konvolúciós kerneleket végigfuttattuk, a már említett 0, 45, 90, illetve 135 fokos szögekben, eredményül 4 darab köztes képet kaptunk

Az ereket sikeresen detektálta az algoritmus, bár meg kell jegyezni, hogy az eredményként előállt képek még mindig zajjal terheltek. Ennél a pontnál megfigyelhető, hogy míg az erek szabad szemmel jól felismerhetők a többnyire fekete háttér előtt, nagyjítva azért látszik, hogy még mindig nem célszerű egy globális küszöbválasztás a binarizáláshoz, hiszen a vékonyabb erek egyes pixelei átfedésben vannak a háttér egyes pontjaival.

Az eredményül kapott négy képet egy egyszerű algoritmussal egyesítettük. Ez az algoritmus inputként a különböző orientáltságú szűrőkkel konvolvált képeket kapja, outputja pedig egy olyan kép, amelyik minden egyes pixele az input képek adott koordinátájú pixelei közül a legnagyobb értékű.

Ez az egyesített kép természetesen szintén tartalmaz a háttér nem egységes volta miatt különböző zajokat. A képpontok értékei pedig a teljes $[0,255]$ intervallumot lefedik. Jó ötletnek tűnt a nagyon halvány képpontok eltávolítása a képről, egy küszöbérték meghatározásával, majd miután így jobban különváltak az ereket alkotó pixelek és az egyéb objektumok, egy tisztító algoritmus segítségével tovább szűrni a képet. (6. ábra)



6. ábra: Az érszűrés eredménye. a: horizontális szűrő eredménye, b: a négy szűrt kép egyesítése, c: binarizált kép a tisztító algoritmus lefuttatása után

Ez a tisztító algoritmus egy egyszerű elven működik, nevezetesen a képről eltávolítja azokat a képpont csoportokat, amelyek egy paraméterként adott skalárnál kevesebb pontból állnak. Pontról-pontra halad végig a képen, és ha olyan pontot talál, amelynek értéke nem nulla,

akkor minden nyolc szomszédját végignézi és a nem nullaértékűeket egy verembe teszi, majd ezeknek a szomszédjait is megvizsgálja, egészen addig, amíg a paraméterként kapott küszöböt el nem éri, vagy ha az adott szingularitás kevesebb pontból áll, azt a képről kitörli. Itt meg kell jegyezni, hogy bár elsőre ez az ötlet jó eredménnyel kecsegtetett, tüzetesebb vizsgálat után megállapítható, hogy sajnos olyan objektumokat is törölt a képről, amelyek tisztán láthatóan az érhálózatához tartoztak. Ez köszönhető annak a ténynek, hogy az inputként kapott, a DRIVE adatbázisból letöltött képek .jpg formátumúak, amely egy veszteséges tömörítési eljárást alkalmaz. Nagyítva látszik, hogy a kép kis négyzetes ablakokból tevődik össze, és ezen ablakok között gyakran éles átmenet van, valamint vannak helyek, ahol egyes erek folytonossága emiatt megszakad. Az 7. ábra egy ilyen részlet nagyítását mutatja.



7. ábra: a DRIVE adatbázisból letöltött .jpg kép nagyítása.

Látható, hogy az érnem teljesen folytonos.

További probléma a szegmentált képpel, hogy sajnos a papilla és a háttér közti éles kontrasztátmenet miatt annak határát is, mint ért detektálja, bár ez kiszűrhető lenne egy megfelelően megkonstruált elő, vagy utófeldolgozó algoritmussal. A dolgozat következő részében egy olyan eljárást mutatok be, amelyik képes detektálni a papillát, lehetővé téve ez által a jobb érhálózat szegmentálást, valamint további tünetek detektálásában is segítséget nyújthat.

Következtetésként levonható, hogy a jó minőségű input képek nélkülözhetetlenek a megfelelő szegmentáláshoz, valamint, hogy egy jól megkonstruált illesztett szűrő, a megfelelő elő és utó feldolgozással, képes detektálni az ereket az inputként kapott retinaképeken.

6. Látóidegfő automatikus detektálása

A látóidegfő, más néven papilla, a retina azon része, amely nem tartalmaz fényérzékelő sejteket, innen a köznapi elnevezése, vakfolt. Ezen a helyen lépnek be és ki a retinából az ingereket szállító idegpályák, illetve a retina vérellátásáért felelős artériák és vénák. Kézenfekvőnek tűnnek ezért a papilla helyének meghatározására tett kísérletek, hiszen a hipertenzív retinopátia egyik jellemző tünete a retinában a vénák és artériák vastagságának egymáshoz viszonyított arányának megváltozása. A papilla detektálása segíthet az érhálózat szegmentálásában is, ráadásul vannak a betegségnek olyan szövődményei, melyekben maga a látóidegfő is sérülhet, ilyen például a papillaödéma. Ha sikerülne meghatározni a papilla pontos helyét a képen, akkor olyan elváltozások detektálása is könnyebb lenne, mint például a retinitis circinata, ami viszont jellemző tünete az előrehaladott magas vérnyomás betegségnek. Több kutatás foglalkozott már ezzel a témával világszerte, az eredmények biztatóak több esetben is.

Az első próbálkozások a témában a megjelenés alapú technikák voltak. Ez a megközelítés igen triviálisnak tűnhet első hallásra, ám mint kiderült, csak bizonyos esetekben hozhat megfelelő eredményt. Nevezetesen azt a tényt használja fel a detektáló algoritmus, hogy a papilla a szürkeárnyaltos képen a legnagyobb intenzitással rendelkező régió. Tapasztalati mérések során megállapították a vakfolt általános méretét, és tudván, hogy ez nagyjából kör, illetve kissé ellipszoid alakú, egy a méretnek megfelelő körrel kijelölték a legnagyobb intenzitású régiót, illetve kombinálva ezt a módszert él detektáló operátorokkal viszonylag elfogadható eredményekhez jutottak.

A baj az ezzel a módszerrel, hogy míg viszonylag jól működik egészséges retinaképeken, rosszul teljesít azokban az esetekben, amikor a retinán más, szintén magas intenzitású elváltozások jelennek meg. Ezen elváltozások között szerepel például a retinitis circinata, valamint a gyapottépésszerű gócok megjelenése.

Bár a retinitis circinata esetében általában ezek az elváltozások kisebb, világos, kör alakba rendeződő foltokként láthatók a képen, sajnos a súlyosabb esetekben számuk igen jelentős mértékűre szaporodhat, valamint a határok is összemósódhatnak a felvételeken, ezért még csak azt a tényt sem lehet felhasználni a papilla detektálása során, hogy annak mérete jelentősen meghaladja azokét. A gyapottépésszerű gócok (cotton wool) alakja általában

szabálytalan, mint ahogy az elnevezés is utal rá, tépésszerűek, ami nyilván könnyen megkülönböztethető a nagyjából kör, illetve ellipszoid alakú vakfolttól. Több detektáló algoritmus ki is használja ezt a tényt és a jól ismert Hough transzformáció segítségével keresi a képen a papillát.^[20] Ezek az algoritmusok általában jól teljesítenek, bár a Hough transzformáció igen számításigényes eljárás.

A másik megközelítés a témában a modell alapú technikák alkalmazása. Ezek általában azt a tényt veszik alapul, hogy a retina erei a papillából erednek. Niemeijer olyan modell alapú technikát dolgozott ki, amelyik az érhálózat irányított geometriai mintáját használja fel, valamint azt a felismerést, miszerint az erek a vakfolthoz konvergálnak. ^[21]

A dolgozat következő részében egy olyan hibrid eljárást ismertetek, amely mind a megjelenés, mind a modell alapú technikák eljárásait egyesíti egy, a papilla detektálására kifejlesztett módszerben.

6.1. Hibrid módszer a papilla detektálására

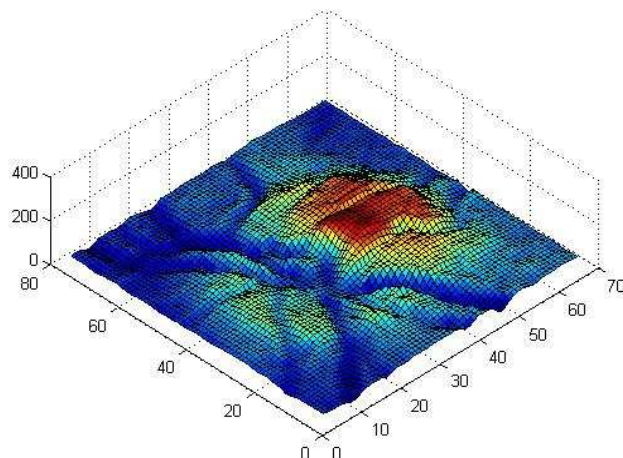
6.1.2. Piramis dekompozíciós eljárás

Először az input képet egy úgynevezett extrém piramis dekompozíciós algoritmussal kicsinyíti le, és a kiemelkedő, hegyszerű topográfiai elemeket a legalsó szintű képen detektálja. Ezek a pontok a papilla jelöltek. Ezután egy valószínűség mérő eljárással, amely az érhálózat struktúrájának segítségével értéket rendel minden jelölt ponthoz, detektálja a papilla végső helyét a képen. ^[22]

Ha a képeket, mint felületet szemléljük, akkor a papilla régiója, mint egy hegyszerű kiemelkedés jelenik meg azon (8. ábra). Ezáltal leírható, mint a minden irányban legnagyobb gradienssel rendelkező régió. Bárhogy is, mivel ez minden lokális maximumra igaz, megfelelő skálázás használata szükséges a jelöltek minimalizálására. Ezt egy piramis dekompozíciós eljárás felhasználásával tudjuk elérni.

A hagyományos piramis dekompozíciós eljárások, melyek az átlagolásra alapulnak, nem használhatóak a papilla keresésében. Ez esetben ugyanis az eljárás egyaránt csökkenti a

hegyszerű képződményeket, mint ahogyan a háttér is erodálja. Általában az átlagoló és alul mintavételező eljárások gyorsabban tüntetik el a világosabb régiókat, mint a sötéteket. A hegyek detektálásához, ellentétben az előzőekkel, arra volna inkább szükség, hogy a világos részek több szinten át megmaradjanak, míg a sötét részek gyorsabban tűnjenek el.



8. ábra: A papilla régiójának felszíni megjelenítése

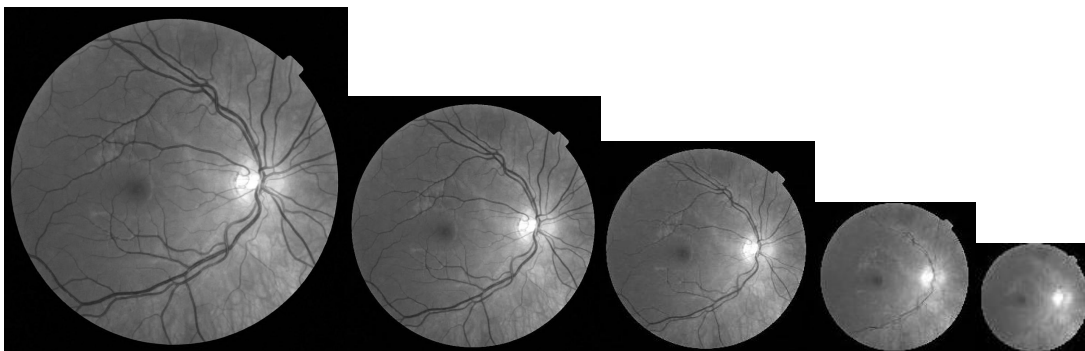
E cél elérése érdekében egy kontrollált piramis dekompozíciós technikát alkalmazhatunk. Egy adott $M \times N$ -es méretű I_l kép L szintű dekompozíciója úgy érhető el, hogy az átlag helyett a maximumokat és minimumokat tartjuk meg.

$$I_k(m, n) = \begin{cases} \max\{g_{i,j}(m, n) & \text{ha } g_{i,j}(m, n) < t \\ \min\{g_{i,j}(m, n) & \text{egyébként} \end{cases}$$

$g_{i,j}(m, n) = I_{k-1}(2m+i, 2n+j)$ és $k=2,3,\dots,L$ és t egy küszöbérték, ami a globális intenzitás átlag a bemutatott ábrákon (9. ábra).

Ezután a piramis legalacsonyabb szintű képén a jelöltek azok a pontok lesznek, amelyek a legnagyobb gradienssel rendelkeznek minden irányból. A gradienshez a kép több irányból számított deriváltját számoljuk ki. Ha a deriváltakat N irányból számítjuk, azok lesznek a jelölt pontjaink, melyek egy küszöbérték felett vannak és maximális a dőlésük mind az N irányból és ezek közül is azok, melyek a szomszédjaik között is a legnagyobb intenzitásúak.

Ezek után a kapott jelöltpontokat visszaképezzük az eredeti képre. Így természetesen nagyobb régiókat kapunk, mint a legalacsonyabb szintű képen. Azzal, hogy csak a legalacsonyabb szinten számítjuk a jelölteket, sok számítástól kíméljük meg magunkat, ráadásul minimalizáljuk a találatok számát.



9. ábra: Az ismertetett piramis dekompozíciós algoritmus eredménye (átméretezve)

6.1.3. A valószínűség mérő eljárás

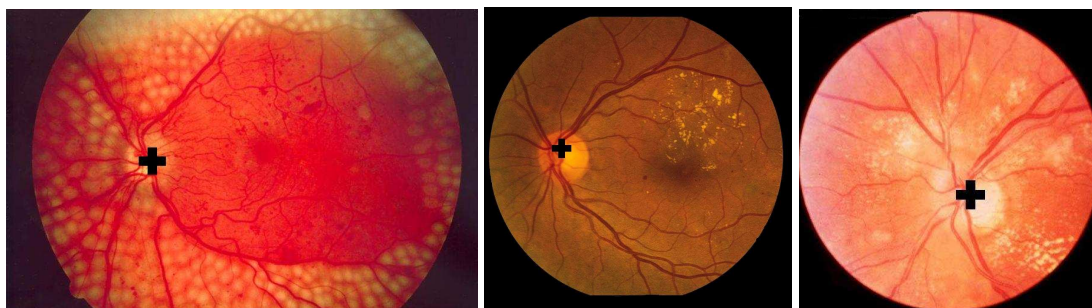
A látóidegfő az a régió a képen, amelyik rendelkezik az alábbi kritériumokkal:

- Nagyon világos terület
- Nagy az erek sűrűsége
- Az erek erre a területre konvergálnak

Ezeket a tulajdonságokat kifejtve a retinaképeken, megállapíthatjuk a papilla pontos helyét. Általánosságban elmondható, hogy a felsorolt kritériumok külön-külön teljesülése nem adhat bizonyosságot a papilla helyének meghatározásához. Például egy rossz fényviszonyokkal rendelkező kép esetében az első tulajdonság nem használható. Továbbá, ha rossz a fókusz az adott képen, akkor a szegmentálás is hagyhat kívánnivalót maga után, ezáltal a második tulajdonság is hasznavehetetlen önmagában. Ahhoz, hogy megbízható módszert dolgozzunk ki, szükséges ezen kritériumok mindegyikének a vizsgálata.

Először minden jelölt pont valószínűségi fokát nullára állítjuk, majd a következőképp járunk el. Az átlagos intenzitás értéket számítjuk ki egy előre meghatározott szomszédságban. Ha ez az érték a jelölt esetében egy adott küszöb felett van, akkor a valószínűségi fokát eggyel növeljük. A küszöbértéket mérések alapján, a meglévő adatbázis átlagértékei felhasználásával állapítjuk meg.

Ezután minden jelölt pontnál az erek sűrűségét mérjük a dőlés mértékének felhasználásával. Egy szintén előre meghatározott szomszédságban a dölések normalizált összegét vesszük alapul. Egy 50x50-es szomszédságot használunk a számításokhoz. Az így kialakított térképen az erekhez tartozó képpontok nagyobb értéket kapnak, mint a nem hozzájuk tartozók. Mivel az erek a papilla régiójába konvergálnak, ezért az ezen régióban található jelölt pontok nagyobb értékeket fognak kapni. Mindkét mérési eredménynek a súlyozott összegét vesszük, majd a legnagyobb értékkel rendelkező régió lesz a látóidegfő végső helye a képen. A kísérletek alapján jobban súlyozzuk az ér sűrűség értékét, hiszen így többnyire elkerülhető a nagy intenzitású elváltozások téves detektálása, mivel ezekben a régiókban az erek ritkán vannak jelen.



10. ábra: Sikeres papilla detektálások az ismertett algoritmus segítségével

Tapasztalatként elmondható, hogy ez a hibrid módszer, amely az erek sűrűsége, illetve az intenzitás értékek alapján detektálja a papillát az inputként adott retinaképeken, képes kezelni azok nagy variációja ellenére is a különböző megvilágításból, illetve pigmentációból származó eltéréseket. Továbbá a bemutatott valószínűség mérő eljárás segítségével képes különbséget tenni a patológiai elváltozások és a papilla között. Ugyanakkor a paraméterek körültekintő megválasztása szükséges a kívánt eredmények elérése érdekében

7. Csavarodottság mérése

A magas vérnyomás betegség retina érhálózatot érintő megbetegedései között az egyik legjellemzőbb a csavarodott erek megjelenése. Ezt más néven Guist tünetnek is nevezik. Egyes kutatások kimutatták, hogy ez a tünet leginkább a fiatalabb korú betegeket érinti, az idősebb korosztálynál nem olyan jellemzőek ezek a tünetek. Mindenesetre szükség lehet olyan algoritmus kifejlesztésére, amelyik képes ezeket a tüneteket felismerni.

Természetesen ezzel a témakörrel is több kutatás foglalkozott a korábbiakban. Az erek csavarodottsága ideális esetben leírható lenne egy skalárral, sőt inkább érszakaszokról kell, hogy beszéljünk, semmint az egész érhálózatról, bár vannak tanulmányok, melyekben mind az egyes szakaszok, mind az egész érhálózat csavarodottságát mérik.^[23] A valóságban viszont nem feltétlen tudunk konkrét értéket rendelni a csavarodottság leírására. A szakemberek a gyakorlatban inkább stádiumokat különböztetnek meg, nem mérik a csavarodottságot explicit módon. Ennek megfelelően a megoldás talán abban rejlik, hogy a program ugyan képes legyen mérni, konkrét értékkel leírni egyes erek csavarodottságát, a diagnózist felállítani viszont szemészek által korábban megcímkézett és besorolt képek, azaz egy adatbázis segítségével tenné. Ez a megközelítés is követőkre talált.

Mindenesetre néhány kritériumot meg kell fogalmazni a csavarodottsággal szemben. Először is a szakemberek által felállított diagnózisokból kiderül, hogy az erek csavarodottsága független azok orientációjától illetve konkrét helyétől a képen. Mindamellet valószínűnek tűnik, hogy az adott ér vastagsága hatással van annak megítélésére, hogy az mennyire csavarodott. Ha elképzelünk egy vastagabb és egy vékonyabb eret, melyek ugyanolyan hosszúak és alakúak, akkor a vastagabb ér, hiába rendelkezik ugyanannyi inflexiós ponttal, valahogy mégis ránézésre csavarodottabbnak tűnik, főleg ha figyelembe vesszük azt, hogy a vastagabb ér csak kisebb ívben képes hajlani, mint a vékonyabbak. Persze ez csak megítélés kérdése, mindenesetre el kell gondolkozni azon, vajon szükség van-e a csavarodottság mértékét az ér vastagságával súlyozni. Továbbá az is valószínűnek tűnhet, hogy ha egy két szegmensből álló érszakaszt vizsgálunk, akkor annak csavarodottsága a két szakasz csavarodottságának átlaga, súlyozva azok hosszával. Valamint, hogy egy érszakasz csavarodottsága nem nő, vagy csökken azáltal, hogy annak hosszát ugyanolyan csavarodottságú szakasszal növeljük, vagy csökkentjük. A komplett érhálózat csavarodottsága

pedig egyenlő lehet a hálózatot alkotó erek csavarodottságának átlagával, súlyozva azt azok hosszával.

Érszakaszok csavarodottságának mérése viszont bonyolult feladat, szükség van az érhálózat szegmentálásán túl az érszakaszok azonosítására. Kézenfekvőnek tűnik az ötlet, hogy az egyes szakaszok elágazástól elágazásig, vagy az adott ér kezdő, vagy végpontjáig tartanak. Ahhoz, hogy meg tudjuk jelölni az egyes szakaszokat, szükség lehet a szegmentált érhálózat elvékonyítására, ahol csak egy pixel vastag minden ér. Ezáltal a feladat leegyszerűsödik, hiszen kijelenthetjük, hogy érelágazásnak tekintünk minden olyan pixelt, amelynek több mint két nyolc szomszédja van. Amelyik pixelnek pedig kevesebb, mint két nyolc szomszédja van, azok a pixelek az erek végpontjai.

Természetesen a feladat annyiban bonyolódik, hogy az egyes kereszteződéseknel, ahol egyik ér a másik alatt, illetve felett fut el, lesznek pixelek, amelynek négy, vagy több nyolc szomszédja lesz. Az algoritmust felkészíthetjük ezekre a speciális esetekre is.

7.1 Érhálózat elvékonyítása

Az érhálózat vékonyítását morfológiai operátorokkal végezhetjük el a legegyszerűbben. A 11. ábra a *bwmorph* függvény eredményét mutatja. Az algoritmus a következőképp működik:

- A képet 2 részre osztja egy sakktábla minta alapján
- Az első iterációban törli p pixelt az első mezőből, ha a G_1, G_2, G_3 feltételek teljesülnek
- A második iterációban törli p pixelt a második mezőből, ha G_1, G_2, G_3 feltételek teljesülnek.

G1 feltétel:

$$X_H(p) = 1$$

$$X_H(p) = \sum_{i=1}^4 b_i$$

$$b_i = \begin{cases} 1, & \text{ha } x_{2i-1} = 0 \text{ és } (x_{2i} = 1 \text{ vagy } x_{2i+1} = 1) \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases}$$

x_1, x_2, \dots, x_8 a p pont nyolc szomszédjainak értékei a baloldali szomszéddal kezdve az óramutató járásának ellentétes irányában számozva.

G2 feltétel:

$$2 \leq \min\{n_1(p), n_2(p)\} \leq 3$$

$$n_1(p) = \sum_{k=1}^4 x_{2k-1} \vee x_{2k}$$

$$n_2(p) = \sum_{k=1}^4 x_{2k} \vee x_{2k+1}$$

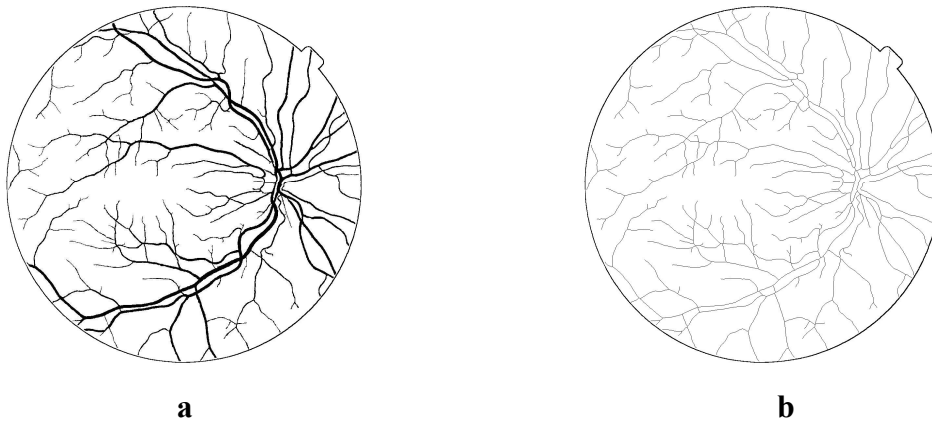
G3 feltétel:

$$(x_2 \vee x_3 \vee \overline{x_8}) \wedge x_1 = 0$$

G3' feltétel:

$$(x_6 \vee x_7 \vee \overline{x_4}) \wedge x_5 = 0$$

A két iteráció együtt alkotja a vékonyító algoritmust. A Matlab implementációjában, ha az iteráció végtelen ciklus, az akkor áll meg, ha már nincs több változás a képen.

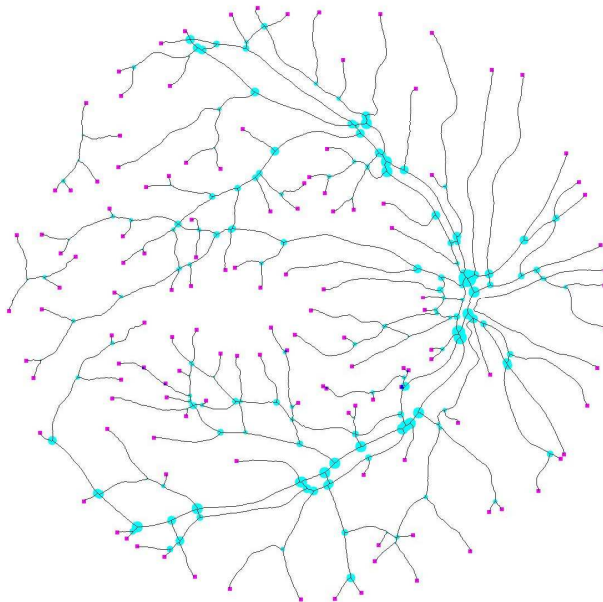


11. ábra: A vékonyító algoritmus eredménye. a: szegmentált bináris kép, b: a *bwmorph* függvény eredménye

7.2 Összetevők detektálása

A következő feladat a különböző összetevők detektálása a képen. Ezek név szerint az elágazások, a végpontok és a kereszteződési pontok. Először az elvékonyított képen azokat a pixeleket jelöljük meg, amelyeknek csak egy nyolc szomszédjuk van. Ezek lesznek a végpontok. Ezután azokat a pontokat címkézzük meg, melyeknek három nyolc szomszédja van, ezek az elágazások. Itt viszont körültekintően kell eljárni, hiszen mint azt a korábbiakban is említettem, a vékonyító eljárás miatt lehetnek olyan elágazások, amelyek eredetileg keresztezések voltak. A következő módon oldhatjuk meg ezt a problémát:

- Az eredeti bináris képen megmérjük az elágazási pontokhoz tartozó ér vastagságát.
- Olyan kört rajzolunk minden elágazási pontra, amely az eredeti képen éppen befér az ér elágazásba.
- Ahol két kör összeér ott az elágazási pontok túl közel vannak egymáshoz, így gyanítható, hogy eredetileg egy kereszteződési ponthoz tartoztak, ezért ezt a helyet, mint kereszteződési pontot jelöljük meg.



12. ábra: A detektált elágazások és végpontok. Ahol a jelölések átfedésben vannak, ott láthatóak a tévesen elágazásként azonosított keresztezések

A tévesen elágazásokként azonosított kereszteződési pontokat egy alprogram úgy alakítja át, hogy a két elágazási pont között létrehoz egy új kereszteződést, az elágazási pontok kis környezetét törli, majd az így kapott végeket az új elágazásba a legrövidebb úton beköti. Természetesen azok is kereszteződési pontok lesznek, amelyek eleve több mint három nyolc szomszédal rendelkeznek. Bár a tapasztalat azt mutatja, hogy ezekből lényegesen kevesebb van. Az ok valószínűleg a *bwmorph* függvény mellékhatásának tudható be.

7.3 Érszakaszok azonosítása

Csak miután sikerült a felsorolt összetevőket beazonosítani az input képen, foghatunk hozzá megszámozni az egyes érszakaszokat. Egy egyszerű algoritmus minden megjelölt pontból kiindulva végigmegy a lehetséges irányokba és felépít egy kapcsolódási mátrixot. Ebből a mátrixból kiolvasható, hogy melyik elágazási, vagy végpont, melyik másik pontokkal van közvetlenül összekötve az erek által. Majd ezt a mátrixot felhasználva az egyes érszakaszokat, amik nyilván duplán szerepelnek a mátrixban, a végpontokkal és lánckódokkal írja le. Így azok a mérésekhez könnyen kifejthetőek lesznek majd.

A kapcsolódási mátrixban (M_k), egy elem ($M_k(i, j)$), az alábbi értékeket veheti fel:

$M_k(i, j) = 1$ ha i és j pontok egy érszakasz két végpontja,

$M_k(i, j) = 0$ ha i és j pontok nincsenek közvetlenül összekötve,

$M_k(i, j) = -1$ ha i és j pontok azonosak, azaz a főátló elemei.

Egy érszakasz csavarodottságát ($\gamma(C)$) leírhatjuk a szakasz ívhosszának ($s(C)$) és a végpontok távolságának ($d(C)$) hányadosával, amiből még egyet ki kell vonni, hogy a teljesen egyenes szakasz csavarodottsága nulla legyen. [24]

$$s(C) = \int_{t_0}^{t_1} \sqrt{x'(t)^2 + y'(t)^2} dt$$

$$d(C) = \sqrt{(x(t_0) - x(t_1))^2 + (y(t_0) - y(t_1))^2}$$

A gyakorlatban az ívhossz egyszerűen kifejezhető. A pont nyolcszomszédsági struktúrájában a páratlan szomszédok eggyel, míg a páros szomszédok $\sqrt{2}$ -vel növelik az ív hosszát. (Lásd 13. ábra.)

8	7	6
1	p	5
2	3	4

13. ábra: Egy pont nyolcszomszédsági struktúrája

Ezek után könnyen mérhetővé válnak az egyes azonosított érszakaszok. Mind azok ívhossza, mind a végpontok távolsága is, valamint ezáltal a csavarodottságuk is.

A bemutatott mérési módszer értékeléséhez szükség volna diagnoszták közreműködésére, akik értékelnék az egyes input képeket, manuálisan címkéznék meg az ereket és elvégeznék azok besorolását. Ezek után a program eredményeivel azok összevethetőek lennének és miután megfelelő mennyiségű címkézett kép állna rendelkezésre, a csavarodottság küszöbértékei is meghatározhatóak lennének.

7.4. Kereszteződési tünetek

A magas vérnyomás betegség tüneteinek között ráadásul szerepel az úgy nevezett kereszteződési tünet, ahol is a nagyobb nyomású artéria az alatta futó vénát kitéríti a retina mélyebb rétegei felé. Ezáltal pangások alakulhatnak ki, majd pedig vérzések is jelentkezhetnek. Ezeket a tüneteket is fel kell tudnia ismerni a programnak és itt kézenfekvőnek tűnik a kapcsolat a csavart erek keresésével, hiszen az érhálózat vékonyított képén a legalább négy nyolc szomszédal rendelkező pontok bizony keresztezések. Itt meg kell jegyezni, hogy köszönhetően az érhálózat vékonyítására használt operátorok mellékhatásának, előfordulnak olyan esetek, ahol egy kereszteződésből két elágazási pont keletkezik, mint arról már a korábbiakban is szó volt.

Itt szintén nehézségek adódhatnak, hiszen az előbbi fejezetben ismertetett módszer, ami az egymáshoz túl közel eső elágazásokat kereszteződéssé alakítja át, nem feltétlenül hoz megfelelő eredményt minden esetben. Lehetnek ugyanis olyan esetek, mint ahogy az a 12. ábrán is látható, amikor is valóban két egymáshoz nagyon közel álló elágazást tévesen alakít át a program. Erre megoldást jelenleg csak a manuális korrekció adhat, további kutató munka szükségeltetik ahhoz, hogy automatikusan kezelhetőek legyenek ezek a szélsőséges esetek is.

8. Összefoglalás

Szakedolgozatomban a magasvérnyomás-betegség szemre gyakorolt mellékhatásaival és azok automatizált felismerésével foglalkoztam. Bemutattam olyan algoritmusokat, amelyek képesek a retina képekből a megfelelő információkat kinyerni, képesek különválasztani a háttérrel alkotó képpontokat és az érhálózathoz tartozó pontokat. Bemutattam olyan eljárásokat, amelyek az így megkapott érhálózati képeken fel tudnak ismerni különböző degeneratív elváltozásokat, mint a kereszteződési tünetek, a túlzott ércsavarodási tünetek, valamint képesek az egyes érszakaszokat azonosítani a további mérésekhez. Ismertettem egy, a látóidegfőt detektáló eljárást is, amely szintén segítséget nyújthat a diagnózis felállításában és egyéb összetevők felkutatásában. A dolgozatban részletesen taglalt eljárásokat a Matlab programcsomag segítségével implementáltam is, bizonyítva ezzel azt, hogy azok a gyakorlatban is működőképesek. Természetesen részletesebb, átfogóbb tesztek lefolytatni nem állt módomban. Mindenesetre az inputként adott, a DRIVE adatbázisból letöltött retina képeken a bemutatott programok megfelelően teljesítettek.

Sajnos az idő szűke miatt nem tudtam sort keríteni minden tünet felismerésére, valamint azokhoz programot fejleszteni. Ez a téma nagysága miatt is egy sokkal összefoglalóbb elemzést szükségeltetne, valamint egyes problémák komplexitása miatt valószínűleg a képességeimet is meghaladná. Mindenesetre elmondható, hogy a betegség legjellemzőbb korai tüneteinek automatizált felismerése lehetséges, mint azt a bemutatott eljárások is bizonyítják. Továbbá szintén kijelenthető, hogy az inputként kapott képek rossz minősége nagyban rontja az algoritmusok hatékonyságát.

A megoldás talán abban rejlik, hogy a meglévő, már kidolgozott módszerek előnyeit egyesítve, egy olyan programot hozzunk létre, amely adott esetben több különböző oldalról közelítve meg a problémát, összevetve az eredményeket, végül olyan módszert eredményez, amely képes a retina képek nagy változatossága ellenére is nagy biztonsággal felállítani a diagnózist. Ha ez lehetővé válna, akkor nagyban javíthatnánk a hipertenzív retinopátia korai felismeréseinek az arányát, ezzel az olcsó és egyszerű, klinikai körülményeket és bonyolult gépeket nem igénylő vizsgálati eljárás kidolgozásával.

A dolgozat végén szeretnék köszönetet mondani a témavezetőmnek, Dr. Hajdu Andrásnak a lehetőségért, hogy részt vehettem a tanszéken folyó kutatómunkában, valamint azért mert a szűkös időkorlátok ellenére is elvállalta a témavezetést.

Irodalomjegyzék

[¹] Tóth Jenő, Fejes Gabriella, Csizmadia Endre: A hipertónia progressziójának szemészeti követése. *Magyar Orvos* 2008.január 45-48. oldal.

[²] N. M. Salem and A. K. Nandi, “Novel pre-processing of colour retinal images,” in *3rd IEE International Seminar on Medical Applications of Signal Processing*, London, UK, 3-4 Nov. 2005.

[³] Bevilacqua, V., Cambò, S., Cariello, L., Mastronardi, G., ‘*A combined method to detect Retinal Fundus Features*’, Conference on EACDA, Italy, September, 2005.

[⁴] A. Can, H. Shen, J.N. Turner, H.L. Tanenbaum, and B. Roysam. Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms. *IEEE Transactions on Information Technology In Biomedicine*, 3:125–138, 1999.

[⁵] Gao X. H., Bharath A., Stanton A., Hughes A., Chapman N. and Thom S. (2001). A method of vessel tracking for vessel diameter measurement on retinal images, *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, Thessaloniki, Greece, Vol. 2, pp. 881–884.

[⁶] Chutatape O., Zheng L. and Krishnan S. M. (1998). Retinal blood vessel detection and tracking by matched Gaussian and Kalman filters, *Proceedings of the IEEE Conference on Engineering in Medicine and Biology*, Hong Kong, China, Vol. 6, pp. 3144–3149.

[⁷] Sinthanayothin C., Boyce J.F., Williamson T.H., Cook H.L., Mensah E., Lal S. and Usher D. (2002). Automatic detection of diabetic retinopathy on digital fundus images, *Diabetic Medicine* 19(2): 105–112.

[⁸] J. Staal, M. Abramoff, M. Niemeijer, M. Viergever, and B. van Ginneken. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(4):501–509, Apr 2004.

[⁹] J. Kittler, J. Illingworth, and J. Föglein, “Threshold selection based on a simple image statistic,” *Comp. Vision Graph. Image Proc.*, vol. 30, pp. 125–147, 1985.

[¹⁰] M. H. F. Wilkinson, “Optimizing edge detectors for robust automatic threshold selection: coping with edge curvature and noise,” *Graph. Mod. Image Proc.*, vol. 60, pp. 385–401, 1998.

[¹¹] X. Jiang and D. Mojon. Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25:131–137, 2003.

[¹²] T. Lindeberg. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. *International Journal of Computer Vision*, 30:117–156, Nov. 1998.

-
- [¹³] S. Aylward and E. Bullitt. Initialization, noise, singularities, and scale in height-ridge traversal for tubular object centerline extraction. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21:61–75, 2002.
- [¹⁴] Y. Sato, S. Nakajima, H. Atsumi, T. Koller, G. Gerig, S. Yoshida, and R. Kikinis. 3D multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. In *CVRMed-MRCAS'97, First Joint Conference Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine and Medial Robotics and Computer-Assisted Surgery, Proceedings*, pages 213–222, Grenoble, France, 19–22June 1997.
- [¹⁵] A. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering. In *Proceedings of the 1st International Conference of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 1998)*, pages 130–137, 1998.
- [¹⁶] J. Staal, M. Abramoff, M. Niemeijer, M. Viergever, and B. van Ginneken. Ridge based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(4):501–509, Apr 2004.
- [¹⁷] S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 8(3):263–269, September 1989.
- [¹⁸] Rawi M. A., Qutaishat M. and Arrar M. (2007). An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images, *Computers in Biology and Medicine* 37(2): 262–267.
- [¹⁹] L. Gang, O. Chutatape, and S. Krishnan. Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order gaussian filter. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(2):168–172, 2002.
- [²⁰] S. Tamura, Y. Okamoto and K. Yanashima, Zero- Crossing Internal Correction in Tracing Eye-Fundus Blood Vessels, *Pattern Recognition*, 1988, vol. 21(3), pp 227-233.
- [²¹] M. Niemeijer, B. Ginneken and F. Haar, Automatic detection of the optic disc, fovea and vascular arch in digital color photographs of the retina, in *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2005, pp. 109-118.
- [²²] [2008] Gopal Datt Joshi, Vidhyadhari Gondle and Jayanthi Sivaswamy, Optic Disk Detection using Topographical Features , *Proc. International EURASIP conference BIOSIGNAL (2008)*.
- [²³] Adel A. Sewisy, Diagnosis of Hypertension based on the Applied Genetic Algorithm of retinal vascular Tree, *ICGST-BIME Journal*, Volume 7, Issue 1, May, 2007
- [²⁴] W. Hart, M. Goldbaum, B. Cote et al. “Measurement and classification of retinal vascular tortuosity.” *Int. Journ. Medical Informatics* 53, pp. 239–252, 1999.