

LAPPEENRANNAN-LAHDEN TEKNILLINEN YLIOPISTO

School of Engineering Science

Laskennallisen tekniikan koulutusohjelma

Kandidaatintyö

Emma Hannula

Silmänpohjakuvien kohdistuksen arviointi normalisoidulla ristikorrelaatiolla

Ohjaaja: Lasse Lensu

TIIVISTELMÄ

Lappeenrannan-Lahden teknillinen yliopisto

School of Engineering Science

Laskennallisen tekniikan koulutusohjelma

Emma Hannula

Silmänpohjakuvien kohdistuksen arviointi normalisoidulla ristikorrelaatiolla

Kandidaatintyö

2021

18 sivua, 6 kuvaa, 2 taulukkoa

Ohjaaja: Lasse Lensu

Avainsanat: Silmänpohjan spektrikuva; Kuvakohdistuksen arviointi; Normalisoitu ristikorrelaatio;

Työn tavoitteena oli tuottaa kvantitatiivinen arviointi silmänpohjan spektrikuvien kohdistuksen onnistumisesta käyttäen normalisoitua ristikorrelaatiota. Kuvissa käytetty kohdistusmenetelmä ei kaikkien kuvien kohdalla tuottanut tyydyttävää tulosta, joten ristikorrelaatiota tutkitaan kohdistuksen virheen suuruuden sekä suunnan määrittämiseksi.

Arviointi aloitettiin määrittämällä kuvista pisteet, joista virheet lasketaan. Pisteiden haluttiin sijoittuvan verisuonien risteyskohtiin, jotta kuvien välille laskettava korrelaatio antaa paremman tuloksen. Pisteiden ympäriltä otettiin alue, jolle laskettiin normalisoitu ristikorrelaatio seuraavaan kuvaan, joka kertoo alueiden väliset eroavaisuudet.

Lopputarkastelussa huomattiin, että alkuperäisissä tuloksissa ilmennyt virheiden määrä ei ollut nähtävissä tarkastellessa kuvia tarkemmin. Kuvien laadun vaihtelu vaikuttaa ristikorrelaation laskemiseen, eikä se tämän takia anna luotettavia tuloksia. Tutkimuksen tuloksena todettiin, että normalisoitu ristikorrelaatio ei sellaisenaan riitä kuvien kohdistuksen arviointiin. Epäonnistuneita kuvia täytyy esikäsittää, jotta edellä mainitut ongelmat korjaantuvat.

Sisällys

Symboli- ja lyhenneluettelo	4
1 JOHDANTO	5
1.1 Tausta	5
1.2 Tutkimusongelma ja tavoitteet	5
1.3 Työn rakenne	5
2 SILMÄNPOHJAN SPEKTRIKUVIEN KÄSITTELY JA KOHDISTUS	6
2.1 Silmänpohjan spektrikuva	6
2.2 Käsittely ja kohdistus	7
3 SPEKTRIKUVIEN KOHDISTUKSEN ARVIOINTI	8
3.1 Kohdistusmenetelmä	8
3.2 Käytetyt menetelmät	8
3.3 Kohdistuksen arviointi	9
4 AINEISTO JA TULOKSET	10
4.1 Aineisto ja ohjelmistot	10
4.2 Tulokset	13
4.2.1 Alustavat tulokset	13
4.2.2 Tulosten luotettavuus	13
5 KESKUSTELU	16
6 JOHTOPÄÄTÖKSET	16
LÄHTEET	18

Symboli- ja lyhenneluettelo

$f(x,y)$	verrattava alue
$\bar{f}_{u,v}$	verrattavan alueen keskiarvo
t	alkuperäinen alue
\bar{t}	alkuperäisen alueen keskiarvo
γ	korrelaatiokerroinmatriisi
GDB-ICP	generalized dual-bootstrap iterative closest point
px	pikseli
RGB	red-green-blue

1 JOHDANTO

1.1 Tausta

Diabetes ja glaukooma ovat yleisimpiä näkökykyä uhkaavia sairauksia. Diabeettista retinopatiaa esiintyy noin joka kolmannella diabetesta sairastavalla [1]. Diabeettinen retinopatia aiheuttaa silmämöhjan muutoksia, jotka voidaan tunnistaa analysoimalla silmämöhjakuvia silmälääkärin toimesta tai automaattisesti. Mikäli retinopatiaa ei havaita ajoissa tai hoideta, johtaa se todennäköisesti sokeutumiseen.

Laaksosen [3] mukaan perinteisistä red-green-blue (RGB)-värikuvista tai harmaasävykuvista on haastavaa tunnistaa aikaisen vaiheen muutoksia. Tavallisen kuvantamistekniikan rinnalle on kehitetty spektrikuvaus, joka laajentaa väriresoluution jopa kymmeneen erillisiin kanaviin. Suurempi väriresoluutio mahdollistaa tarkemman automaattisen silmäsauroksien tunnistuksen sekä diagnosoinnin.

Nykyisellä teknologiolla usean kuvan ottaminen samaan aikaan vaatii erikoistekniikoita, joiden käyttö johtaa kompromisseihin kuvanlaadun suhteen [3]. Tästä syystä spektrikuvan muodostavat kanavakuvat joudutaan ottamaan peräjälkeen. Tällöin jokaisen spektrikuvan välillä on pieniä eroavaisuuksia valaistuksessa sekä silmän asennossa kameran suhteen. Silmän asennon eroavaisuudet korjataan käyttämällä kuvien kohdistusmenetelmiä.

1.2 Tutkimusongelma ja tavoitteet

Silmämöhjan spektrikuvien kohinaa tutkittaessa ilmeni, että joidenkin kanavakuvien kohdistaminen ei ole onnistunut toivotulla tavalla. Spektrikuvien kohdistus on joidenkin kuvien kohdalla epäonnistunut, mikä aiheuttaa spektritiedon laadun heikkenemistä. Mikäli kohdistusvirheitä on runsaasti spektrikuvien käytöllä ei saavuteta merkittävää hyötyä verrattuna tavallisten värikuvien käyttöön diagnosoinnissa. Tämän työn tavoitteena on tuottaa kvantitatiivinen arviointi kanavakuvien kohdistusvirheelle.

1.3 Työn rakenne

Työ koostuu 5 erillisestä osiosta. Osiossa 2 käydään läpi aiheeseen liittyvää kirjallisuutta sekä silmämöhjakuvaukseen liittyviä artikkeleita. Osiossa 3 tutustutaan tarkemmin silmämöhjan

spektrikuvaukseen ja spektrikuvien käsittelyyn sekä kohdistukseen. Osiossa 4 käydään läpi aineistossa ja työssä käytettyjä menetelmiä. Osiossa 5 analysoidaan arvioinnin tuloksia.

2 SILMÄNPOHJAN SPEKTRIKUVIEN KÄSITTELY JA KOHDISTUS

2.1 Silmänpohjan spektrikuva

Silmä on yhdistelmä erilaisia kudoksia sekä väliaineita jonka rakenteella on monimutkainen vaikutus silmänpohjasta heijastuvan valon spektriin. Korkeat aallonpituudet tunkeutuvat syvemmälle silmänpohjaan kuin matalat, joten korkeilla aallonpituuksilla spektri koostuu useampien kudosten vuorovaikutuksista. Silmänpohjan spektri on yhdistelmä heijastusta, absorptiota sekä sirontaa useista eri kerroksista, joten vuorovaikutuksia on haastavaa mallintaa todenmukaisesti. [3]

Silmänpohjan spektrikuva-aineistoon on käytetty Canon CR5-45NM silmänpohjakamerajärjestelmää. Kameraa muokattiin vaihtamalla kamera sekä valonlähde sopimaan spektrikuvantamiseen. Kamerakoteloon lisättiin telinekisko 30 suodattimelle, joiden aallonpituudet vaihtelivat 400 nm ja 700 nm välillä. Suodattimet vaihdettiin liikuttamalla telinettä kotelon sisällä. Mekaaninen pysäytin varmisti, että suodattimet olivat oikeassa asennossa liikuttamisen jälkeen. Valonlähteenä toimi Schott Fostec DCR III -valaisin, jossa on 150 W OSRAM-halogeenilamppu sekä päivänvaloa simuloiva suodatin. Valo ohjattiin valokuitua pitkin silmänpohjaan sekä suodatettiin kapeakaistasuodattimella. QImaging Retiga 4000RV digitaalinen yksivärinen CCD kamera otti vastaan silmänpohjasta heijastuneen valon, joka esittää silmänpohjan heijastavuutta kyseiselle aallonpituudelle. [2]

Silmänpohjakameralla on useita itsenäisiä komponentteja, jotka täytyy ottaa huomioon kuvia analysoitaessa. Kameran käyttämä laajakuvaoptiikka vääristää kuvien reunoja, joka aiheuttaa virheitä mittauksissa sekä vaikeuttaa kuvan rekisteröintiä. Valaistuksen epätasainen jakautuminen voi aiheuttaa merkittävää virhettä spektrikuvassa. Varsinkin pitkittäisaineistoja tutkittaessa kuvausjärjestelmän aiheuttaman virheen tunteminen on tärkeää, sillä silmänpohjan patologisia muutoksia voidaan seurata monia vuosia. Vuosia kestävien seurantojen aikana laitteisto, menetelmät sekä kuvantamisparametrit todennäköisesti kehittyvät ja vaihtuvat, joten silmänpohjan muutosten havaitsemiseksi kuvantamisolosuhteet täytyy dokumentoida tarkasti. [3]

Useiden kuvanlaatuun vaikuttavien komponenttejen takia silmämpohjakameran kalibrointi on tärkeää. Kalibroinnissa otetaan huomioon geometriset vääristymät, kuvaustarkkuus, epätasainen valaistus sekä spektrin poikkeamat. Lisäksi kamerassa olevat lika ja pöly aiheuttavat häiriöitä spektrikuviin. [3]

2.2 Käsittely ja kohdistus

Silmämpohjan spektrikuvauksessa useiden kuvien ottaminen samaan aikaan vaatii erikoistekniikoita, joiden käyttö vaatii kompromissia kuvanlaadussa. Yleisesti käytetyssä tekniikassa kuvat otetaan peräkkäin, joten niiden välillä on pieniä eroavaisuuksia valaistuksessa sekä kuvakulmassa. Eroavaisuuksia pyritään minimoimaan ottamalla useita kuvasarjoja, mutta niitä ei saada täysin poistettua. Tämän takia kanavakuvat täytyy kohdistaa, jotta niitä on mahdollista käyttää tutkimuksessa.

Laaksonen [3] tutki erilaisia menetelmiä käsitellä silmämpohjan spektrikuvia. Väitöskirjassa käydään läpi spektrikuvan tarkkuuteen liittyviä tekijöitä kuten rekisteröinti, kalibrointi sekä valaistuksen korjaus. Tutkimuksen tuloksen perusteella spektrikuvan tarkkuutta voi parantaa huomattavasti. Testatuista menetelmistä generalized dual-bootstrap iterative closest point algorithm (GDB-ICP) tuotti parhaimman tuloksen onnistuneiden rekisteröintien sekä rekisteröinnin tarkkuuden suhteen.

Lee, Liu, Cheng ja Fu [4] hyödynsivät syväoppivaa neuroverkkoa silmänpohjan spektrikuvien rekisteröinnissä. Käytetyn algoritmin rekisteröintitarkkuus on korkeampi kuin kuuden muun testatun rekisteröintimenetelmän. Testattujen menetelmien mukana oli esimerkiksi GDB-ICP.

Silmämpohjan spektrikuvista on tehty aikaisemmin kvantitatiivista analyysia [6]. Tutkimuksen aikana selvisi, että käytetty kohdistamismenetelmä aiheuttaa pienten yksityiskohtien väistämätöntä menetystä. Tämä tuo haasteita varsinkin diabeettisen retinopatian tutkimiseen, jolloin onnistunut kohdistus on erittäin tärkeää.

3 SPEKTRIKUVIEN KOHDISTUKSEN ARVIOINTI

3.1 Kohdistusmenetelmä

Aineistona käytetyt silmämöhlen spektrikuvat on kohdistettu käyttäen DB-ICP algoritmia. Rekisteröinti aloitetaan tunnettujen pisteiden kartoituksella, sillä ne pysyvät muuttumattomina riippumatta kuvauksen kohteesta. Valitun pisteen ympäriltä otetaan alue jolle lasketaan muunnosarvo. Aluetta laajennetaan vähitellen ja lopuksi muunnosarvo kattaa koko kartoitettavan alueen. Algoritmi toistetaan useaan kertaan aloittaen eri alueilta. Jos yhdelle alueista prosessi antaa riittävän tarkan muunnosarvon rekisteröitävästä alueesta, rekisteröinnin voi katsoa onnistuneeksi ja kahden kuvan olevan tarkasti kohdennettu. [5]

Algoritmi väitti aineiston kuvien olevan onnistuneesti kohdistuneita, mutta tarkempi tarkastelu osoitti, että joissain kuvissa esiintyy virhettä. Virheen takia nämä kuvat eivät kelpaa lääketieteelliseen tutkimukseen. Jotta spektrikuvat olisivat mahdollisimman kohinattomia, niin kuvien kohdistusta täytyy korjata.

3.2 Käytetyt menetelmät

Kohdistuksen virheen laskeminen aloitettiin luomalla funktio, jolla arviointiin käytettävät pisteet etsitään automaattisesti. Jotta pisteistä saadaan mahdollisimman todenmukainen tulos, valitaan pisteiksi verisuonten haarauma- ja risteyskohtia. Verisuonet paikannettiin käyttämällä ARIA-työkalua, joka antaa tuloksena verisuonet pisteinä. Pisteet sijoitetaan matriisiin jota käsitellään Matlabin funktioilla, jotta risteyskohdat saadaan paremmin esiin. Risteyskohdista eristetään funktion avulla yksittäisiä pisteitä. Pisteiden etsinnässä käytetyt funktiot `strel`, `bw-morph` ja `bwskel` tuottivat useita pisteitä yksittäisiin haarakohtiin, joten pisteitä oli pakko karsia. Laskennan helpottamiseksi lopulliseen arviointiin käytetään pisteitä jotka ovat vähintään 70 pikselin (px) etäisyydellä toisesta pisteestä. Näin saadaan karsittua liian lähellä toisiaan olevat pisteet, jotka eivät tuo tutkimukseen lisäarvoa. Pisteiden minimietäisyys määritettiin periaatteella, että jokaiseen kuvaan tulisi maksimissaan 30 pistettä. Tämän avulla pisteiden määrä pysyi kohtuullisena, joka vähensi laskentaan tarvittavaa aikaa.

Valituista pisteistä määritetään 100x100px alueet, joille lasketaan korrelaatiot muiden kanavakuvien kanssa. Pisteiden keskinäisten etäisyyksien takia alueet menevät vain pienesti päällekkäin. Korrelaatiota laskiessa käytetään normalisoitua ristikorrelaatiota (ks. sivu 9), joka kertoo ovatko samasta pisteestä otetut alueet kohdistuneet samalla tavalla. Laskennan

lähtöpisteinä käytetään alkuperäisessä kohdistuksessa [3] käytettyä kanavaa, jonka suhteen muut kanavat ovat kohdistettu. Lähtöpisteestä korrelaatio lasketaan kanava kerrallaan edelliseen kanavaan, jonka jälkeen korrelaatio lasketaan lähtöpisteestä seuraaviin kanaviin.

```

for (Käydään läpi arvioinnissa käytettävät pisteet)
  for (Käydään läpi kuvan kanavat lähtöpisteestä ensimmäiseen kanavaan)
    Reunan pituus (area) = Käytetyn alueen reunan pituus pikseleinä
    Käytettävän alueen kulmapisteet (imRoi) = [Pisteen x: koordinaatti - area/2, Pisteen
    y:koordinaatti - area/2, area, area]
    Ensimmäinen kuva (imPrev) = Kerrotaan kanavamatriisi maskilla
    Ensimmäinen verrattava alue (T1) = Eristetään imPrev kuvasta imRoi:n määrittämä alue
    Toinen kuva (imNext) = Kerrotaan seuraavan kanavan matriisi maskilla
    Toinen verrattava alue (T2) = Eristetään imNext kuvasta imRoi:n määrittämä alue
    Lasketaan kuvien välinen ristikorrelaatio
    if (Kuvien välillä on virhettä)
      if (Virhe on pienempi kuin 50px)
        Tallenna kanava, virheen suunta, suuruus sekä laskennassa käytetyn pisteen koordinaatit
      end
    end
  end
end
for (Käydään läpi kanavat lähtöpisteestä viimeiseen kanavaan)
  Lasketaan korrelaatio samalla tavalla kuin edellisessä
end
Tallennetut tiedot (results) = Lisätään aiemmin tallennetut tiedot rakenteeseen
end
TULOKSET: results

```

Kuva 1. Arvioinnissa käytetty algoritmi pseudokielellä.

3.3 Kohdistuksen arviointi

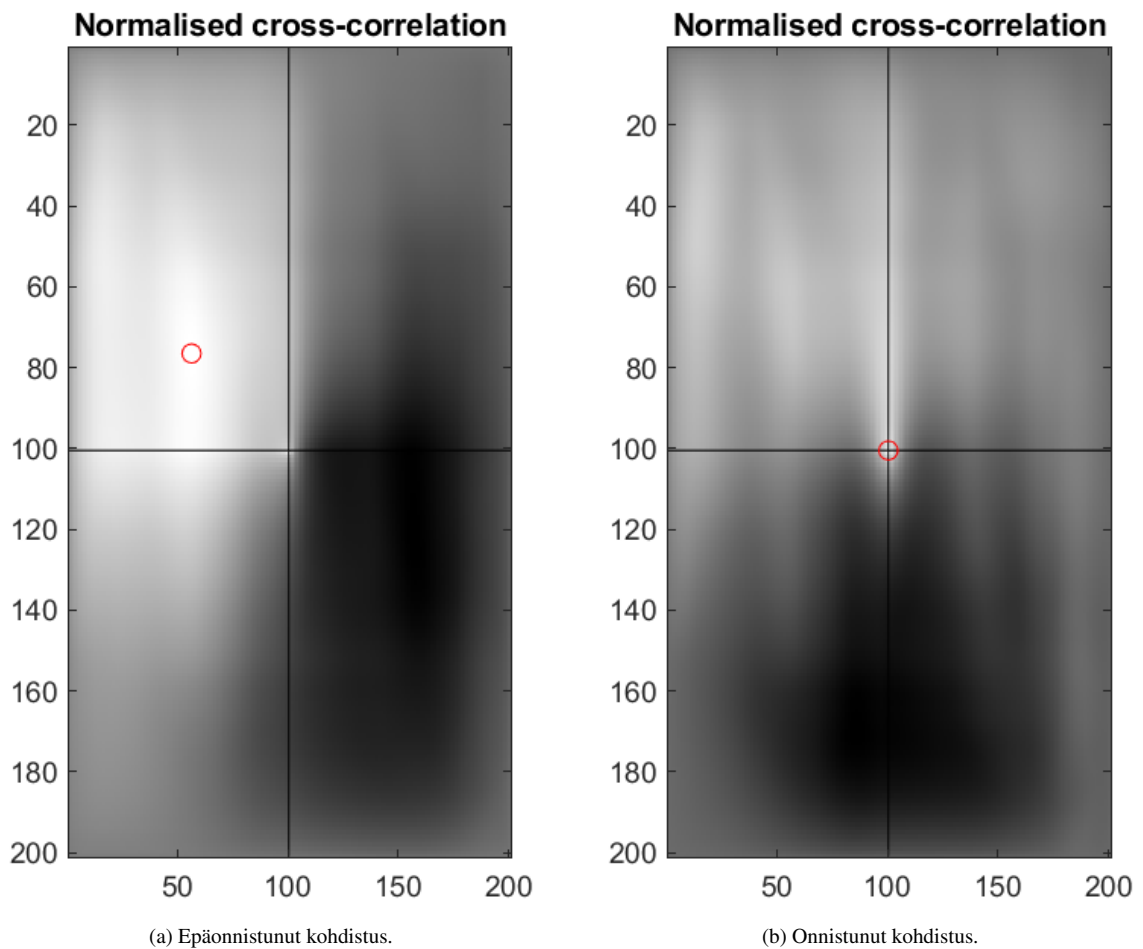
Kohdistuksen onnistumista voidaan arvioida esimerkiksi normalisoidulla ristikorrelaatiolla, jolla verrataan kahden kuvan alueita keskenään. Normalisoitu ristikorrelaatio lasketaan yhtälöllä

$$\gamma(u, v) = \frac{\sum [f(x, y) \quad \bar{f}_{u,v}] [t(x \quad u, y \quad v) \quad \bar{t}]}{\sum_{x,y} [f(x, y) \quad \bar{f}_{u,v}] \sum_{x,y} [t(x \quad u, y \quad v) \quad \bar{t}]} \quad (1)$$

jossa f on verrattava alue ja t alkuperäinen alue. $\bar{f}_{u,v}$ on $f(x, y)$ keskiarvo verrattavalla alueella ja \bar{t} alkuperäisen alueen keskiarvo. γ sisältää alueen korrelaatiokertoimet, jotka kertovat alueiden samankaltaisuudesta.

Jos kohdistus on onnistunut, ristikorrelaation maksimiarvo sijoittuu keskelle kuvaa (2b). Epäonnistuneessa kohdistuksessa piikki sijaitsee muualla ja sen etäisyys keskipisteestä ku-

vastaa virheen suuruutta (2a).



Kuva 2. Normalisoitu ristikorrelaatio.

4 AINEISTO JA TULOKSET

4.1 Aineisto ja ohjelmistot

Tässä työssä käytetään Pauli Fält et. al. [2] kokoamaa silmnpohjan spektrikuva-aineistoa. Aineisto sisältää 55, 1024 1024 silmnpohjakuvaa. Kuvissa on käytetty aiemmin esitettyä silmnpohjakamerajärjestelmää. Tutkimukseen osallistuneista otettiin silmnpohjakuvat käyttämällä 30 suodatinta. Jokaisella suodattimella otettiin viisi kuvaa, joista onnistunein valittiin käytettäväksi tutkimuksessa. Jos mikään kuvista ei onnistunut, otettiin uudet viisi kuvaa. Kuvan onnistumiseen vaikuttivat silmän liikkeen aiheuttama epäterävyys sekä erot kuvakulmassa. [2]

Saadut kuvat normalisoitiin ja rekisteröitiin käyttämällä GDB-ICP algoritmia (sivu 8). Rekisteröinnin jälkeen kanavakuvat yhdistettiin muodostaen spektrikuvia. Spektrikuvia tutkittaessa selvisi, että 3 ensimmäisen aallonpituuden sisältämä data oli kohinaista, joten jokaisesta vapaaehtoisesta on keskimäärin 27 kanavakuvaa. [2]

Taulukosta 1 nähdään otettujen kuvien kanavien määrän sekä minimiaallonpituuden. Suodattimien aallonpituudet kasvavat 5-10nm välein ja jokaisessa kuvassa suurin käytetty aallonpituus on 694nm.

Kohdistuksen virheen arvioinnissa käytetään Matlabia ja sen Image Processing Toolbox -pakettia. Lisäksi virheen visualisoinnissa käytetään MATLAB Color Tools -lisäosaa.

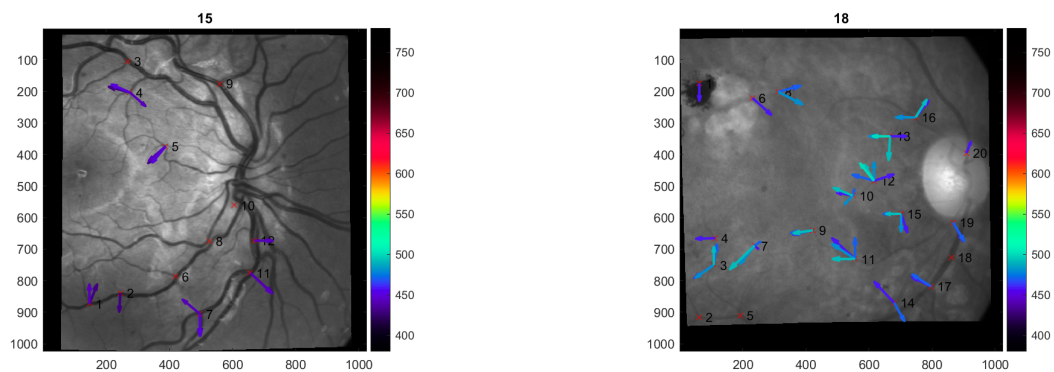
Taulukko 1. Kuvien kanavien lukumäärät ja minimaalipituudet.

Kuva	Kanavien lukumäärä	Minimi aallonpituus (nm)	Kuva	Kanavien lukumäärä	Minimi aallonpituus (nm)
1	27	430	29	27	430
2	21	492	30	26	442
3	26	442	31	27	430
4	26	442	32	28	420
5	26	442	33	27	430
6	22	480	34	28	420
7	28	420	35	28	430
8	27	430	36	26	442
9	28	420	37	27	430
10	26	442	38	24	458
11	27	430	39	25	450
12	27	430	40	26	442
13	26	442	41	27	430
14	27	430	42	27	430
15	27	430	43	27	430
16	27	430	44	27	430
17	23	470	45	25	450
18	24	458	46	27	430
19	27	430	47	27	430
20	25	450	48	26	442
21	27	430	49	27	430
22	27	430	50	26	442
23	25	450	51	26	442
24	23	470	52	27	430
25	24	458	53	27	430
26	25	450	54	27	430
27	25	442	55	27	430
28	27	430			

4.2 Tulokset

4.2.1 Alustavat tulokset

Kohdistuksen arvoinnin tulokset esitetään vektorikuvana, joka esittää paikallisesti esiintyneet virheet vektoreina. Vektoreiden pituus ja suunta kuvaavat virheen suuruutta sekä väri aallonpituutta jolla virhe esiintyy. Kuvan 3 perusteella voidaan huomata, että suuri osa virheistä sijoittuu pienille aallonpituuksille. Vektoreiden pituudet eivät vaihtele suuresti, joten virheiden suuruudet ovat lähellä toisiaan. Lisäksi taulukosta 1 nähdään, että kuva 3b sisältää vain 24 kanavaa, joten spektrin minimiaallonpituus on 458 nm. Tämän takia kuvassa näkyvien vektorinuolten aallonpituudet ovat suurempia kuin kuvassa 3a. Kuvien tarkkuuksien välillä on lisäksi suuria eroavaisuuksia (kuva 3). Epätarkassa kuvassa virheiden määrä on selkeästi suurempi kuin tarkassa kuvassa.



(a) Heikosti onnistunut kohdistus.

(b) Epäonnistunut kohdistus.

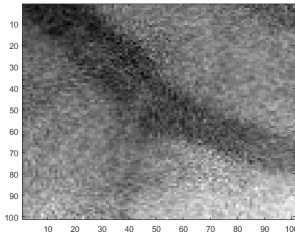
Kuva 3. Alustavien kohdistusvirheiden visualisointi.

Alustavien tuloksien mukaan virheet sijoittuivat pienille aallonpituuksille. Lisäksi eniten virheitä löytyi tummemmista ja heikomman laatuista kuvista. Parhaiten onnistuneissa kuvissa verisuonet ovat selkeitä kaikkialla kuvassa. Virheitä tarkastellessa huomattiin, että kohdistusvirheet ovat mahdollisesti liian suuria, joten ne vaativat tarkempaa tarkastelua.

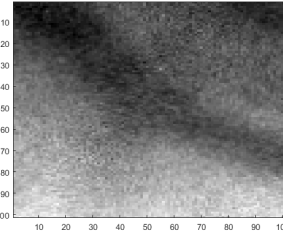
4.2.2 Tulosten luotettavuus

Alustavia tuloksia arvioitiin visuaalisesti. Kahden peräkkäisestä spektrikuvasta laskettiin yhdestä pisteestä korrelaatio ja katsottiin vastaako se visuaalisesti tuloksia. Tarkastelun tuloksena huomataan, että alustavat tulokset eivät ole luotettavia, koska normalisoidun ris-

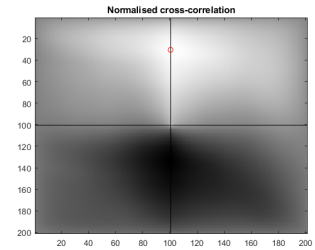
tikorrelaation määrittäminen on epäluotettavaa kuvanlaadun vaihdellessa ja kuva-alueiden päällekkäisyyden ollessa pieni.



(a) Ensimmäinen arvioinnissa käytettävä alue.



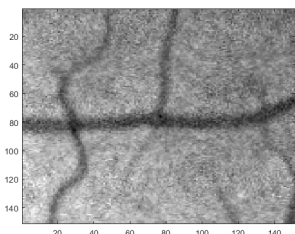
(b) Toinen arvioinnissa käytettävä alue.



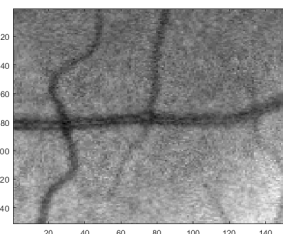
(c) Korrelaation tulos.

Kuva 4. Esimerkki arvioinnista. Kuva 27: kanavat 1 ja 2.

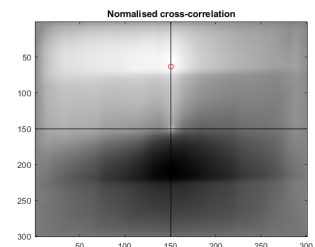
Kuvasta 4 huomataan, että kanavakuvassa 27 spektrikuvien laatu on heikkoa, eikä korrelaation tulos (kuva 4c) ole luotettava. Pienillä aallonpituuksilla kuvien laatu on automaattisesti heikompaa, joten virhettä syntyy helposti. Joidenkin aallonpituuksien välillä oli silmin nähtäviä virheitä, mutta ne eivät kuitenkaan vastanneet suunnaltaan tai kokoluokaltaan ristikorrelaation antamaa tulosta.



(a) Ensimmäinen arvioinnissa käytettävä alue.



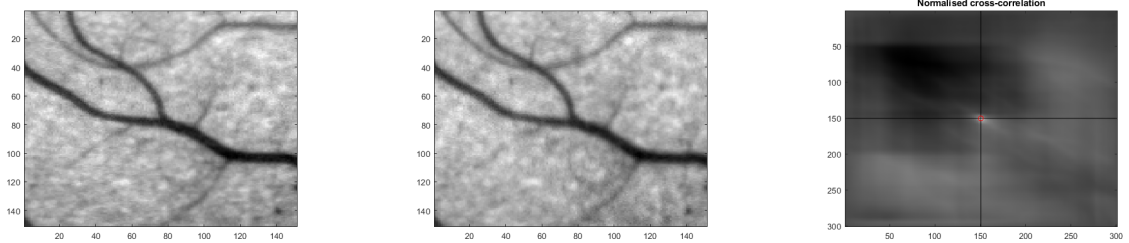
(b) Toinen arvioinnissa käytettävä alue.



(c) Korrelaation tulos.

Kuva 5. Esimerkki arvioinnista. Kuva 27: kanavat 12 ja 13.

Kuvassa 5 on esimerkki kanavakuvan 27 korkeammilta aallonpituuksilta, joilla kuvat ovat tarkempia. Kuvien 5a ja 5b välillä ei ole selkeää eroavaisuutta, joka selittäisi korrelaation tuloksen. Kuvien laatu on kuitenkin heikompaa kuin laskennan onnistumiseen vaaditaan, joten ristikorrelaatio ei anna oikeaa tulosta.



(a) Ensimmäinen arvioinnissa käytettävä alue.

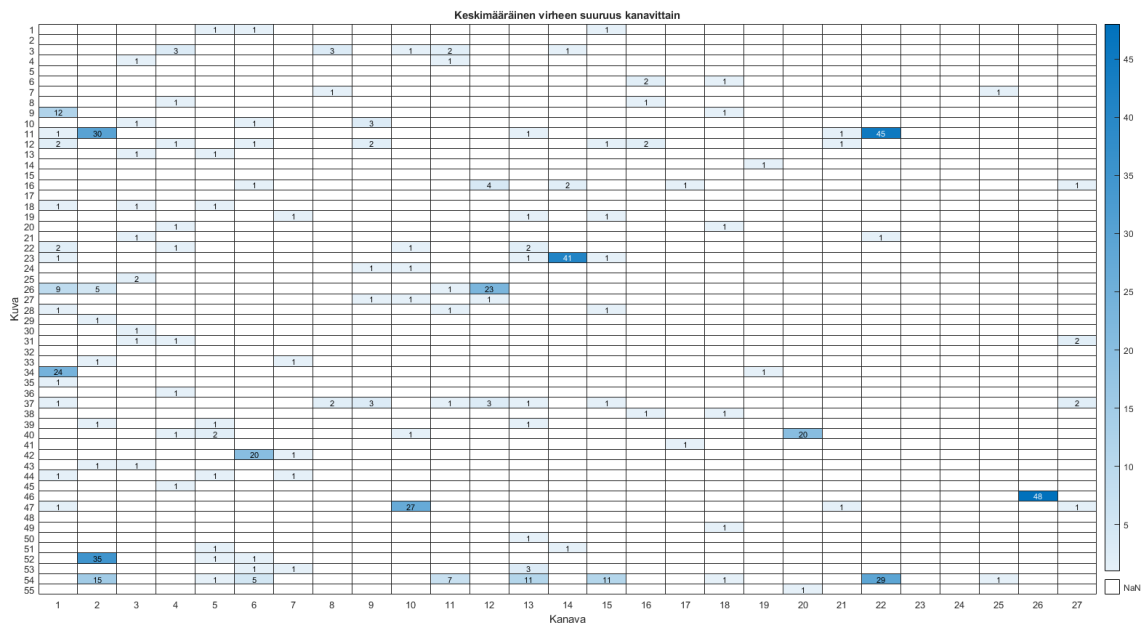
(b) Toinen arvioinnissa käytettävä alue.

(c) Korrelaation tulos.

Kuva 6. Esimerkki arvioinnista. Kuva 38: kanavat 12 ja 13.

Onnistunut kanavakuva on esimerkiksi kanavakuva 38. Tästä esimerkki kuvassa 6. Kuvat ovat huomattavasti tarkempia, joten ristikorrelaatio on onnistunut laskemaan niiden välisen korrelaation. Ero aiemmin esiteltyihin kanavakuviin on selkeä.

Taulukko 2. Pienien virheiden keskimääräinen suuruus pikseleinä.



Alustavan tarkastelun takia arvot lasketaan uudestaan, mutta huomioon otetaan vain virheet jotka ovat alle 50px. Taulukosta 2 voidaan nähdä, että suurin osa virheistä on 1px suuruisia. Tarkempi tarkastelu osoittaa, että näissä kohdissa on pientä kohdistuksen virhettä. Lisäksi tarkastellessa taulukon suurimpia arvoja ja vertaamalla niitä vastaaviin kanavakuviin, huomataan, että suurimmat virheet johtuvat vieläkin korrelaation virheestä. Kyseisissä kuvissa kanavakuvat ovat usein sumeita. Kuvissa, joissa virheet ovat 1-12px tulokset ovat luotettavampia. Tarkastelussa huomattiin, että näiden kuvien virhe on usein pientä kiertymää tai

siirtymää.

5 KESKUSTELU

Työ jakautui kahteen vaiheeseen. Pisteiden löytämiseen kanavakuvista sekä virheen laskemiseen pisteiden avulla. Pisteiden löytäminen laskennallisesti osoittautui haastavaksi, sillä siihen ei ollut olemassa olevaa menetelmää. Pisteiden täytyi sijoittua verisuonien risteyskohtiin, jotta korrelaation laskeminen onnituisi parhaiten.

Kaikissa kuvissa verisuonet eivät ole selkeästi esillä, joten pisteet eivät tällöin ole halutuissa kohdissa. Tämä voi olla myös syynä tiettyjen kuvien suureen virhemäärään. Normalisoitu ristikorrelaatio laskee kahden vastaavan alueen keskinäistä korrelaatiota. Jos toinen alueista on selkeästi epätarkempi kuin toinen, virhettä syntyy helposti. Tätä ilmenee helposti varsinkin pienillä aallonpituuksilla. Osassa kuvista pienistä aallonpituuksista on jouduttu rajaamaan osa pois, sillä niiden antama informaatio ei ollut hyödyllistä. Tämän takia kuvissa näkyvien vektoreiden väritykset eivät aina ole yhtenevät, vaikka virheet sijaitsisivat pienimmillä aallonpituuksilla.

Vaikka lopputarkastelussa huomattiin, että tulokset eivät pitäneet täysin paikkaansa. Ristikorrelaatio ei pysty antamaan luotettavaa tietoa jos käsiteltävä kuva on liian huonolaatuinen. Heikkolaatuisessa kuvassa verisuonet eivät ole selkeästi havaittavissa ja kuvassa on selkeästi häiriöitä. Tähän vaikuttavat esimerkiksi alkuperäisten kuvien korjattavien spektrien määrä. Lisäksi ristikorrelaatio ei osaa ottaa huomioon kohdistuksen aiheuttamaa kiertymää. Kohdistuksen todellisen virheen selvittämisen onnistuminen vaatii lisää tutkimusta. Jotta ristikorrelaation pystyisi laskea luotettavasti, alueen täytyisi olla tarkka ja mahdollinen kiertymä kuvien välissä täytyy ottaa huomioon. Tämä olisi mahdollista käsittelemällä kuvia ja vahvistamalla niissä näkyviä verisuonia.

6 JOHTOPÄÄTÖKSET

Työn tavoitteena oli tehdä kvantitatiivinen arviointi silmänpohjakuvien kohdistuksesta ja sen onnistumisesta. Työ aloitettiin luomalla algoritmi, joka löytää automaattisesti silmänpohjakuvista verisuonien risteyskohtia. Risteyskohdista laskettiin normalisoitu ristikorrelaatio seuraavaan kuvaan ja tulokset esitettiin vektoreina.

Tuloksien tarkempi tarkastelu toi ilmi, että ristikorrelaation laskeminen ei ollut onnistunut kaikilla aallonpituuksilla. Ristikorrelaation laskemista haittasivat kohdistuksen aiheuttama kiertymä sekä kuvien laatu. Kuvien heikon laadun takia verisuonet eivät selkeästi erotu eikä korrelaatiolla ole tämän seurauksena selkeitä vertailukohtia. Näiden takia ristikorrelaatio ei ole optimaalinen tapa laskea kohdistuksessa syntyvää virhettä.

Lopputuloksena todettiin, että vaikka tulokset eivät kaikilta osin olleet luotettavia, niiden avulla voidaan erottaa onnistuneet kuvat muiden joukosta. Pieniä virheitä sisältävissä kuvissa kohdistus on todennäköisesti epäonnistunut, mutta suuret virheet voivat johtua vain heikkolaatuisesta kuvasta. Onnistuneissa kuvissa ristikorrelaation laskeminen on onnistunut ja virheiden määrä on vähäinen. Epäonnistuneissa kuvissa kuvan laatua täytyy käsitellä sekä mahdollinen kiertymä täytyy korjata ennen kuin niiden virhettä pystyy arvioimaan.

Lähteet

- [1] Ning Cheung, Paul Mitchell ja Tien Yin Wong. “Diabetic retinopathy”. *The Lancet* 376 (9735 2010), s. 124–136.
- [2] P. Fält et al. “Extending diabetic retinopathy imaging from color to spectra”. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 5575 LNCS (2009), s. 149–158. DOI: 10.1007/978-3-642-02230-2_16.
- [3] Lauri Laaksonen. “Spectral retinal image processing and analysis for ophthalmology.” Tohtorinväitöskirja. Lappeenranta University of Technology, 2016.
- [4] J. Lee et al. “A Deep Step Pattern Representation for Multimodal Retinal Image Registration”. Teoksessa: *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2019, s. 5076–5085.
- [5] C. V. Stewart, Chia-Ling Tsai ja B. Roysam. “The dual-bootstrap iterative closest point algorithm with application to retinal image registration”. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22.11 (marraskuu 2003), s. 1379–1394.
- [6] I.B. Styles et al. “Quantitative analysis of multi-spectral fundus images”. *Medical Image Analysis* 10 (2006), s. 578–597.