Exposee

Automatisches Schätzen der Haaranzahl in ausgefallenen Haarbüscheln

Janelle Pfeifer
Delpstraße 28
53359 Rheinbach
janelle.pfeifer@smail.inf.h-brs.de

Hochschule Bonn-Rhein-Sieg
Institute of Visual Computing
Fachbereich Informatik
Studiengang: Informatik (B.SC.)
Rheinbach, 15.02.2020

Inhaltsverzeichnis

Exposee 1
1 Einleitung 3
2 Grundlagen 4
2.1 Haarausfall 4
2.2 Computervision 4
2.3 Erkennung von Haaren in Green-Screen Bildern 5
3 Methode 5
4 Implementation 5
5 Design und Implementation 5
6 Verarbeitung der Haar-Bilder 6
6.1 Kalibrieren 17
6.2 Relation Daten zu Haar Menge 18
6.3 Schätzen eines Haar-Bildes 18
6.4 Tests 21
6.5 Test: Knielange, dunkelrote Haare 21
6.6 Test: Hüftlange, feine, blonde Haare 23
6.7 benutzung? 23
7 Fazit 23

Zusammenfassung. am ende hier ein abstract hin

1 Einleitung

Die Einleitung ist mit der wichtigste Teil der Arbeit, da sie den Leser motivieren soll die vorliegende Arbeit weiter z lesen. Sie sollte neben einer Motivation bzw Problembeschreibung auch das Ziel der Arbeit beschreiben.Zusätzlich sollten die Fabgebiete die die arbeit betreffen und deren Bedeutung genannt werden. Wichtig ist eine klare Formulierung der Zielstellung und des Lösungsansatzes so wie abschließend eine Beschreibung der Gliederung der Arbeit.

Das Ausfallen von Haarsträhnen ist ein natürlicher Teil des Haarwachstum Zyklus. Durchschnittlich verliert 50 bis 100 Haarsträhnen am Tag. Vermehrter Haarverlust kann ein Indikator von Krankheit oder anderen Problemen sein. Da ist es von Vorteil das früher zu erfahren.

Der Haarverlust wird von unterschielidchen faktoren beeinflusst. So gibt es seasonale unterschiede. Haartextur und länge verändert den eindruck den eine person. so ist es nicht leicht den normalen haarverlust für eine person festzustellen

computer vision. was ist das?

das paper gibt einstig in haar estimation mit computer vision. In dem Paper „The Hair shedding visual scale: A quick tool to assess hair loss in Women“ wird eine Methode beschrieben, in der Frauen anhand von Bildern den Umfang ihres täglichen Haarausfalls bestimmen können. Dabei werden den Frauen Bilder von abgezählten, ausgefallenen Haarbüscheln gezeigt, die ihrer eigenen Haarlänge entsprechen. Die Frauen wählen das Foto aus, welches ihrem persönlichen täglichen Haarausfall entspricht. Es wurde eine Korrelation festgestellt zwischen Frauen, die klinisch bestätigt Haarverlust erfahren und den Bildern, die sie ausgewählt haben.[1]

In dieser Arbeit wird ein verfahren vorgestellt mit dem eine langzeitüberwachung des täglichen Haarverlustes duchgeführt werden kann.

2 Grundlagen

2.1 matchTemplate

2.2 Canny Edge Detection

2.3 Dilatation

2.4 Inversion

2.5 watershed Algorithmus

2.6 Connected Components

2.7 Haarausfall

Wie in dem Paper „The Hair shedding visual scale: A quick tool to assess hair loss in Women“ beschrieben, kann man den täglichen Haarausfall als Indikation des gesamten Haarausfalls nehmen.[1]

Haarausfall wird von mehrere Faktoren bestimmt und ist grundlegend gesund. Haarausfall ist nicht uniform. Er kann sich abhängig von dem Haartyp, der Haarlänge und der Haarpflege-Methode jeden Tag ändern und Muster aufweisen.

Eine Person die ihre Haare einmal in der Woche kämmt kann zum Zeitpunkt des Kämmens mehr Haarausfall erwarten, als eine Person die ihre Haare jeden Tag kämmt.

Hinzukommen saisonale Unterschiede in dem Haarverlust.[2]

Jeder Mensch hat ein eigenes Haarausfall-Muster. Abweichungen von diesem Muster können Anzeichen von Krankheiten und Mangelerscheinungen sein. Beispielsweise ist erhöhter Haarausfall ein Symptom von Eisenmangel.[3]

2.8 Computervision

In dem Bereich der Bildverarbeitung gibt es viele Algorithmen, die es ermöglichen Objekte in einem Bild erkennbar zu machen und zu verarbeiten.

Region Growth ist ein Verfahren, bei dem ein Bild in Regionen unterteilt wird. So werden zum Beispiel Sektionen mit ähnlicher Farbe herausgestellt.

Skelettierung reduziert Objekte in einem Bild auf eine Pixelbreite. So können Linien auf eine Pixelbreite geschrumpft werden.

Dynamischer Schwellwert kann genutzt werden, um Schatten aus einem Bild zu entfernen. Ein dynamischer Schwellwert ist geeignet für kompliziertere Bildern und Belichtungssituationen.

Hochpassfilter erhält hochfrequente Bildanteile, während Niederfrequente verschwindet bzw. abgeschwächt werden. Hochfrequent sind Bereiche mit schnellen Farb- und Helligkeitsveränderungen. Das tritt beispielsweise bei Linien und Kanten auf.

Kantendetektion nutzt Hochpassfilter, um Kanten in einem Bild zu erkennen.

2.9 Erkennung von Haaren in Green-Screen Bildern

In dem Paper„Improved Chromakey of Hair Strands via Orientation Filter Convolution“ wird eine Methode beschrieben wie Haarsträhnen von einem Green-Screen Hintergrund getrennt werden können. Dazu wird die Kontinuität der Haarsträhnen ausgenutzt. [4]

3 Methode

4 Implementation

mit python nutzt plugin open cv und plugins ....

5 Design und Implementation

Das Ziel ist es die Einschätzung eines Haarbüschels, mithilfe von Computervision, zu automatisieren. Zunächst wird ein Kalibriervorgang durchgeführt, in dem der Nutzer abgezählte Haarbpüschel-Bilder eingibt. Dann kann die Menge der Haare in nicht abgezählten Haarbüscheln automatisch geschätzt werden.

Die Schätzungen werden zugehörig zum Datum gespeichert. Um einen Zeitlichen verlauf festzuhalten. Zusätzlich zu den Schätzungen

kann für jedes Datum eine Marker angegeben werden. So können regelmäßige Wiederholungen der Haarpflege, wie zum Beispiel eine Haarwäsche, notiert werden. Desweiteren können gesundheitliche Veränderungen oder Einnahme von Medikamenten vermerkt werden.

Das Programm wurde in Python implementiert und nutzt unter anderem das Plugin Open-cv. Der Nutzer steuert das Programm über die Kommandozeile.

Da die Haare jeder Person unterschiedlich sind, muss für jeden Nutzer eine eigene Kalibrierung durchgeführt werden. Um Vermischung von Daten unterschiedlicher Personen und häufige Neukalibrierungen zu vermeiden, kann das Programm beliebig viele Nutzer anlegen und verwalten.

6 Verarbeitung der Haar-Bilder

Sowohl für die Kalibrierung als auch für die schätzung von Haar-Mengen müssen die eingegebenen Bilder zunächst verarbeitet werden und Daten, mit dennen auf die Haar-Menge geschlossen werden kann herausgestellt werden. Dazu werden Methoden der Bildverarbeitung verwendet.

Die Methode detect implementiert die Verarbeitung eines Bildes. Als Eingabe wird von einem Haarbüschel auf einem einfarbige Hintergrund ausgegangen. Dabei sollte ein möglichst guter Kontrast zu der Haarfarbe gewählt worden sein. Beispielsweise ein weißer Hintergrund für dunkele haare oder ein schwarzer Hintergrund für blondes oder hellbraunes Haar. Die Ecken des Hintergrundes sind durch ein Symbol markiert. Vergleich Abbildung 1.

Abb. 1: Input

Im ersten Schritt der Bildverarbeitung wird das Bild auf die Markierungen in den Ecken zugeschnitten. Das ist in der Methode cropDots implementiert. Über einen Aufruf der Open cv methode matchTemplate wird nach vorkommen der Markierung gesucht. Das Resultat ist ein Karte an Wahrscheinlichkeiten, die für jedes Pixel angibt, zu welcher Wahrscheinlichkeit sich dort die Markierung befindet. Die 4 Stellen an denen die Wahrscheinlichkeit am höchsten ist, werden als Eckpunkte angesehen. Siehe Abbildung 2.

Durch das Zuschneiden der Bilder wird sichergestellt, das die Haare immer etwa einen gleichgroßen Hintergrund haben. So werden die Daten, die aus den Bildern gezogen werden, nicht verfälscht dadurch, das die Haare eventuell von unterschiedlichen Abständen fotografiert wurden.

Nach dem Zuschneiden werden die Haare von dem Hintergrund getrennt. Das ist in der Methode edgeProcess implementiert. Mithilfe von Canny Edge detection werden die Haare grob erkannt. Weiße Pixel gelten als Haare, schwarze als Hintergrund. Siehe Abbildung 3.

(a) Das Aussehen der Markierung ist bekannt und wird über so ein Bild angegeben.

(b) Resultat von matchTemplate

(c) Die 4 erkannten Markierungen im Bild

(d) Resultat des Zuschneidens

Abb. 2: Der Prozess des Zuschneidens auf Markierungen in den Ecken

Abb. 3: Canny Kantendetektion

In der Methode hairPixelIntensity wird die Detektion verfeinert. Auf das Resultat der Katendetektion wird eine Dilatation ausgeführt. Dadurch gelten mehr Pixel als Haare und eventuelle Löcher wachsen zusammen.

Da Haare halb-transparent sind, wird ihre Farbe intensiver, wenn sie sich überlagern. Sie weisen eine höhere Intensität auf. Um die Haar-Intensität des Bildes zu extrahieren, wird ein Bild gebaut, in dem Hintergrund Pixel weiß sind, und Haarpixel ihren Graustufenwert aus dem Original Bild erhalten. Siehe Abbildung 4.

Wenn die Haare heller sind als der Hintergrund, es sich beispielsweise um blondes Haar auf schwarzem Hintergrund handelt haben die Haare eine Höhere intensität, wenn sich heller sind. Bei dunkelem Haar auf hellem Hintergund ist es gegenteilig. Die Intensität ist höher, wenn das Haar dunkler ist. Damit beide Konstelationen zu einem ähnlichen Ergebnis kommen, werden die graustufenwerte invertiert, wenn die Haare hell sind. So ist auch bei ursprünglich hellem Haar, die Intensität höher, wenn die Graustufen dunkler sind.

```
hairPixelMask = np.ones(orig.shape[:2], dtype="uint8")
hairPixelMask[:, :] = (hairPixels != 0)  # 0 or 1 depending on wehter it is ==0
hairOnWhite = gray.copy()
# if no hair found, make it white. if hair found copy color from grayscale original
hairOnWhite = (1 - hairPixelMask) * 255 + hairPixelMask * gray
```

Abb. 4: Implementierung haare weiß, hintergrund schwarz

Die Inversion dieses Bildes ergibt ein Bild mit schwarzem Hintergrund und Haaren, die Heller sind an stellen wo sie sich Überlagern. Siehe Abbildung 5

Es werden kleine vereinzelte Gebiete des Hintergrundes in der Kantendetection erkannt und gelten somit als Haare. Um diese Gebiete zu erkennen und zu entfernen, wird der Watershed Algorithmus angewendet. Dabei werden Marker in alle verbundenen Gebiete gesetzt, die nicht schwarz sind. Der Watershed Algorithmus lässt die Regionen wachsen. Dann werden die Regionen entfernt, die im Verglich auf die Größe des Bildes sehr klein sind. Siehe Abbildung 6

Abb. 5: Intensität-Abbildung der Haare

Die Summe aller Graustufenwerte werden als Intensität gespeichert. Dabei wird der Hintergrund außer acht gelassen, weil es schwarz ist, und somit den Graustufenwert 0 hat.

In der Methode hairPixelPercentage werden die Pixel gezählt die als Haare gelten. Zusätzlich wird der Prozentsatz an Haar Pixeln und die Intensität des Bildes im Vergleich zur Bildgröße gespeichert.

Dann wird die Dichte der Haare Untersucht. In der Methode Dafür werden die Hintergrund Regionen bestimmt, die durch Haare getrennt werden. Dafür wird der Watershed Algorithmus angewendet. Die Marker werden in alle zusammenhängenden Hintergrundgebiete gesetzt. Dabei wird die Größe der Region, die die Haare umschließt gespeichert. Abbildung 7. Zusätzlich wird die Anzahl der Regionen die von Haaren umschlossen wird und deren Durchschnittliche Größe gespeichert.

Als nächstes werden die Gebiete des Bildes untersucht, die eine erhöhte Haar-Dichte aufweisen. Dafür wird das Intesität-Bild skelettiert. Siehe Abbildung 9.

Die Hintergrund Regionen werden wie zuvor untersucht.

In der Methode denseAndLoosePerc wird die Haar-Intensität in den dichteren Regionen und in den weniger dichten Regionen berechnet und abgespeichert.

Für das Bild werden 28 Datenpunkte extrahiert und abgespeichert:

- intensitySum - Summe der Graustufenwerte des Intensität-Bildes
- intensityShare - Intensität pro HaarPixel
- hairpixels - Anzahl der Pixel, die Haare darstellen
- imagepixels - Gesammtanzahl der Pixel im Bild
- hairpixel percentage - Prozentsatz der Haarpixel im Bild
- number of sections - Anzahl an Hintergrund Regionen, die Watershed findet.

Abb. 6: Kleine Regionen Entfernt

Abb. 7: Äußerte Region Isoliert und in weiß dargestellt.

Abb. 8: Skelett des Intensität-Bildes

Abb. 9: Äußerte Region des skelettierten Bildes

- number of background sections - Anzahl an Regionen, die den Hintergrund darstelle. (2 weniger als number of section. Watershed zählt Haare und übergänge zwischen Regionen mit)
- outerSectionSum - Summe an Pixeln, die sich in der Region befinden, die die Haare umschließt
- outerSectionPercentage - outerSectionSum/imagepixels
- innerSectionSum - Summa an Pixeln, die sich in Regionen befinden, die von Haaren umschlossen werden
- innserSectionAvgSize - Druchschnittliche Pixelanzahl, die sich in den umschlossenen Regionen befinden
- innerSectionAvgSize Percentage - innersectionAvgSize/imagepixels
- innerSectionSizeVariance - statistische Varianz der Pixelmengen, die sich in umschlossenen Regionen befinden
- innerSection standard deviation - Standardabweichung der Pixelmengen, die sich in umschlossenen Regionen befinden
- number of sections only concidering dense hair - Anzahl der Regionen, die Watershed findet nachdem der input Skelettiert wurde. Regionen werden von dichteren Haaren unterteilt.
- number of background sections inclosed by dense hair - Anzahl an Regionen, die den Hintergrund zwischen dichten Haaren darstellen
- dense hair outerSectionSum - Summe an Pixeln, die die Regionen umschließen, die von dichten Haaren umschlossen werden
- dense outerSectionPercentage - dense hair outerSectionSum / imagepixels
- dense innerSectionSum - Summe an Pixeln, die sich in den Regionen befinden, die von dichten Haaren umschlossen werden
- dense hair innserSectionAvgSize - Durschnittliche anzahl der Pixel, die sich in Regionen befinden, die von dichten Haaren umschlossen werden

- dense hair innerSectionAvgSize Percentage - dense hair innerSectionAvgSize / imagepixels
- dense innerSectionSizeVariance - statistische Varianz der Pixelmengen
- dense innerSection Size standard deviation - Standardabweichung der Pixelmengen
- denseHairSum - Summe an Pixeln, die als Dichte Haare angesehen werden
- looseHairSum - Summe an Pixeln, die als Haare angesehen werden, jedoch nicht als Dicht gelten
- IntensitySum in Loose Section - Summe der Graustufenwerte in nicht-dichten Regionen
- IntensitySum in Dense Section - Summe der Graustufenwerte in dichten Regionen

6.1 Kalibrieren

Die Kalibrierung ist in der Methode calibration impementiert. Für die Kalibrierung werden mehrere Bilder als Input angegeben. Für jedes der Bilder wird die Menge der Haare in dem Titel des Bildes angegeben. Die Bilder werden alle mit detect Untersucht. Die Daten aus den Untersuchungen, sowie die Haar-Mengen werden abgespeichert. ganzen Ordner kalibrieren. einzelne Bilder hinzufügen.

6.2 Relation Daten zu Haar Menge

6.3 Schätzen eines Haar-Bildes

Nachdem eine Kalibrierung durchgeführt wurde. Kann die Haar-Menge auf beliebigen Bildern geschätzt werden. Das Schätzen ist in der Methode readFilesAndGuess implementiert.

Zuerst wird das zu schätzende Bild mithilfe von detect Untersucht. Dann werden die Daten aus der Kalibrierung geladen. Die Daten werden teilweise miteinander verrechnet und dann auf die dazugehörigen Haar-Mengen abgebildet. So entstehen eine Menge an Graphen, bei

denen die Haar-Menge jeweils auf der y Achse liegt. Siehe Abbildung 10.

Abb. 10: Haar-Menge in Relation zur Intensität in dichten Regionen normalisiert durch gesamte Intensität und Region-Größe

Die Punkte in den Graphen werden durch Funktionen Approximiert. Die Funktionen können dann genutzt werden um Haar-Mengen zu schätzen. Für jeden Graph werden 3 Funktionen berechnet. Eine Lineare Regression, eine Spline-Interpolation, und eine benutzerdefinierte Funktion. Der Benutzer kann aus linear, logarithmisch und exponentiell aussuchen. Siehe Abbildung 11.

Abb. 11: Funktionen, die Datenpunkte Approximieren. Spline-Interpolation, lineare Regression und exponentielle Funktion.

Von den 28 Datenpunkten die aus den Bildern ausgewertet werden, werden 17 Genutzt um 12 Modelle zu erstellt. Diese Modelle wurden als aussagekräftig gefunden, um die Haarmenge schätzen zu können. Die folgenden x Werte werden verwendet:

- hairpercent
  - Prozentsatz der Haarpixel im Bild
- (hairpixels / hairSectionSize) * (1 - outerSectionPerc) HaarPixel dichte in der Region, in der sich Haare Befinden. Gibt dasselbe Ergebnis wie hairpercent.
- (hairpixels/hairSectionSize)*(1-outerSectionPerc)*hairPerc Dichte
- (((denseHairSum / denseInnerSectionSize) * (1 - denseSectionperc))) = denseDensity
- denseDensity / looseDensity
- backgroundSectionNum*(1-outerSectionPerc)
- denseSectionNum*(1-outerSectionPerc)
- intensitySum*hairpixels*(1-outerSectionPerc)
- denseSectionAVGSize/(1-denseSectionperc)
- (denseSectionAVGSize/looseSectionAVGSize)/(1-outerSectionPerc)
- (denseIntensity/intensitySum)*(1-denseSectionperc)
- (denseIntensity/denseHairSum)*(1-denseSectionperc)

Siehe den Anhang für die graphische Darstellung der Modelle.

Für jedes der Modelle werden 3 Funktionen approximiert. Mit den Funktionen werden jeweils 3 Schätzungen für das zu schätzdene Bild berechnet.

Ausreißer werden entfernt. Dazu werden zunächst alle Schätzungen von weniger als 0 Haaren entfernt. Zusätzlich werden statistische Ausreißer mithilfe eines Algorithmus basierend auf dem tschebyschef theorem entfernt.

Der Mittelwert der übrig geblibenen Schätzungen ist das Endergebnis. Siehe Abbildung 12 für den Verlauf einer Schätzung auf der Kommandozeile.

```
D:\Eigene Dateien\Dokumente\GitHub\HairEstimation\HairEstimationPython>python Estimation.py guess Users/Mummel/estimationInput/IMG_20200406_153354.jpg -d -r
active user: Mummel

guessing the amount of hair in the picture
image path Users/Mummel/estimationInput/IMG_20200406_153354.jpg
cropping image to TemplateDot using PatternMatching
Users/Mummel
detecting Hair via edge detection
backgroundcolor 77.54571671611444
removing smaller Regions...
done
processing background regions...
innerSectionNum 203
done
processing background regions...
innerSectionNum 69
done
Guess by hairpercent [ spl 17.10918697133671 ;func 16.068781620734256 ;linguess 8.817563600952198 ]
Guess by density * hairsection size [ spl 17.109186971336708 ;func 16.068779751624007 ;linguess 8.817563600952205 ]
Guess by density per sectionsize per hairperc [ spl 17.024852282387712 ;func 16.08739465599372 ;linguess 12.660421865313491 ]
Guess by density of dense section in realtion to section size [ spl -5.032616520694617 ;func 12.65011382719596 ;linguess -0.7966692059873983 ]
Guess by dense Density to looseDensity ratio [ spl 21.878453935854328 ;func 25.152241123554553 ;linguess -6.112537002512814 ]
Guess by density by background sections peeking through [ spl 17.841441686572296 ;func 12.290643639856775 ;linguess 12.290643505525784 ]
Guess by dense Density by background sections peeking through [ spl 14.153844827316952 ;func 10.218164223287738 ;linguess 10.21816431054834 ]
Guess by intensity in relation to hairPixels and hairsection size [ spl 16.646633135931893 ;func 18.824654298332096 ]
Guess by average backgorund section sizes in dense section [ spl -19.15505299724856 ;func -1.5712803441519831 ]
Guess by dense average background section sizes compared to looseaveragebackgorund sections size [ spl 23.017721516155298 ;func 26.624021893042254 ]
Guess by denseIntensity/intensitySum * denseSectionSize [ spl 30.189213701279854 ;func 15.04653160017627 ;linguess -1.9621895800223128 ]
Guess by denseIntensity/denseHairSum* denseSectionSize [ spl 24.005185075441997 ;func 6.7281532831400686 ;linguess 6.728152779303436 ]
[8.82 17.11 16.07 8.82 17.11 16.07 12.66 17.02 16.09 12.65 21.88 25.15
 12.29 17.84 12.29 10.22 14.15 10.22 16.65 18.82 23.02 26.62 30.19 15.05
 6.73 24.01 6.73]
outliers Removed [17.11 16.07 17.11 16.07 12.66 17.02 16.09 12.65 21.88 12.29 17.84 12.29
 10.22 14.15 10.22 16.65 18.82 15.05]
mean 15.232660728295835 res 15.0 median 16.06878068617913
found duplicate date. Using handeling mode: r
replacing old datapoint with 2020-04-06 15.0 ImagePath: Users/Mummel/estimationInput/IMG_20200406_153354.jpg
```

Abb. 12: Kommandozeilenaufruf und Verlauf einer Schätzung

6.4 Tests

6.5 Test: Knielange, dunkelrote Haare

Knielange dunkelroten Haare wurden auf einem weißem Hintergrund aufgenommen. Die Ecken wurden mit dunkeln Punkten markiert. Siehe Abbildung 13.

es wurde eine Untersuchung in einem Zeitraum von 7 Wochen von dem tägliche Haarausfall angestellt.

Um die Fehlerrate zu testen zu können wurde für einige der eingage Bilder die Anzahl der Haare per Hand gezählt. Mit einer großen Menge an Kalibrations-Bildern konnten die folgenden Fehler in den Schätzungen vermerkt werden:

[22 23 67 23 16 28 19 17 14 13 20 27 26 89 25 13 23 19 14 13] (estimated, actual) [(22, 22), (23, 25), (67, 65), (23, 22), (16, 18),

(a) Geschätzt auf 23 Haare. Tatsächlich 25 Haare

(b) Geschätzt auf 89 Haare. Tatsächlich 95.

Abb. 13: Beispiel input von knielangen dunkelroten Haare

Abb. 14: Schätzungen aus einem Zeitraum von 7 Wochen

(28, 26), (19, 21), (17, 18), (14, 9), (13, 17), (20, 27), (27, 30), (26, 27), (89, 95), (25, 40), (13, 15), (23, 31), (19, 31), (14, 11), (13, 16)] error per estimation [0 -2 2 1 -2 2 -2 -1 5 -4 -7 -3 -1 -6 -15 -2 -8 -12 3 -3] mean error 4.05

Mit nur 3 Kalibrationsbilern der Menge: 22, 60, 120 konnte diese Fehlerrate gefunden werden:

TODO

6.6 Test: Hüftlange, feine, blonde Haare

Blonde Haare wurden vor einem Schwarzen Hintergrund aufgenommen.

(a) Geschätzt auf 23 Haare. Tatsächlich 25 Haare

(b) Geschätzt auf 89 Haare. Tatsächlich 95.

Abb. 15: Beispiel input von knielangen dunkelroten Haare

Für den schwarzen Hintergrund wurde besonders matte schwarze Pappe verwendet. Wenn die struktur der Pappe zu grob ist, oder durch einen glaz der pappe sichbar wird, wir sie von der Canny Edge detection erkannt.

Auf schwarzem Hintergrund ist Staub besonders gut sichtbar. Um die Wahrscheinlichkeit zu verringern, das Verschmutzungen auf der Pappe für die Markierungen in der Ecke gehalten werden, wurden die Markierungen von einem einfachen Punkt zu einem kreuz geändert.

Mit ? Kalibrations-Bilder kann folgende Fehlerrate gefunden werden.

Siehe Anhang B für Schätzungs modelle und die Verarbeitung von Blonden Haaren.

6.7 Test: kurze Hellbraune Haare

Für hellbraune haare hat es sich gezeigt, das ein schwarzen Hintergrund einen besseren Kontrast bietet.

Input beispiele.

Obwohl die Haare recht kurz sind, ist auch hier die Fehlerrate recht gering. Getestet wird an:

- Knielangen, dunkelroten Haaren
- Hüftlangen, feinen, blonden Haaren
- Schulterlangen, brauen Haaren
- Den Bildern aus dem Paper „The Hair shedding visual scale: A quick tool to assess hair loss in Women“

6.8 benutzung?

7 Fazit

Es wird eine praktische Methode gegeben eine Langzeitüberwachung von Haarausfall anzustellen.

So wird der Anwender sich bewusst, welcher tägliche Haarausfall normal ist und welche Menge besorgniserregend ist. Haarausfall ist sehr variabel und wird durch viele Faktoren beeinflusst.

Eine Langzeitüberwachung beruhigt den Nutzer bei saisonalem Haarausfall und gibt Hinweise auf die allgemeine Gesundheit der Haare.

Die Langzeitüberwachung macht den Haarausfall transparenter und berechenbarer. So wird der Nutzer früher aufmerksam auf anomalen Haarausfall und kann darauf besser reagieren. Haarverlust ist ein Indikator für viele Krankheiten und kann somit als Warnsystem dienen.

Literatur

[1] María Martínez-Velasco u. a. „The Hair Shedding Visual Scale: A Quick Tool to Assess Hair Loss in Women“. In: *Dermatology and Therapy* 7 (Feb. 2017). DOI: 10.1007/s13555-017-0171-8.

[2] E.Y. Hsiang u. a. „Seasonality of hair loss: a time series analysis of Google Trends data 2004 to 2016“. In: *British Journal of Dermatology* 178 (Okt. 2017). DOI: 10.1111/bjd.16075.

[3] Leonid Trost, Wilma Bergfeld und Ellen Calogeras. „The diagnosis and treatment of iron deficiency and its potential relationship to hair loss“. In: *Journal of the American Academy of Dermatology* 54 (Juni 2006), S. 824–44. DOI: 10.1016/j.jaad.2005.11.1104.

[4] Chloe Legendre, David Krissman und Paul Debevec. „Improved chromakey of hair strands via orientation filter convolution“. In: Juli 2017, S. 1–2. ISBN: 978-1-4503-5015-0. DOI: 10.1145/3102163.3102200.