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 5
6 Verarbeitung der Haar-Bilder 6
6.1 Kalibrieren 19
6.2 Relation Daten zu Haar Menge 19
6.3 Schätzen eines Haar-Bildes 19
6.4 Genauigkeit/Fehler 22
7 Tags 22
8 Users 22
8.1 Tests 22
9 Fazit 22

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 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.[4]

2.2 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.

2.3 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. [5]

3 Methode

4 Implementation

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

5 Design

Das Ziel ist es die Einschätzung eines Haarbüschels, mithilfe von Computervision, zu automatisieren. Es soll ein Kalibriervorgang geben, in dem der Nutzer abgezählte Haarbüschel-Bilder eingibt. Nach der Kalibrierung soll die Menge der Haare in nicht abgezählten Haarbüscheln automatisch geschätzt werden.

Die Schätzungen werden zugehörig zum Datum gespeichert. Zusätzlich zu den Schätzungen können für jedes Datum eine Marker angegeben werden, das regelmäßige Wiederholungen der Haarpflege, wie zum Beispiel eine Haarwäsche, notiert.

So wird eine Langzeitüberwachung der Menge des Haarausfalls möglichst detailliert und mit geringem Arbeitsaufwand für einen menschlichen Nutzer durchführbar.

detection

gessfunctions Daten aus Bildern ziehen. In einem Calibrationsschritt daten aus mehreren unterschieldichen bildern nehmen und mithilfe von vordefinierten parametern korrelation zwischen haarmenge und daten zu finden.

Calibration genauer. was wird da gemacht ? assume alle fachbegriffe und algorithmen sind bekannt. guess genauer. guessfunctions. beschreibe das gespeichert wird beschreibe das es ein kommandozeilenprogramm ist mehrere user

6 Verarbeitung der Haar-Bilder

Mithilfe von Methoden der Bildverarbeitung wird eine Reihe an Daten über eingegebene Haarbüschel Bilder extrahiert und gespeichert. Dieser Schritt ist in der Methode detect implementiert. 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.

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 zu suchen. Das Resultat ist ein Karte an Wahrscheinlichkeiten die für jedes Pixel angibt, zu welchen Wahrscheinlichkeit sich dort die Markierung befindet. Die 4 Stellen an denen die Wahrscheinlichkeit am höchsten ist, werden als Eckpunkte angesehen.

Durch das Zuschneiden der Bilder wird sichergestellt, das die Haare immer etwa einen gleich großen 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 werde die Haare von dem Hintergrund getrennt. Das ist in der Methode edgeProcess implementiert. Mithilfe

Abb. 1: Input

von Canny Edge detection werden die Haare grob erkannt. Weiße Pixel gelten als Haare, schwarze als Hintergrund.

In der Methode hairPixelIntensity wird die detection verfeinert. Auf das Resultat der Katendetection 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 7

Die Inversion dieses Bildes ergibt ein Bild mit schwarzem Hintergrund und Haaren, die Heller sind an stellen wo sie sich Überlagern. Siehe Abbildung 8

Es werden kleine vereinzelte Gebiete des Hintergrundes in der Kantendetection erkannt und gelten somit als Haare. Um diese Gebiete

Abb. 2: Resultat von matchTemplate

Abb. 3: Das Aussehen der Markierung ist bekannt und wird über so ein Bild angegeben.

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 9

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 10. 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 12.

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.

Abb. 4: Die 4 erkannten Markierungen im Bild

Abb. 5: Resultat des Zuschneidens

Abb. 6: Canny Kantendetektion

```
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. 7: Implementierung haare weiß, hintergrund schwarz

Abb. 8: Intensität-Abbildung der Haare

Abb. 9: Kleine Regionen Entfernt

Abb. 10: Äußerte Region Isoliert und in weiß dargestellt.

Abb. 11: Skelett des Intensität-Bildes

Abb. 12: Äußerte Region des skelettierten Bildes

Für das Bild werden 28 Datenpunkte extrahiert und abgespeichert:

- intensitySum
- intensityShare
- hairpixels
- imagepixels
- hairpixel percentage
- number of background sections
- number of background sections inclosed
- outerSectionSum
- outerSectionPercentage
- innerSectionSum
- innserSectionAvgSize
- innerSectionAvgSize Percentage
- innerSectionSizeVariance
- innerSection standard deviation
- number of dense background sections sections
- number of dense background sections inclosed
- dense outerSectionSum
- dense outerSectionPercentage
- dense innerSectionSum
- dense innserSectionAvgSize
- dense innerSectionAvgSize Percentage
- dense innerSectionSizeVariance
- dense innerSection Size standard deviation
- denseHairSum

- looseHairSum
- IntensitySum in Loose Section
- IntensitySum in Dense Section

6.1 Kalibrieren

Die Kalibrierung ist in der Methode calibration impementiert. Für die Calibrierung 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 ornder 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 dennen die Haar-Menge jeweilse auf der y Achse liegt. Siehe Abbildung 13.

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 14

Abb. 13: Haar-Menge in Relation zur Intensität in dichten Regionen normalisiert durch gesamte Intensität und Region-Größe

Abb. 14: Funktionen, die Datenpunkte Approximieren. Spline-Interpolation, lineare Regression und exponentielle Funktion.

6.4 Genauigkeit/Fehler

7 Tags

8 Users

8.1 Tests

Primär wird mit meinen eigenen Haaren getestet. Weiter Haare werden von Freunden und Familie bereitgestellt.

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“

9 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] Howard Maibach und Ian Yamaguchi. „Chemically Induced Hair Loss/Alopecia“. In: Jan. 2012, S. 1935–1942. ISBN: 978-3-642-02034-6. DOI: 10.1007/978-3-642-02035-3_205.

[4] 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.

[5] 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.