

# **Exposee**

## **Automatisches Schätzen der Haaranzahl in ausgefallenen Haarbüscheln**

Janelle Pfeifer  
Delpstraße 28  
53359 Rheinbach  
[janelle.pfeifer@smail.inf.h-brs.de](mailto:janelle.pfeifer@smail.inf.h-brs.de)

Rheinbach, 8.1.2020

# Inhaltsverzeichnis

<b>1. Einleitung</b>	<b>3</b>
<b>2. Grundlagen</b>	<b>3</b>
2.1. Computervision . . . . .	3
2.2. matchTemplate . . . . .	3
2.3. Canny Edge Detection . . . . .	4
2.4. Dilatation . . . . .	4
2.5. Inversion eines Graustufenbildes . . . . .	4
2.6. watershed Algorithmus . . . . .	4
2.7. Connected Components . . . . .	4
2.8. Skelettierung . . . . .	4
2.9. outlier removal ? . . . . .	4
2.10. fitted curve, lineare regression, spline . . . . .	4
<b>3. Design und Implementation</b>	<b>4</b>
3.1. Verarbeitung der Haar-Bilder . . . . .	5
3.2. Kalibrieren . . . . .	10
3.3. Relation Daten zu Haar Menge . . . . .	11
3.4. Schätzen eines Haar-Bildes . . . . .	11
3.5. Tests . . . . .	13
3.6. Test: Knielange, dunkelrote Haare . . . . .	13
3.7. Test: Hüftlange, feine, blonde Haare . . . . .	14
3.8. Test: kurze Hellbraune Haare . . . . .	14
<b>4. Ergebnisse</b>	<b>15</b>
<b>5. Fazit</b>	<b>15</b>
<b>A. Anhang Schätzungs Modelle</b>	<b>16</b>
<b>B. Anhang: Blondes Haar</b>	<b>18</b>

am ende hier ein abstract hin

## 1. Einleitung

Das Ausfallen von Haarsträhnen ist ein natürlicher Teil des Haarwachstum Zyklus. Durchschnittlich verliert der Mensch 50 bis 100 Haarsträhnen am Tag. Vermehrter Haarverlust kann ein Anzeichen von Krankheiten oder Mangelerscheinungen sein. Daher ist es von Vorteil das früher darauf reagieren zu können.

Haarausfall ist sehr variabel und wird durch viele Faktoren beeinflusst. Er kann sich abhängig von dem Haartyp, der Haarlänge und der Haarpflege-Methode jeden Tag ändern und Muster aufweisen. Jeder Mensch hat ein eigenes Haarausfall-Muster. Eine langzeituntersuchung gibt die möglichkeit diese Muster zu erkennen und Abweichungen herauszustellen. [1, 2, 3]

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. Der Haarausfall wird visuell, anhand von Bildern festgestellt.[4]

In dieser Arbeit wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem der tägliche Haarausfall mithilfe von Methoden der Bildverarbeitung und statistischer Auswertung geschätzt werden kann. So wird eine Langzeitüberwachung möglichst effizient durchführbar.

## 2. Grundlagen

### 2.1. Computervision

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

### 2.2. matchTemplate

Template matching findet bereiche eines bildes, die einem gegebenen Vorbild (template) ähnlich sind.

Dazu wird ein Source Image und ein template Image angegeben. Um die gesuchten Bereiche zu finden, wird das Template Image über das Source Image Pixelweise darüber geschoben. An jeder stelle wird das template mit dem source Image verglichen und eine Ähnlichkeit zwischen den beiden berechnet. Als Ergebnis erhält man eine Matrix die für jeden Pixel des Bildes eine Wahrscheinlichkeit angibt, das sich dort das template befindet.

## **2.3. Canny Edge Detection**

Canny Edge Detection ist ein Algorithmus der Kanten in einem Bild erkennt. Es handelt sich um einen Hochpassfilter. Hochpassfilter erhalten hochfrequente Bildanteile, während Niederfrequente verschwinden oder abgeschwächt werden. Hochfrequent sind Bereiche mit schnellen Farb- und Helligkeitsveränderungen, was bei Linien und Kanten der Fall ist.

## **2.4. Dilatation**

Die Dilatation ist eine Morphologische Operation. Morphologische Operationen verändern ein Bild basierend auf Formen. Sie wenden ein Strukturlement

Die Dilatation arbeitet auf binären Bildern. Es gibt nur schwarz und weiß. Die Dilatation fügt weiße Pixel an die Ränder von weißen Objekten hinzu. Bei der Dilatation handelt es sich um ein Morphologischen Operator. Diese arbeiten das Bild Pixelweise durch. Der Wert jedes Pixels basiert auf einem Vergleich zwischen dem Pixel und dessen Nachbar-Pixeln.

## **2.5. Inversion eines Graustufenbildes**

Schwarz wird weiß und weiß wird schwarz. und alles dazwischen entsprechend. Helle Graustufen werden dunkel und umgekehrt. Die Graustufen eines Bildes werden in 8 Bit dargestellt. Somit gibt es 255 Graustufen. 0 ist schwarz und 255 ist weiß. Somit gilt bei der Inversion für jedes Pixel mit dem Graustufenwert  $g$ :  $g_{\text{neu}} = 255 - g_{\text{alt}}$

## **2.6. watershed Algorithmus**

### **2.6.1. Region Growth**

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

## **2.7. Connected Components**

## **2.8. Skelettierung**

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

## **2.9. outlier removal ?**

## **2.10. fitted curve, lineare regression, spline**

## **3. 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 Haarbüschel-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. Des Weiteren 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.

### 3.1. 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 denen 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 einfarbigen Hintergrund ausgegangen. Dabei sollte ein möglichst guter Kontrast zu der Haarfarbe gewählt worden sein. Beispielsweise ein weißer Hintergrund für dunkles Haar oder ein schwarzer Hintergrund für blondes oder hellbraunes Haar. Die Ecken des Hintergrundes sind durch ein Symbol markiert. Vergleich Abbildung 1.

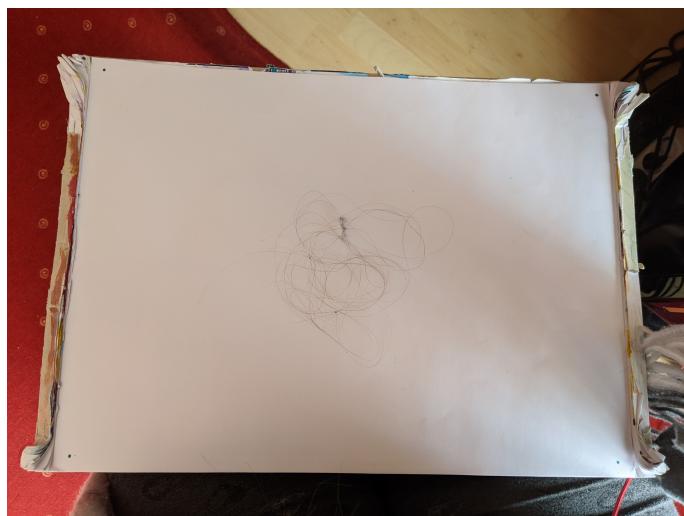
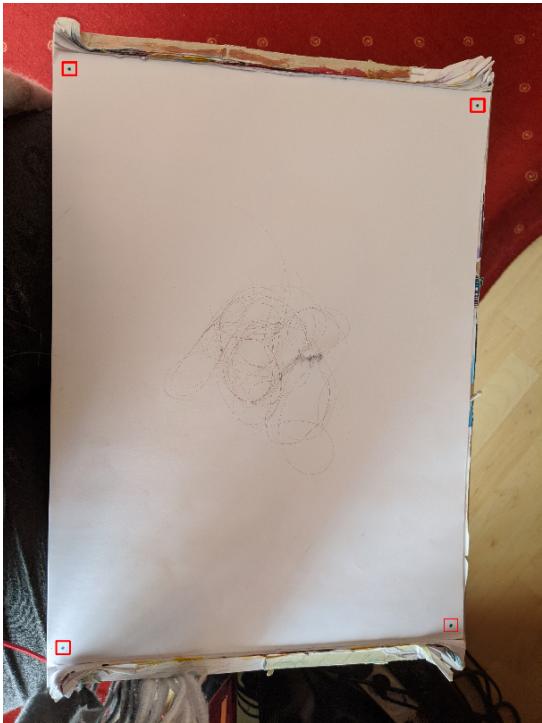


Abbildung 1: Input

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



(a) Die 4 erkannten Markierungen im Bild



(b) Resultat des Zuschneidens

Abbildung 2: Der Prozess des Zuschneidens auf Markierungen in den Ecken

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.

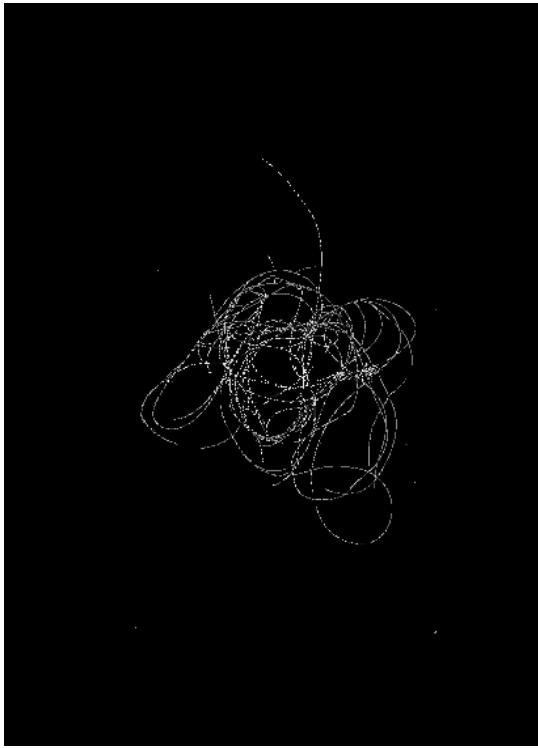
Durch das Zuschneiden der Bilder wird sichergestellt, dass die Haare immer etwa einen gleichgroßen Hintergrund haben. So werden die Daten, die aus den Bildern gezogen werden, nicht verfälscht dadurch, dass die Haare eventuell von unterschiedlichen Abständen fotografiert wurden.

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 3a.

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 ??.

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 dunklem Haar auf hellem Hintergrund ist es gegenteilig. Die Intensität ist höher, wenn das Haar dunkler ist. Damit beide Konstellationen zu einem ähnlichen Ergebnis kommen, werden die graustufenwerte invertiert, wenn die



(a) Canny Kantendetektion



(b) Intensität-Abbildung der Haare

Abbildung 3: Beispiel input von knielangen dunkelroten Haare

Haare hell sind. So ist auch bei ursprünglich hellem Haar, die Intensität höher, wenn die Graustufen dunkler sind.

Die Inversion dieses Bildes ergibt ein Bild mit schwarzem Hintergrund und Haaren, die Heller sind an Stellen wo sie sich Überlagern. Siehe Abbildung 4a.

Es werden kleine vereinzelte Gebiete des Hintergrundes in der Kantendetektion 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 Vergleich auf die Größe des Bildes sehr klein sind. Siehe Abbildung ??.

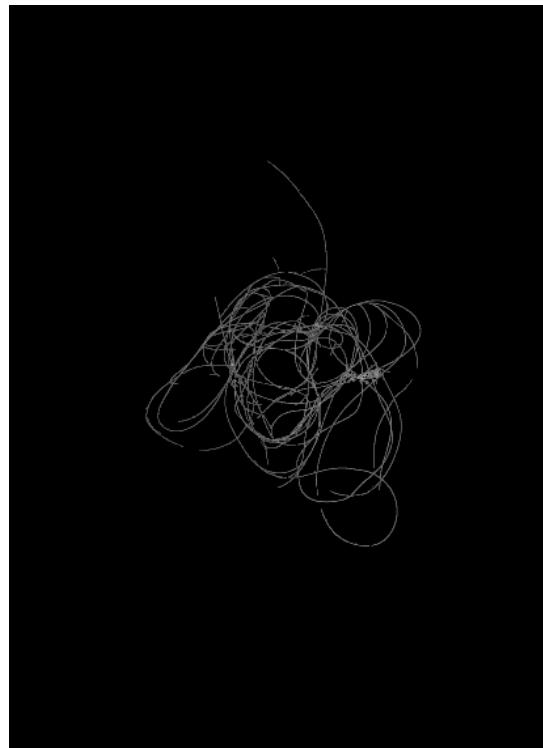
Die Summe aller Graustufenwerte werden als Intensität gespeichert. Dabei wird der Hintergrund außer acht gelassen, weil es schwarz ist, und somit den Graustufenwert 0 hat.

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 5b. Zusätzlich wird die Anzahl der Regionen die von Haaren umschlossen wird und deren Durchschnittliche Größe gespeichert.

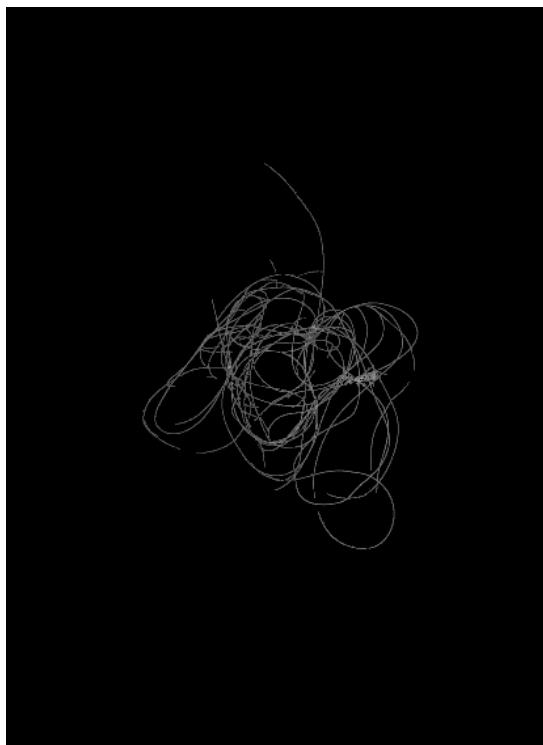


(a) Intensität-Abbildung der Haare

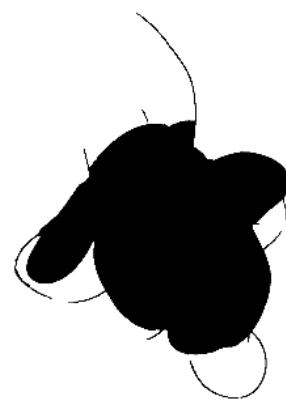


(b) Kleine Regionen Entfernt

Abbildung 4: Entfernen von kleinen Regionen, vorher nachher

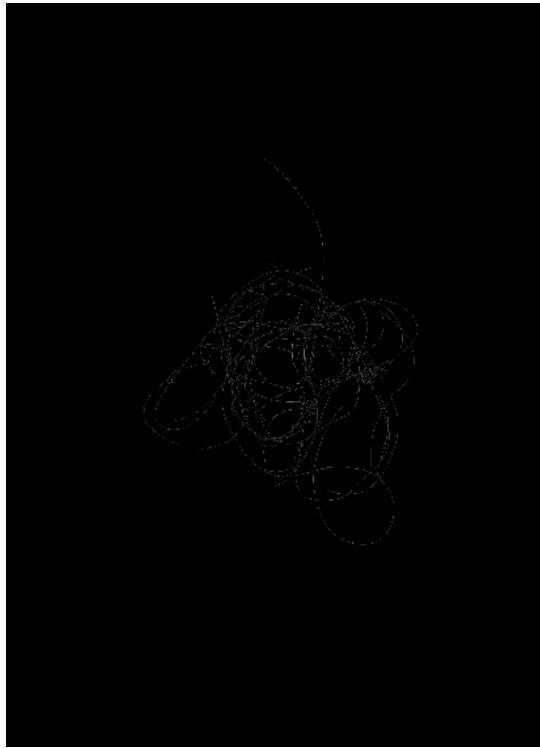


(a) watershed input



(b) Äußerte Region Isoliert und in weiß dargestellt.

Abbildung 5: Anwendung von watershed



(a) Skelett des Intensität-Bildes



(b) Äußerte Region des skelettierten Bildes

Abbildung 6: Dichtere Regionen untersuchen

Als nächstes werden die Gebiete des Bildes untersucht, die eine erhöhte Haar-Dichte aufweisen. Dafür wird das Intensity-Bild skelettiert. Siehe Abbildung 6b. 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 Intensity-Bildes
- `intensityShare` - Intensität pro HaarPixel
- `hairpixels` - Anzahl der Pixel, die Haare darstellen
- `imagepixels` - Gesamtanzahl der Pixel im Bild
- `hairpixel percentage` - Prozentsatz der Haarpixel im Bild
- `number of sections` - Anzahl an Hintergrund Regionen, die Watershed findet.
- `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` - Summe an Pixeln, die sich in Regionen befinden, die von

Haaren umschlossen werden

- innerSectionAvgSize - Durchschnittliche 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 considering 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 innerSectionAvgSize - Durchschnittliche 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

## 3.2. Kalibrieren

Die Kalibrierung ist in der Methode calibration implementiert. 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.

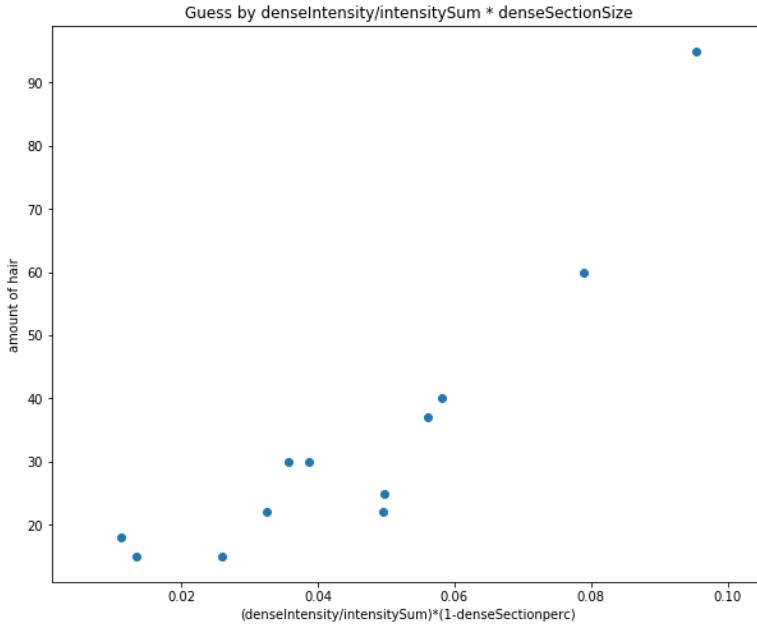


Abbildung 7: Haar-Menge in Relation zur Intensität in dichten Regionen normalisiert durch gesamte Intensität und Region-Größe

### 3.3. Relation Daten zu Haar Menge

### 3.4. 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 7.

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 8.

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
- $(\text{hairpixels} / \text{hairSectionSize}) * (1 - \text{outerSectionPerc})$  HaarPixel dichte in der Region, in der sich Haare befinden. Gibt dasselbe Ergebnis wie hairpercent.
- $(\text{hairpixels}/\text{hairSectionSize})*(1-\text{outerSectionPerc})*\text{hairPerc}$  Dichte

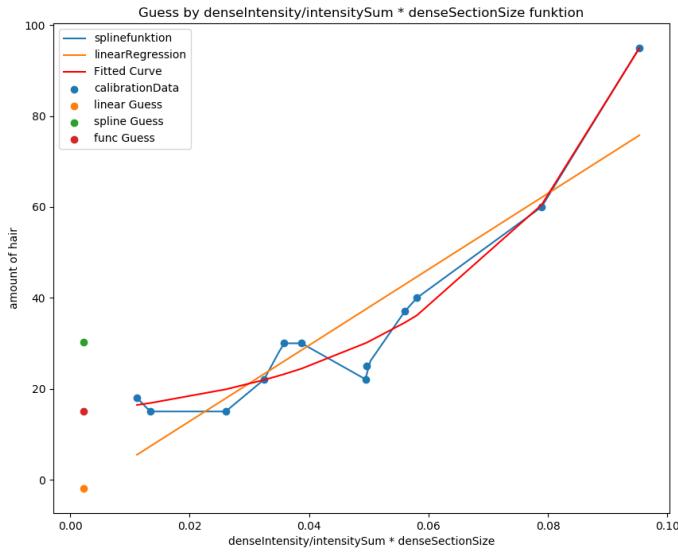


Abbildung 8: Funktionen, die Datenpunkte Approximieren. Spline-Interpolation, lineare Regression und exponentielle Funktion.

- $((\text{denseHairSum} / \text{denseInnerSectionSize}) * (1 - \text{denseSectionperc})) = \text{denseDensity}$
- $\text{denseDensity} / \text{looseDensity}$
- $\text{backgroundSectionNum} * (1 - \text{outerSectionPerc})$
- $\text{denseSectionNum} * (1 - \text{outerSectionPerc})$
- $\text{intensitySum} * \text{hairpixels} * (1 - \text{outerSectionPerc})$
- $\text{denseSectionAVGSize} / (1 - \text{denseSectionperc})$
- $(\text{denseSectionAVGSize} / \text{looseSectionAVGSize}) / (1 - \text{outerSectionPerc})$
- $(\text{denseIntensity} / \text{intensitySum}) * (1 - \text{denseSectionperc})$
- $(\text{denseIntensity} / \text{denseHairSum}) * (1 - \text{denseSectionperc})$

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 schätzende 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 gebliebenen Schätzungen ist das Endergebnis. Siehe Abbildung 10 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 16.068779751624087 ;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 relation to section size [ spl -5.032616520694617 ;func 12.65011382710596 ;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 16.6465633135931893 ;func 18.824654298332096 ]
Guess by average background section sizes in dense section [ spl -19.15505299724856 ;func -1.5712883441519831 ]
Guess by dense average background section sizes compared to looseaveragebackground 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, 12.06, 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 handing mode: r
replacing old datapoint with 2020-04-06 15.0 imagePath: Users/Mummel/estimationInput/IMG_20200406_153354.jpg

```

Abbildung 9: Kommandozeilenaufruf und Verlauf einer Schätzung

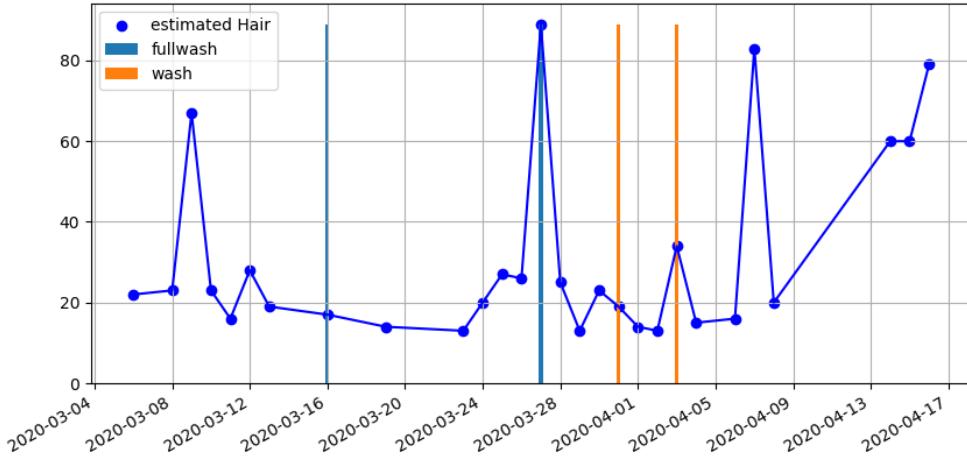


Abbildung 10: Schätzungen aus einem Zeitraum von 7 Wochen

### 3.5. Tests

#### 3.6. Test: Knielange, dunkelrote Haare

Knielange dunkelroten Haare wurden auf einem weißen Hintergrund aufgenommen. Die Ecken wurden mit dunklen Punkten markiert. Siehe Abbildung 11.

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), (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),



(a) Geschätzt auf 23 Haare. Tatsächlich 25 Haare



(b) Geschätzt auf 89 Haare. Tatsächlich 95.

Abbildung 11: Beispiel input von blonden langen Haaren

$(14, 11), (13, 16)]$  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

### 3.7. Test: Hüftlange, feine, blonde Haare

Blonde Haare wurden vor einem Schwarzen Hintergrund aufgenommen.

Für den schwarzen Hintergrund wurde besonders matte schwarze Pappe verwendet. Wenn die struktur der Pappe zu grob ist, oder durch einen glaz der pappe sichtbar 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.

### 3.8. Test: kurze Hellbraune Haare

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

Input beispiele.

Die Haare sind recht kurz und haben somit weniger Masse, im vergleich zu den vorherigen Testszenarien. Auch hier liegt die Fehlerrate bei :

## **4. Ergebnisse**

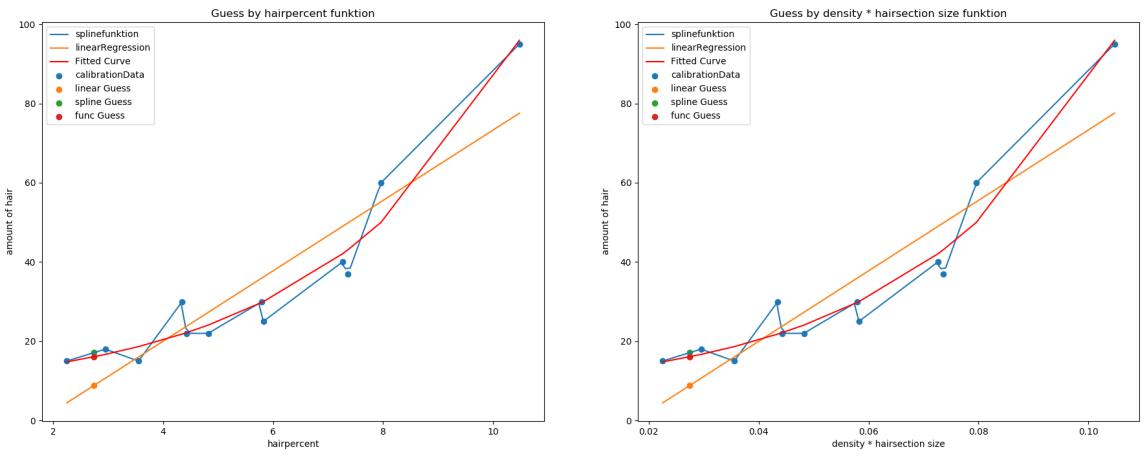
Durchschnittliche Fehler von 5 manchmal fehler von 10 Haaren. Da Haare manchmal mehr kürzere und manchmal mehr längere ausfallen kann man das nicht wirklich akkurat zählen. aber die generelle menge scheit gut geschätzt zu werden.

ergebnisse more detailed als in dem paper. in dem paper wurde in inkrementen von 10, 50, 100, 200 etc gewertet.

## **5. Fazit**

Das Schätzen von nichtzählbaren Mengen an Haaren zeigt sich als funktionsfähig. In der Zufunkt können die unterschiedlichen SchätzungsModelle miteinander verglichen werden, um die Kombination der akkuratesten Modelle zu finden. Desweiteren kann mit noch mehr Testsituationen mit unterschiedlichen Haar Typen aufgebaut werden.

Die Bildverarbeitung dauert recht lange, das könnte verbessert werden.



(a) Schätzungsmodell: hairpercent

(b) density\*hairsectionSize

Abbildung 12: Beispiel input von blonden langen Haaren

## A. Anhang Schätzungs Modelle

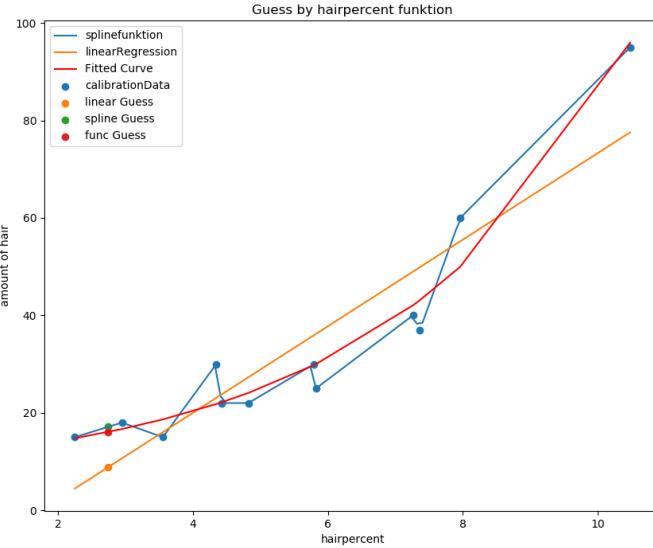


Abbildung 13: Schätzungsmodell: hairpercent

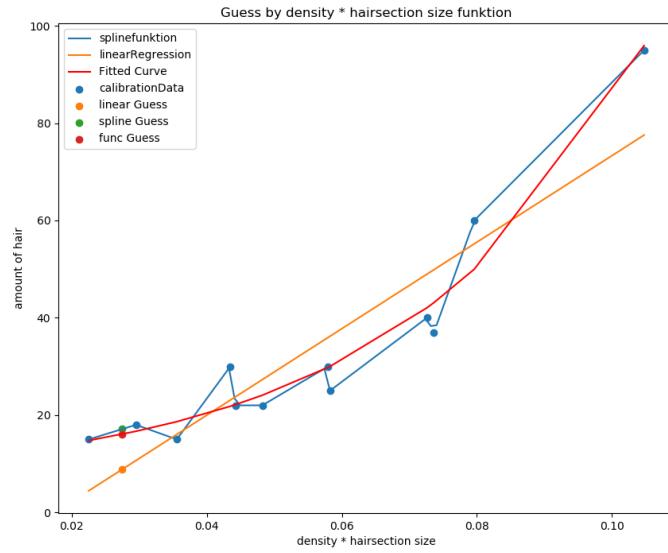


Abbildung 14: density\*hairsectionSize

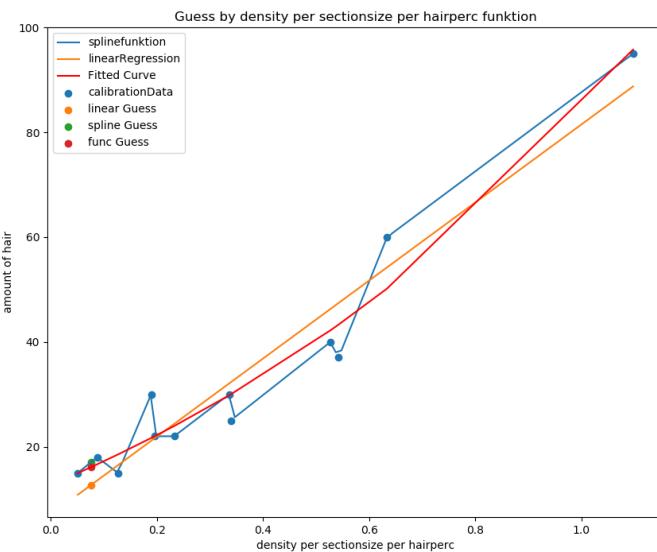


Abbildung 15: Cover des Spiels

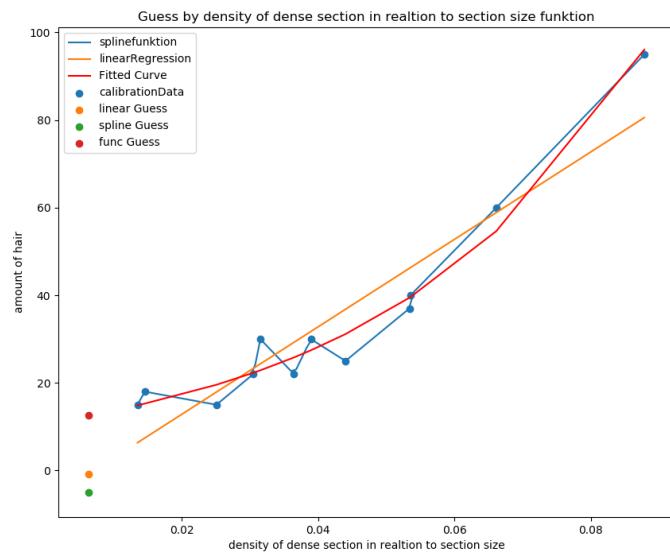


Abbildung 16: Cover des Spiels

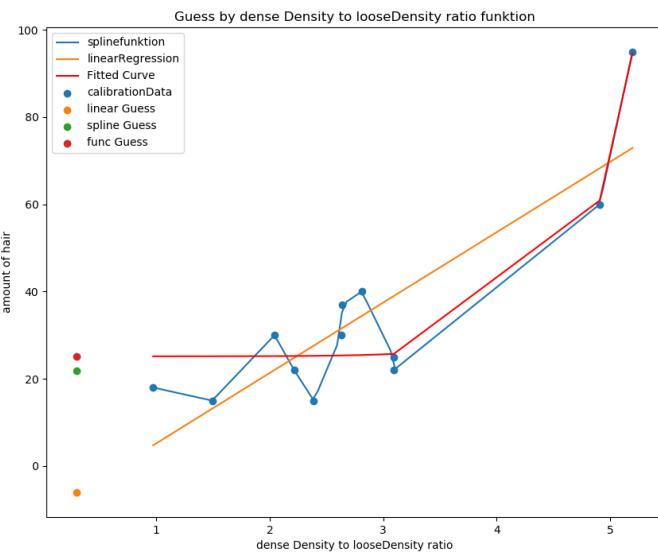


Abbildung 17: Cover des Spiels

## B. Anhang: Blondes Haar

### Literatur

- [1] 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.

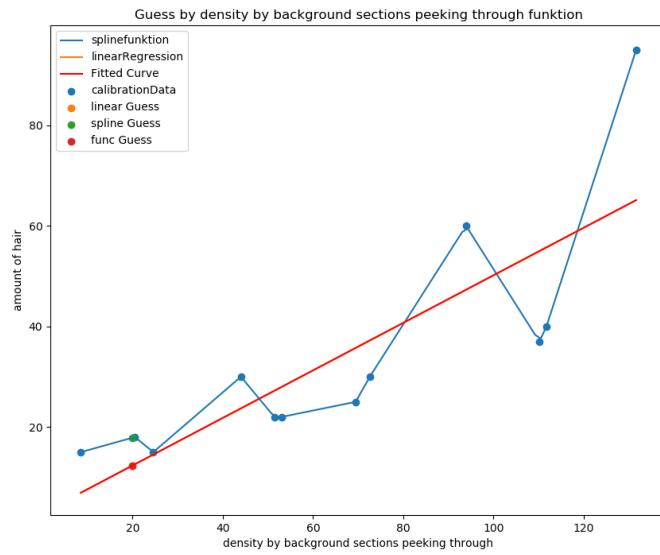


Abbildung 18: Cover des Spiels

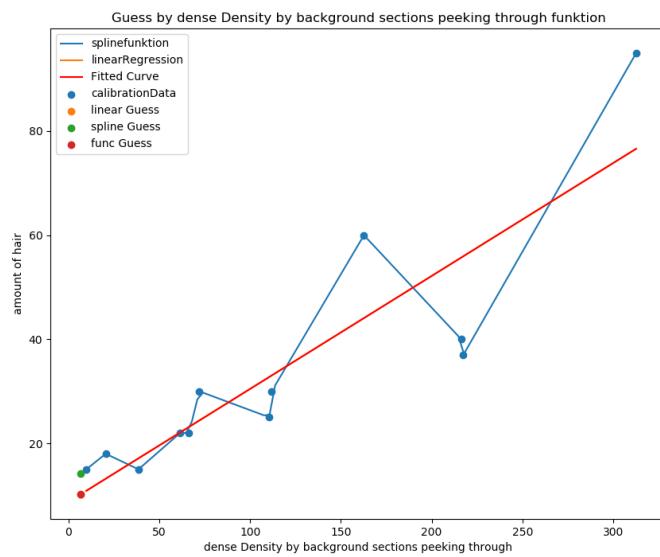


Abbildung 19: Cover des Spiels

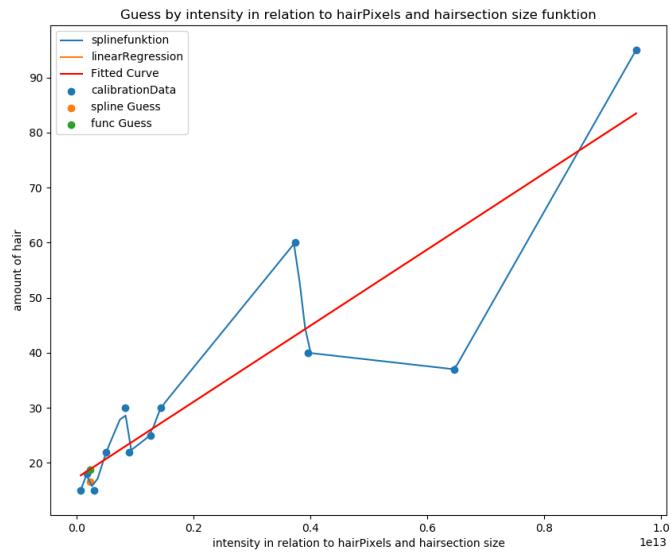


Abbildung 20: Cover des Spiels

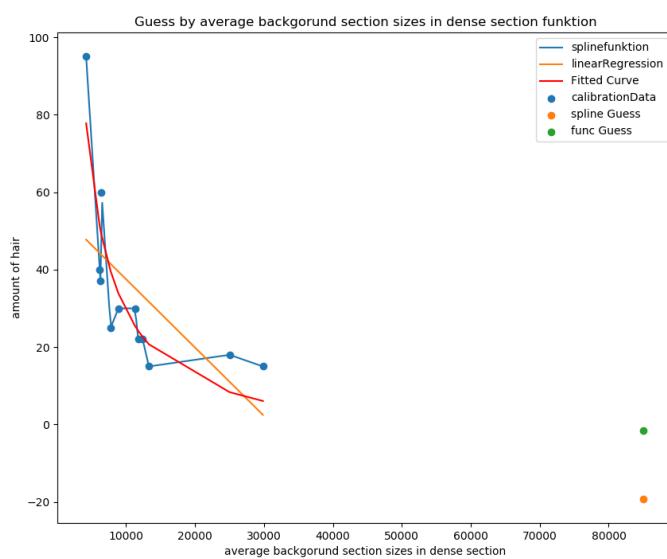


Abbildung 21: Cover des Spiels

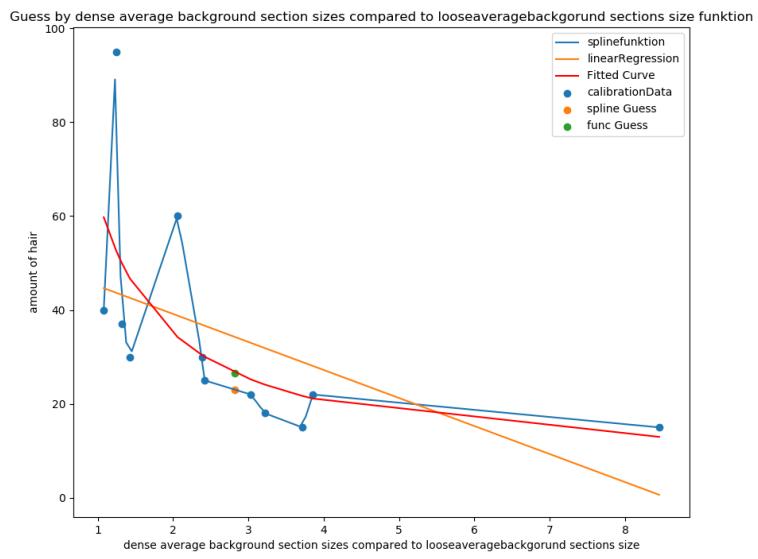


Abbildung 22: Cover des Spiels

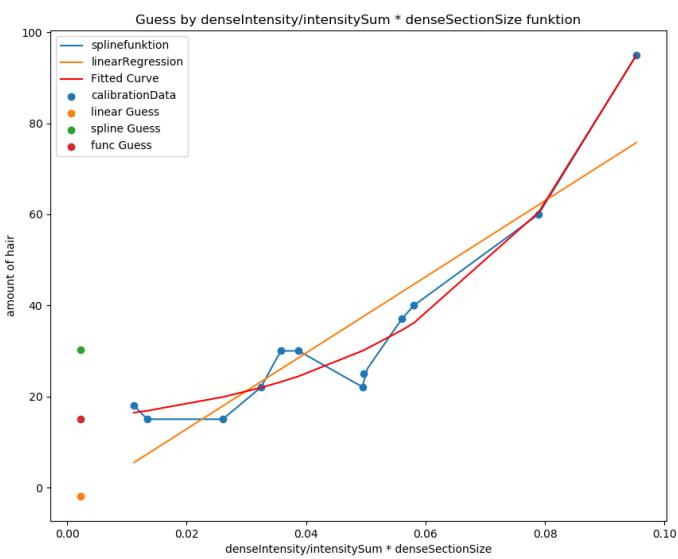


Abbildung 23: Cover des Spiels

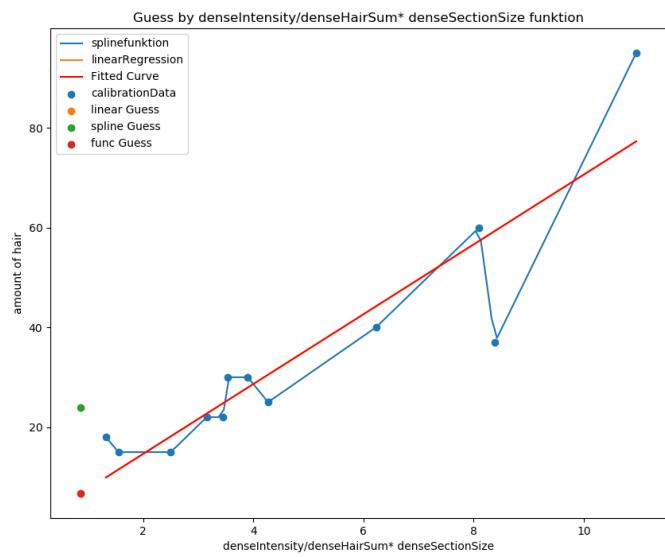


Abbildung 24: Cover des Spiels



Abbildung 25: Cover des Spiels



Abbildung 26: Cover des Spiels



Abbildung 27: Cover des Spiels

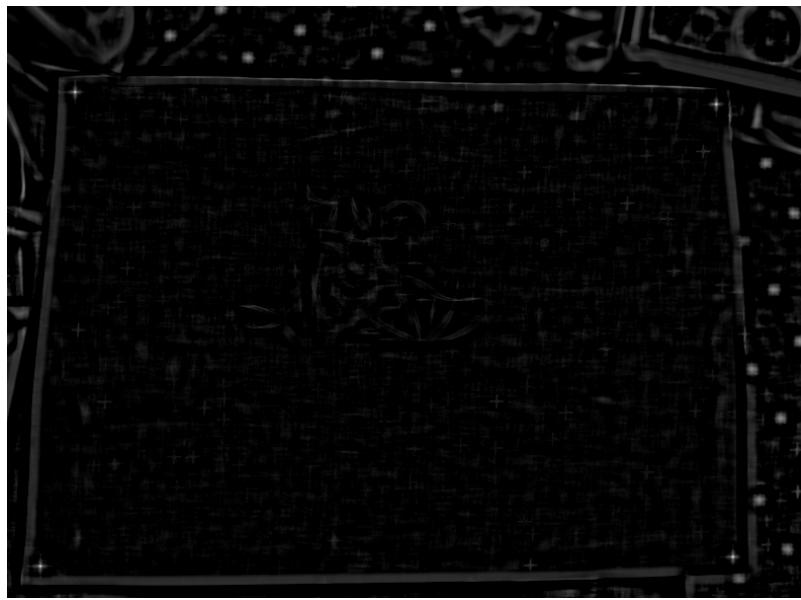


Abbildung 28: Cover des Spiels



Abbildung 29: Cover des Spiels



Abbildung 30: Cover des Spiels

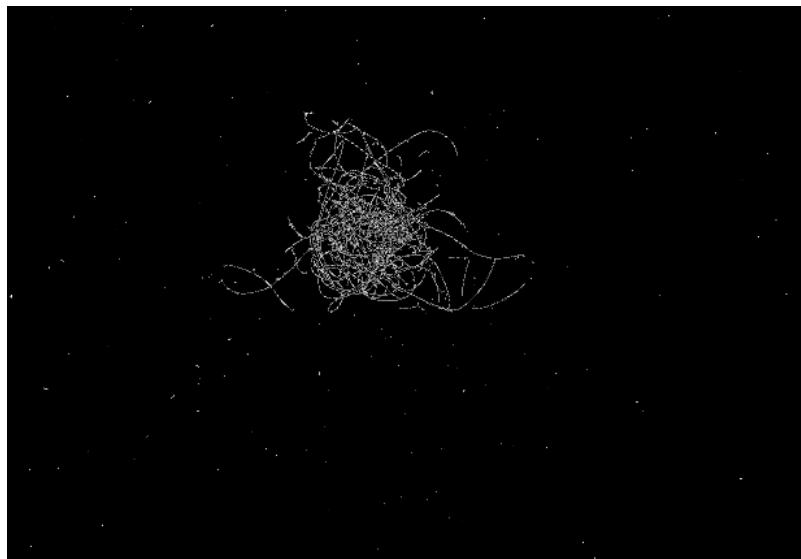


Abbildung 31: Cover des Spiels



Abbildung 32: Cover des Spiels

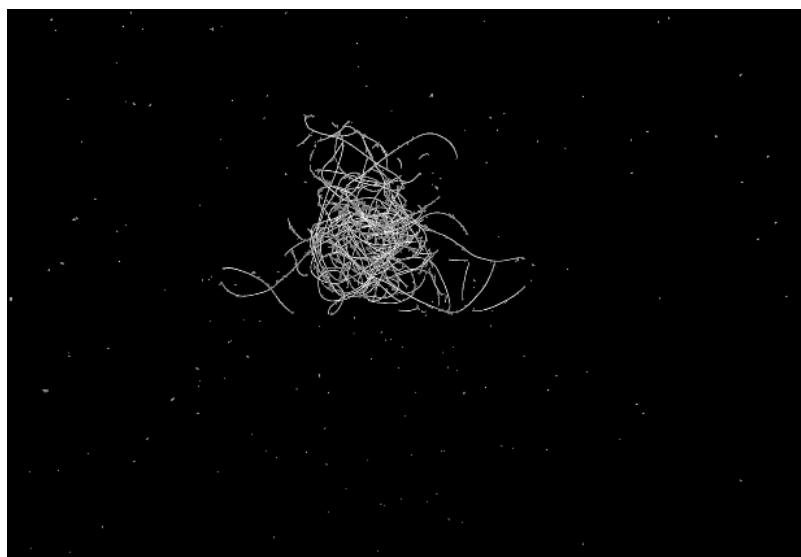


Abbildung 33: Cover des Spiels



Abbildung 34: Cover des Spiels

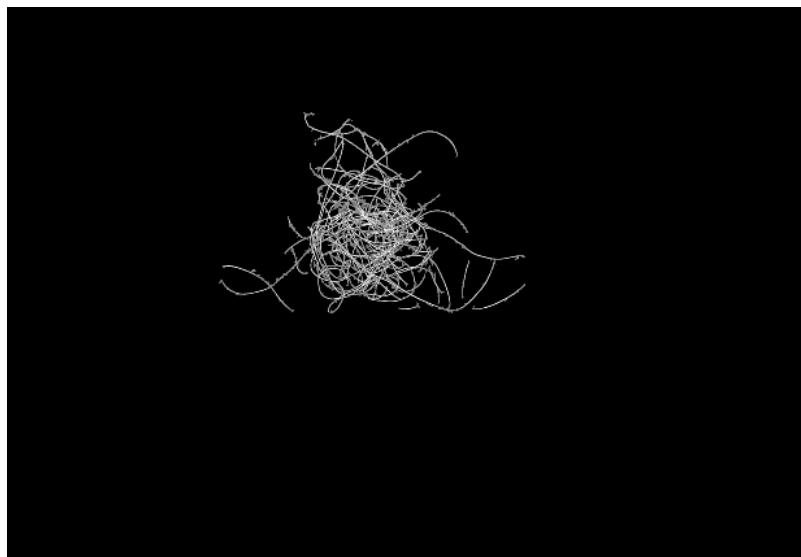


Abbildung 35: Cover des Spiels



Abbildung 36: Cover des Spiels

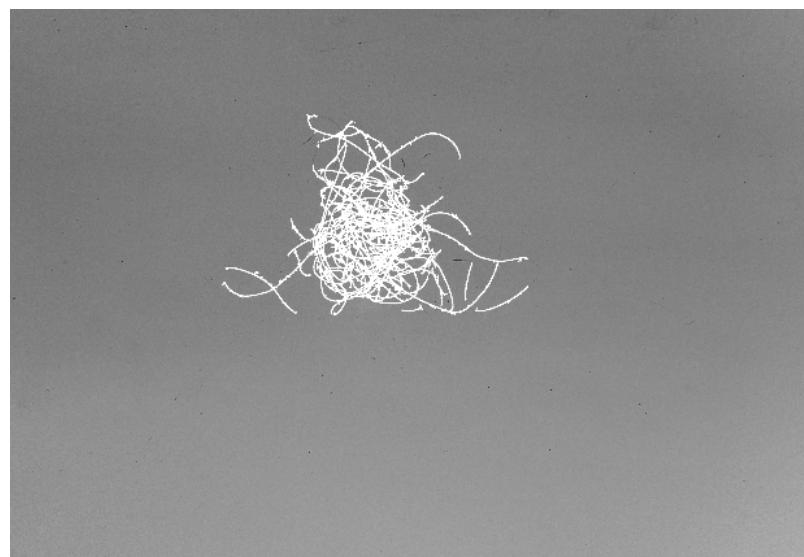


Abbildung 37: Cover des Spiels

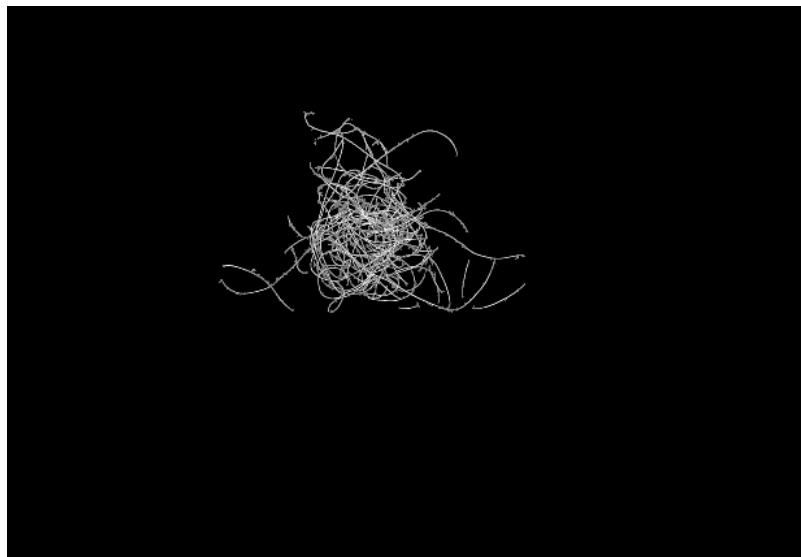


Abbildung 38: Cover des Spiels



Abbildung 39: Cover des Spiels



Abbildung 40: Cover des Spiels

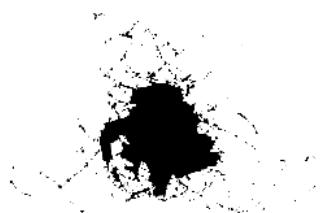


Abbildung 41: Cover des Spiels

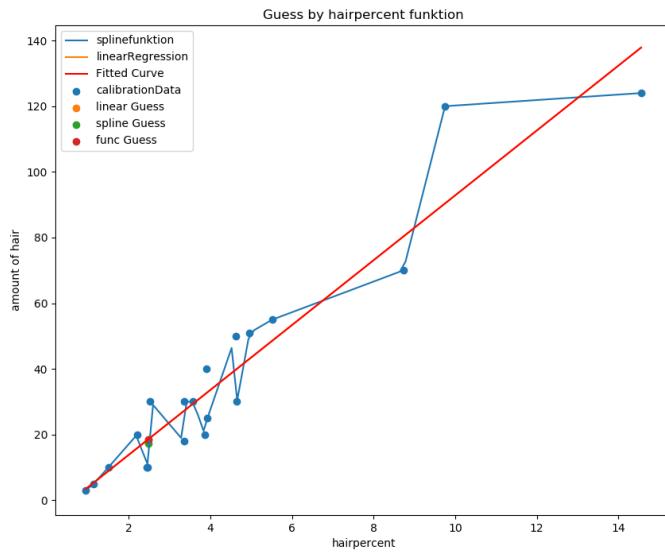


Abbildung 42: Cover des Spiels

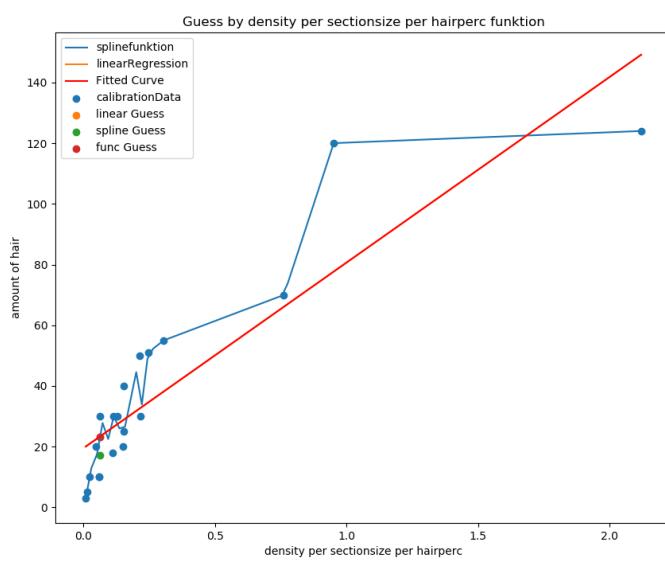


Abbildung 43: Cover des Spiels

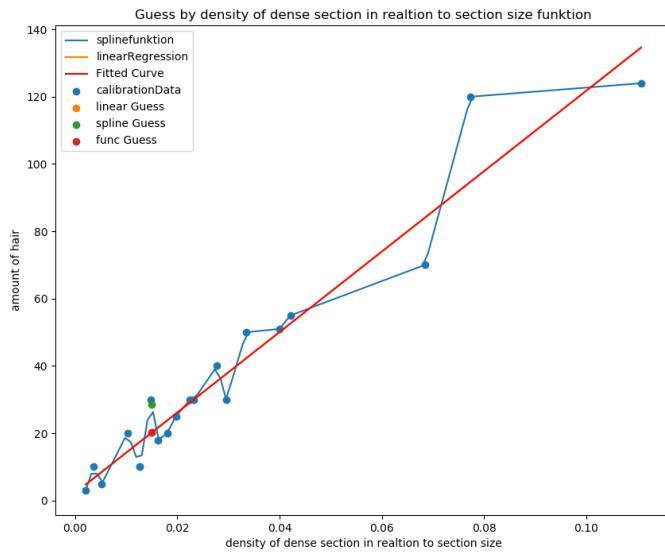


Abbildung 44: Cover des Spiels

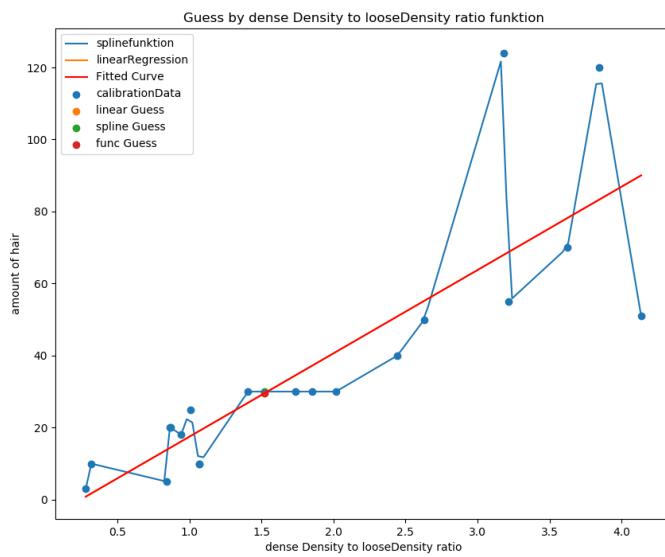


Abbildung 45: Cover des Spiels

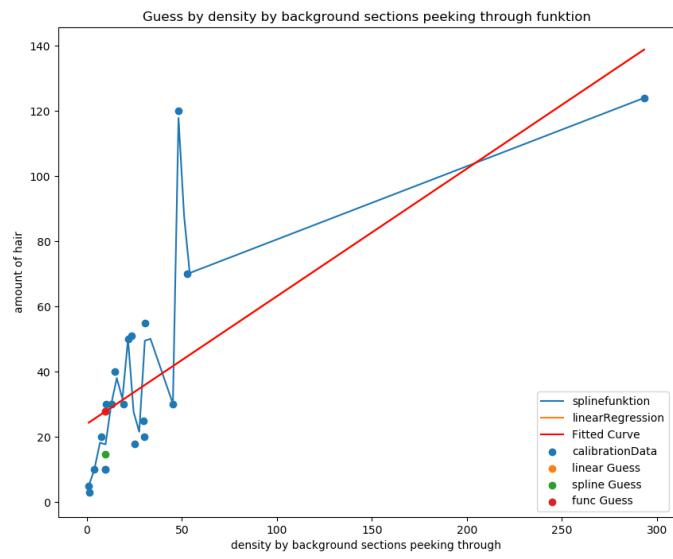


Abbildung 46: Cover des Spiels

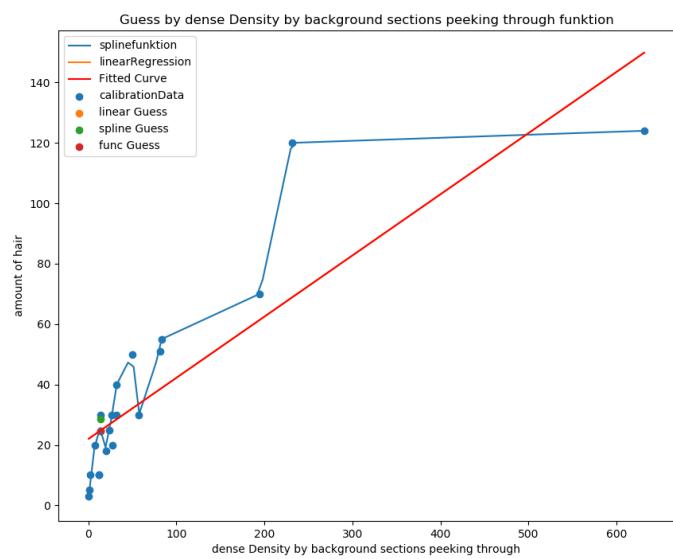


Abbildung 47: Cover des Spiels

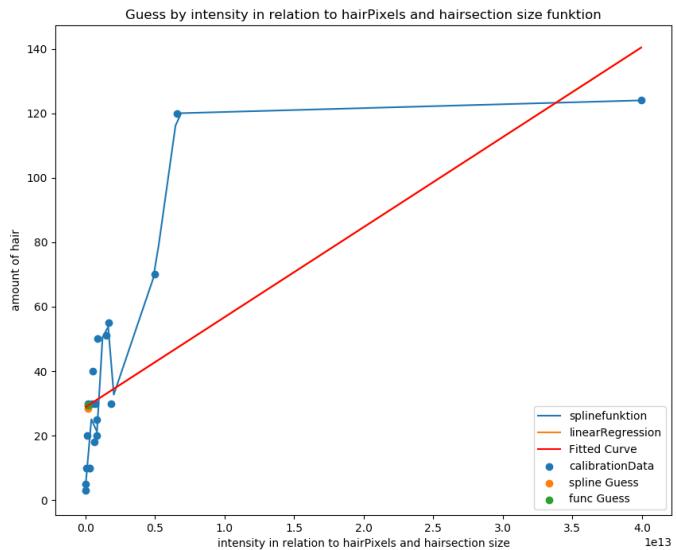


Abbildung 48: Cover des Spiels

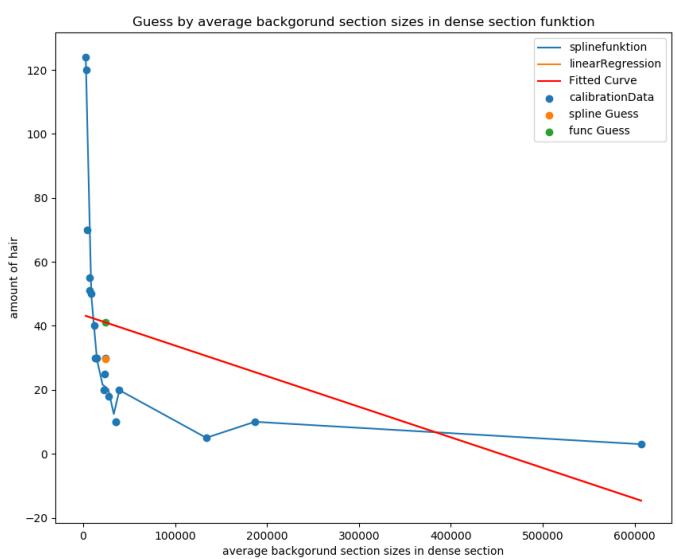


Abbildung 49: Cover des Spiels

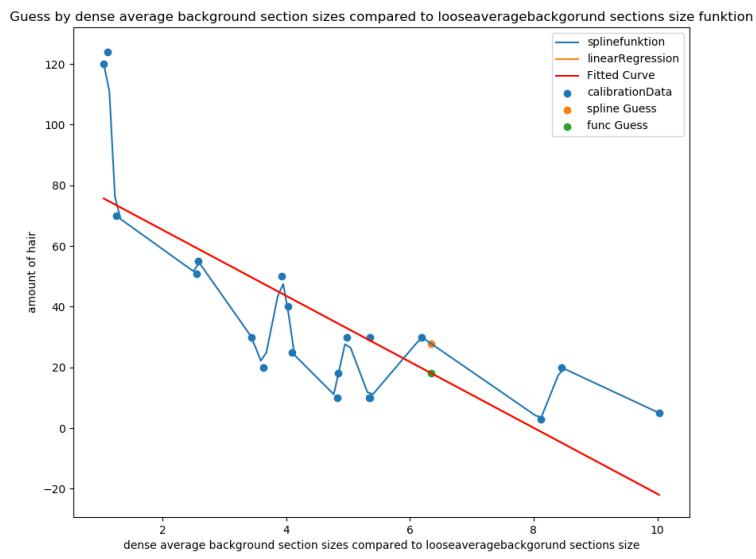


Abbildung 50: Cover des Spiels

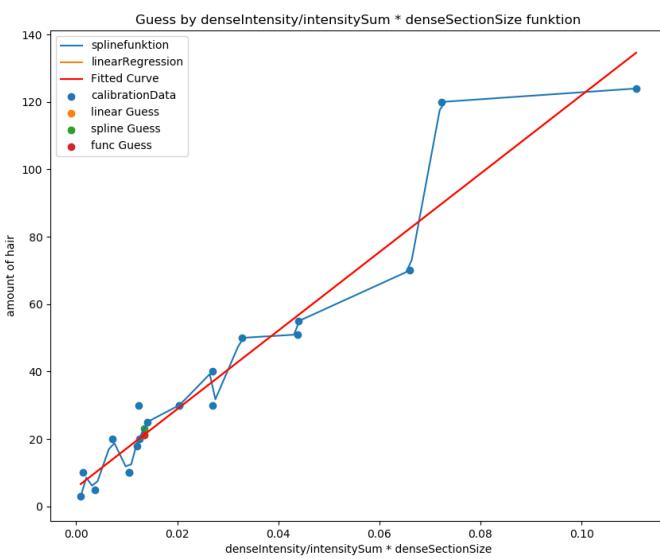


Abbildung 51: Cover des Spiels

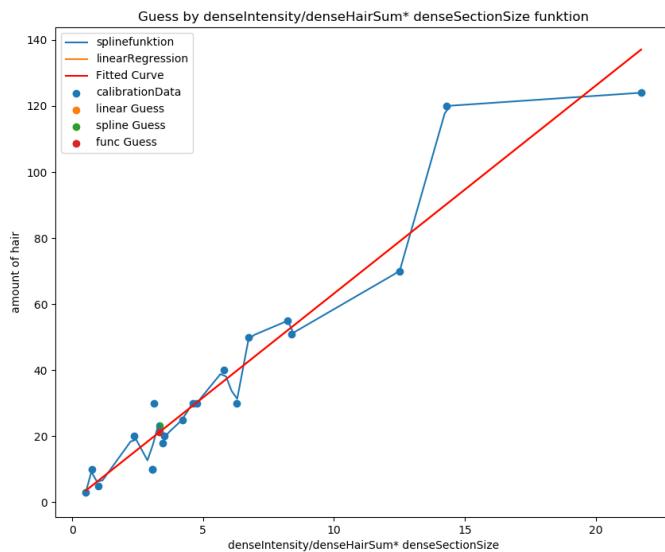


Abbildung 52: Cover des Spiels

- [2] 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](https://doi.org/10.1016/j.jaad.2005.11.1104).
- [3] 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](https://doi.org/10.1111/bjd.16075).
- [4] 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](https://doi.org/10.1007/s13555-017-0171-8).