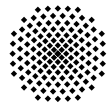


Institut für Visualisierung und Interaktive Systeme
Abteilung Visual Computing



Universität Stuttgart
Universitätsstraße 38
D - 70569 Stuttgart

Diplomarbeit Nr. 3694

Automatisierte Zerlegung von Bildern und die
geordnete Darstellung ihrer Konstituenten

Sven Klingel

Studiengang: Informatik

Prüfer: Jun.-Prof. Dr.-Ing. Martin Fuchs

Betreuerin: Lena Gieseke M.F.A.

begonnen am: 1. Oktober 2014

beendet am: 2. April 2015

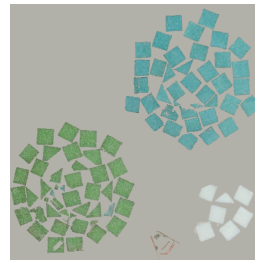
CR-Klassifikation: I.4.6, I.3.3

Kurzfassung

Die Neuordnung von Bildsegmenten stellt ein bislang wenig untersuchtes Gebiet der Bildsynthese dar. In dieser Arbeit werden zunächst bereits bekannte Verfahren zur Zerlegung von Farbbildern in Konstituenten auf ihre Tauglichkeit hin untersucht. Anschließend werden verschiedene Techniken zur Anordnung dieser Bildteile unter ästhetischen Gesichtspunkten entwickelt und in einer Nutzerstudie evaluiert.



Bild *Mosaik*



Neuanordnung

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Aufgabenstellung	1
1.3	Gliederung	2
2	Grundlagen	3
2.1	Farbmodelle	3
2.1.1	Farbräume	3
2.1.2	Farbmetriken	4
2.1.3	Überblick über bekannte Farbmodelle	4
2.2	Farbbilder	5
3	Verwandte Arbeiten	7
3.1	Segmentierung von Bildern	7
3.2	Anordnung von Objekten	7
4	Segmentierung von Farbbildern	9
4.1	Segmentierungsklassen	9
4.1.1	Regionenbasiert	10
4.1.2	Kantenfindungsbasiert	10
4.1.3	Merkmalsraum Clusteranalyse	10
4.2	Vergleich der Klassen	11
4.2.1	Rückgabetyt	11
4.2.2	Benutzbarkeit	11
4.2.3	Robustheit	11
4.3	Implementierte Verfahren	12
4.3.1	Mean Shift Segmentierung	12
4.3.2	Wasserscheidentransformation	14
5	Anordnung von Bildsegmenten	17
5.1	Abgrenzung zu anderen Transformationen	17
5.2	Handhabung des Bildhintergrundes	18
5.2.1	Extrahieren des Hintergrunds	19
5.2.2	Übertragen des Hintergrunds	20
5.3	Segmentmerkmale als Ordnungskriterien	21
5.3.1	Merkmale im Ortsraum	21
5.3.2	Merkmale im Farbraum	22
5.3.3	Skalierung der Merkmale	23
5.4	Zweistufiger Ansatz	24
5.4.1	Aufbau des initialen Layouts	24
5.4.2	Verfeinerung des initialen Layouts	25

5.5	Hierarchische Erweiterung durch Clustering	27
5.5.1	Clusterung im Merkmalsraum	27
5.5.2	Kreisförmige Cluster	27
5.5.3	Stapelförmige Cluster	28
6	Ergebnisse	29
6.1	Qualitative Ergebnisse	29
6.1.1	Segmentierung von Farbbildern	29
6.1.2	Anordnung von Bildsegmenten	29
6.2	Evaluierung anhand einer Benutzerstudie	30
6.2.1	Aufgabenstellung	30
6.2.2	Durchführung	30
6.2.3	Auswertung	30
7	Ausblick	31
7.1	Zusammenfassung	31
7.1.1	Zerlegung von Farbbildern	31
7.1.2	Anordnung der Konstituenten	31
7.2	Künftige Arbeiten	31
7.2.1	Verbesserungen des Bestehenden	31
7.2.2	Neues und Aufbauendes	32
A	Weitere Abbildungen	33
B	Beispielimplementierung	35
	Literaturverzeichnis	37
	Bildverzeichnis	41
	Erklärung	43

Abbildungsverzeichnis

4.1	Schema des Mean Shift Verfahrens	12
4.2	Verarbeitungsschritte der Mean Shift Segmentierung am Bild <i>Venus</i>	13
4.3	Verarbeitungsschritte der Wasserscheidentransformation am Bild <i>Venus</i>	15
5.1	Verschiedene Beispiele für Bildhintergründe	18
5.2	Schema der Kollisionsverhinderung inklusive Rotation	26
5.3	Beispiel des zweistufigen Ansatzes am Bild <i>Moulin Rouge</i>	26
5.4	Beispiel der verschiedenen Clusterformen am Bild <i>Krawatten</i>	28
6.1	Vergleich von Mean Shift und Wasserscheidentransformation am Bild <i>Seemonster</i>	29
A.1	Auswirkung der Kernelradien beim Mean-Shift-Filter am Bild <i>Venus</i>	33
A.2	Streudiagramm-Matrix der Segmentmerkmale für das Bild <i>Holzfäller</i>	34
B.1	GUI der Beispielimplementierung <i>tidy</i>	35

Tabellenverzeichnis

4.1	Segmentierungsklassifizierungen nach Cheng et al. und Raut et al.	9
-----	---	---

1 Einleitung

1.1 Motivation

Der Schweizer Kabarettist Ursus Wehrli erlangte durch das „Aufräumen“ von Kunst erstmals selbst Bekanntheit als bildender Künstler. Dazu zerschnitt er Nachdrucke von Kunstwerken in einzelne Teile und ordnete diese neu an. Die Entscheidungen, wie er ein Bild zerlegte und nach welchen Kriterien er die Bildteile anordnete, bildeten hierbei den kreativen Prozess der neue Kunst entstehen ließ. [Weh02, Weh04]

Es stellt sich nun die Frage, wie weit sich dieser kreative Prozess nachbilden und automatisieren lässt. Ein solcher Automatismus ermöglicht seinerseits weitere interessante Fragestellungen. Beispielsweise welche Anordnungsprinzipien von Betrachtern generell als ästhetisch ansprechender empfunden werden als andere.

1.2 Aufgabenstellung

Ziel dieser Arbeit ist es, Algorithmen zu finden um Farbbilder automatisch zu zerlegen und die entstehenden Segmente in visuell ansprechender Form neu anzuordnen. Die konkrete Aufgabenstellung umfasst dabei folgende Punkte:

- **Vergleich verschiedener Segmentierungsverfahren**

Zunächst muss ein Überblick über die bereits existierenden Segmentierungsalgorithmen gebildet werden. Diese sollen daraufhin hinsichtlich ihrer Eignung für die Zerlegung von Bildern in semantisch sinnvolle Konstituenten verglichen werden. Ausgehend davon soll schließlich mindestens ein Verfahren zur näheren Untersuchung ausgewählt werden.

- **Finden von Verfahren zur Anordnung von Segmenten**

Angestrebt werden Anordnungen, die für einen menschlichen Betrachter sinnvoll erscheinen. Hierzu muss zuerst sondiert werden, welche Segmentmerkmale sich als Kriterien zur Sortierung eignen. Danach sollen Heuristiken entwickelt werden um Anordnungen basierend auf eben solchen Sortierungskriterien zu erstellen.

- **Implementieren eines Prototypen**

Um sowohl die Segmentierungs- als auch die Anordnungsverfahren überprüfen und vergleichen zu können, sollen sie in Form eines Prototyps implementiert werden.

- **Durchführen einer Nutzerstudie**

Zur schlussendlichen Evaluation der entwickelten Sortierungskriterien und Anordnungsalgorithmen soll eine Nutzerstudie durchgeführt werden.

1.3 Gliederung

Die Arbeit ist wie folgt aufgebaut:

Kapitel 1 - Einleitung

Hier wird die zugrundeliegende Motivation zu dieser Arbeit und die daraus hervorgegangene Aufgabenstellung erläutert. Zusätzlich wird dieser Überblick über die Gliederung geboten.

Kapitel 2 - Grundlagen

Um die folgenden Kapitel übersichtlich halten zu können, werden hier vorab grundlegende Begriffe, die später als bekannt angenommen werden, genauer ausformuliert und definiert.

Kapitel 3 - Verwandte Arbeiten

In diesem Kapitel werden thematisch ähnliche Arbeiten anderer Autoren vorgestellt, um den Stand der Forschung zu sondieren und die Ansätze zu differenzieren.

Kapitel 4 - Segmentierung von Farbbildern

Da die Segmentierung von Farbbildern bereits gut untersucht ist, werden in diesem Kapitel die bekannten Ansätze verglichen und passende zur weiteren Verwendung ausgesucht.

Kapitel 5 - Anordnung von Bildsegmenten

Hier werden schließlich neue Verfahren zur Anordnung von Bildsegmenten entwickelt und vorgestellt.

Kapitel 6 - Implementierungsdetails

Auf die Besonderheiten und Details der im Rahmen dieser Arbeit entstandenen Beispielimplementierung wird in diesem Kapitel eingegangen.

Kapitel 7 - Ergebnisse

Die Qualität der entwickelten Verfahren und der daraus resultierenden Anordnungen werden in diesem Kapitel diskutiert und mittels einer Nutzerstudie evaluiert.

Kapitel 8 - Ausblick

Abschließend wird in diesem Kapitel darauf eingegangen, wie die Algorithmen weiter verfeinert oder erweitert werden könnten und welche künftigen Anwendungen dadurch ermöglicht werden.

2 Grundlagen

Damit die folgenden Kapitel übersichtlich bleiben, werden hier grundlegende Begriffe genauer erläutert und ausformuliert. Da die im Rahmen dieser Arbeit entstandenen Verfahren vornehmlich mit Farbbildern arbeiten, soll zunächst gezeigt werden wie Farben mittels Farbmodellen in mathematischen Strukturen dargestellt werden können. Darauf aufbauend werden Farbbilder selbst als Abbildungen auf eben diese Strukturen definiert.

2.1 Farbmodelle

Um Farben als solche in einem mathematischen Kontext verwenden zu können muss der abstrakte Begriff zunächst formalisiert werden. Ein Farbmodell gibt hierzu an auf welche Weise Farben als n -Tupel von Zahlen dargestellt werden können.

Den ersten bis heute gültigen Ansatz lieferte bereits 1853 Hermann Graßmann [Gra53] mit seiner „Theorie der Farbenmischung“. Darin beschreibt er, wie sich farbiges Licht in „drei mathematisch bestimmbare Momente“ zerlegen lässt.

„Hiernach haben wir also bei jedem Lichteindruck Dreierlei zu unterscheiden: die Intensität der Farbe, den Farbenton, die Intensität des beigemischten farblosen Lichtes.“

— H. Graßmann, 1853

Die beiden Intensitäten lassen sich demnach jeweils auf ein Intervall der Art $[I_{min}, I_{max}] \subset \mathbb{R}$ abbilden. Für den „Farbenton“ schlägt Graßmann aufgrund einer Falschannahme¹ die Verwendung der Wellenlänge vor. Ersetzt man diese jedoch durch den Winkel im Farbkreis, einer zyklischen Anordnung aller Farbtöne, kann auch dieser *Moment* auf beispielsweise das Intervall $(-\pi, \pi] \subset \mathbb{R}$ abgebildet werden.

Basierend auf dieser Erkenntnis lässt sich eine von Menschen wahrgenommene² Farbe \mathbf{f} folglich eindeutig als Tripel aus reellen Zahlen darstellen.

$$\mathbf{f} : (f_1, f_2, f_3) \in \mathbb{R}^3$$

2.1.1 Farbräume

Für die Mischung solcher Farbtupel postulierte Graßmann selbst bereits Rechengesetze, die er mangels der nötigen Notationen noch weitestgehend frei formulierte [Gra53]. Als die Mathematik 1975 schließlich die nötigen Werkzeuge parat hielt, formalisierte David Krantz diese Gesetze und fasste sie mit der Menge der Farbtupel $F \subset \mathbb{R}^3$ zu einer „Graßmann Struktur“ (F, \oplus, \odot) zusammen. Davon ausgehend zeigte er, dass eine Farbmischung nach diesen Gesetzen einer Linearkombination entspricht und somit eine solche Struktur einen Vektorraum, genannt *Farbraum*, darstellt. [Kra75]

¹Graßmann ging davon aus, dass die fiktive Farbe „Purpur“ sowohl Infrarot als auch Ultraviolett entspricht und den Farbkreis somit bereits lückenlos schließt.

²Andere Eigenschaften des Lichtes, wie z.B. die spektrale Zusammensetzung oder Polarisation, werden in diesem Modell nicht berücksichtigt, können vom Menschen jedoch auch nicht wahrgenommen werden.

Die Farbtupel lassen sich folglich als Koordinaten im Farbraum F , die sogenannten *Farbörter*, interpretieren. Das zugrundeliegende Farbmodell gibt dabei die Art der Koordinaten vor. Für ein Modell nach Graßmann ergibt sich beispielsweise ein Farbraum mit Zylinderkoordinaten.

2.1.2 Farbmetriken

Eine Metrik ist eine Abbildung, die einem Elementenpaar eines metrischen Raumes einen reellwertigen Abstand zuordnet. Da Vektorräume und somit auch Farbräume bekanntermaßen metrisch sind, können solche Abstandsfunktionen auch auf ihnen als *Farbabstand* ΔE definiert werden.

$$\Delta E : F \times F \rightarrow \mathbb{R}$$

Ein solcher Farbabstand kann verwendet werden um Farbähnlichkeiten zu messen, indem ein geringerer Abstand mit einer größeren Ähnlichkeit gleichgesetzt wird. Problematisch ist dabei allerdings, dass Farbpaare mit gleichem Abstand innerhalb eines Farbraumes von menschlichen Betrachtern nicht zwingend als gleich ähnlich empfunden werden. [DIN11]

2.1.3 Überblick über bekannte Farbmodelle

Im Laufe der Zeit wurden für verschiedene Anwendungsgebiete zahlreiche Farbmodelle entwickelt, die wiederum auf unterschiedliche Arten klassifiziert werden können. An dieser Stelle soll deshalb nur ein grober Überblick über die bekanntesten Modelle geschaffen werden, bei dem nur an relevanter Stelle weiter ins Detail gegangen wird.

Darstellungsorientierte Modelle

Modelle dieser Klasse orientieren sich an der Funktionsweise von Ausgabegeräten. Dadurch lassen sich die Farbtupel ohne Umrechnung auf entsprechenden Geräten ausgeben. Für Menschen sind sie jedoch oft schwer zu interpretieren und gleiche Farbabstände werden selten als gleich ähnlich empfunden.

Ein weit verbreitetes Beispiel bildet das *RGB-Farbmodell*, bei dem die Farben aus den drei Grundfarben Rot, Grün und Blau zusammengesetzt werden. Es wird vor allem in Verbindung mit selbstleuchtenden Ausgabegeräten wie Monitoren verwendet, welche die Anzeigefarben ebenfalls nach diesem Prinzip erzeugen.

Wahrnehmungsorientierte Modelle

Im Gegensatz zu den Darstellungsorientierten Modellen richten sich diese an der menschlichen Farbperzeption aus. Die Farbtupel müssen hierbei zur Ausgabe zwar meist konvertiert werden, sind dafür jedoch von Menschen einfach als Farbeindruck interpretierbar. Die Modelle lassen sich dabei noch weiter in zwei Gruppen unterteilen.

Lineare Modelle lassen sich durch lineare Transformationen in Darstellungsorientierte Modelle umrechnen. Sie bieten folglich trotz intuitiver Handhabung eine effiziente Ausgabe, haben jedoch noch das selbe Problem der nicht vergleichbaren Farbabstände.

Ein Beispiel hierfür stellt das *HSV-Modell* dar. Es basiert auf den Überlegungen von Graßmann und setzt eine Farbe aus den drei Komponenten Farbwinkel (hue), Sättigung (saturation) und Hellwert (value) zusammen.

Nichtlineare Modelle versuchen die Farbabstände durch nichtlineare Transformationen an die menschliche Farbwahrnehmung anzupassen. Um die Abstände zusätzlich noch verständlicher zu gestalten wurde vorgeschrieben dass ein Farbabstand von $\Delta E = 1$ die Grenze zum gerade noch wahrnehmbaren Farbunterschied darstellen soll.

Unter diesen Bedingungen entstand 1976 das *CIE $L^*a^*b^*$ -Farbmodell*. Die Farben werden hierbei ähnlich der Farbwahrnehmung in der Ganglienzellschicht der Retina durch den Hell-Dunkel-, den Rot-Grün- sowie den Gelb-Blau-Kontrast dargestellt. [SLH10, DIN11]

Da sich dieses Modell jedoch als nicht optimal herausstellte wurde durch erneute nichtlineare Transformation daraus das *DIN99-Modell* abgeleitet. Dieses Farbmodell wird aufgrund seiner Vorzüge im Rahmen dieser Arbeit für Farbabstandsberechnungen verwendet. [DIN01]

2.2 Farbbilder

Unter einem Farbbild \mathcal{B} verstehen wir eine Funktion die den diskreten zweidimensionalen Ortsraum O auf einen Farbraum F abbildet. Der Ortsraum wird dabei durch die Bildbreite w und die Bildhöhe h eingeschränkt.

$$O = \{1, \dots, w\} \times \{1, \dots, h\} \subset \mathbb{N}^2$$

$$\mathcal{B} : O \rightarrow F$$

Aus dieser Definition als Abbildung folgt, dass ein Bild alternativ als eine endliche Menge von 2-Tupeln bestehend aus einem Ort und einer Farbe interpretiert werden kann. Diese Tupel werden im Folgenden *Bildpunkte* oder auch *Pixel* \vec{p} genannt.

$$\mathcal{B} \subset O \times F$$

$$\vec{p} = (\vec{o}, \vec{f}) \in \mathcal{B}$$

3 Verwandte Arbeiten

Die Kombination aus Zerlegung und Neuordnung von Farbbildern wurde in dieser Form bisher kaum untersucht. Dennoch lassen sich zumindest zu den beiden Teilthemen jeweils entsprechende Arbeiten finden.

3.1 Segmentierung von Bildern

Das Zerlegen von Bildern in Segmente bildet die Grundlage zahlreicher Verfahren in der digitalen Bildverarbeitung. Die Menge an Arbeiten die sich damit beschäftigen ist dementsprechend selbst bei einer Beschränkung auf Farbbilder noch überwältigend.

An dieser Stelle sei daher an Raut et al. [RRDR09] und Cheng et al. [CJSW01] verwiesen. Beide Gruppen befassen sich in ihren Arbeiten mit der Menge an bekannten Segmentierungsverfahren und versuchen durch eine Kategorisierung einen Überblick zu schaffen. Cheng et al. beschränken sich dabei sogar explizit auf das Segmentieren von Farbbildern.

Eine weitere Arbeit zu diesem Thema stammt von Haindl und Mikeš [HM08]. Auch sie untersuchen verschiedene bekannte Verfahren, diesmal allerdings in Hinsicht auf ihre Güte und Geschwindigkeit.

3.2 Anordnung von Objekten

Mit dem Anordnen von Objekten, wie beispielsweise Bildsegmenten, haben sich bereits mehrere Gruppen befasst.

Bei Dalal et al. [DKLS06] werden beliebig geformte Mosaiksteine möglichst dicht in vorgegebene Formen verteilt. Dabei kann jeder Stein, wie bei Mosaiken üblich, mehrfach platziert werden. Um die Dichte zu erhöhen werden die Steine zusätzlich rotiert. Einen ähnlichen Ansatz verfolgen Kim und Pellacini [KP02], wobei sie durch eine abschließende Verzerrung der Steine die Dichte noch weiter erhöhen.

Hauser [Hau01] beschäftigt sich ebenfalls mit der Erstellung von Mosaiken. Dabei beschränkt er sich allerdings auf quadratische Steine. Außerdem steht bei ihm nicht die Dichte im Vordergrund, sondern die Nachbildung von Details innerhalb des Mosaiks. Dazu versucht er die Steine so auszurichten, dass ihre Kanten entlang von markanten Linien verlaufen.

Ähnlich einem Mosaik ordnen auch Lagae und Dutré [LD05] Instanzen von vorgegebenen Objekten in einem Zielbild an. Bei ihnen wird die Dichte allerdings vorgegeben und ist typischerweise eher dünn. Sie versuchen die Abstände möglichst gleichmäßig zu gestalten, ohne dabei Muster entstehen zu lassen. Dadurch können beispielsweise beliebig große, sich jedoch nicht wiederholende Texturen geschaffen werden. Das Team um Hurtut [HLT⁺09] hingegen versucht solche bereits bestehenden gleichmäßigen Anordnungen nachzubilden. Dazu werden zunächst in einem Eingabebild Objekte gesucht und deren Form und Verteilung abstrahiert. Auf dieser Basis können daraufhin, ähnlich wie bei Hurtut et al., beliebig große Bilder generiert werden, die dem Ausgangsbild in den Bildobjekten und deren Verteilung ähneln, sich jedoch nicht wiederholen.

Reinert et al. [RRS13] verteilen hingegen eine vorgegebene Menge an Bildobjekten möglichst gleichmäßig in einem Bild fester Größe. Zusätzlich versuchen sie von einzelnen vom Benutzer platzierten Objekten Sortierkriterien für beide Koordinatenachsen abzuleiten und die Bildsegmente dementsprechend zu sortieren.

Noch einen Schritt weiter gehen schließlich Yu et al. [YYT⁺11]. Sie ordnen Möbel im Grundriss eines Zimmers an, wobei komplexere Bedingungen eingehalten werden müssen. So muss beispielsweise ein Fernseher von einem Sitzmöbel aus sichtbar sein.

4 Segmentierung von Farbbildern

Unter der Segmentierung eines Bildes versteht man das Zusammenfassen von Bildpunkten zu Segmenten, wobei gewisse Kriterien erfüllt werden müssen. So muss die Segmentierung vollständig und überdeckungsfrei sein, d.h. jeder Bildpunkt muss genau einem Segment zugeordnet werden. Die Segmente selbst müssen zusammenhängend sein und entsprechen damit geschlossenen Regionen. Zusätzlich zu diesen Bedingungen ist eine gewisse Qualität wünschenswert, die sich aus der Semantik der Segmente ergibt. Entsprechen sie tatsächlichen Objekten im Bild, ist die Segmentierung qualitativ hochwertig. [Tön05]

Anwendung findet das Segmentieren hauptsächlich als Vorverarbeitungsschritt in der Bildverarbeitung. Beispiele hierfür sind das Trennen von Text und Hintergrund bei der Texterkennung oder das Differenzieren einzelner Gewebearten in CT-Datensätzen bei der medizinischen Visualisierung. Da die Qualität der Segmentierung hierbei entscheidenden Einfluss auf das Ergebnis der aufbauenden Verfahren hat, wurden bereits zahlreiche Segmentierungsalgorithmen entwickelt und erforscht. [CJSW01, Tön05, RRDR09]

Um die Auswahl eines passenden Verfahrens zu vereinfachen, wird in diesem Kapitel zunächst ein Überblick gebildet, indem eine Klassifizierung ausgearbeitet wird. Nach dem Umreißen der ermittelten Klassen werden ihre Stärken und Schwächen abgewogen und verglichen. Abschließend werden die zur Implementierung ausgewählten Verfahren im Detail vorgestellt.

4.1 Segmentierungsklassen

Auch wenn die bisher bekannten Verfahren das gemeinsame Ziel einer den oben genannten Kriterien entsprechenden Segmentierung haben, gibt es unterschiedliche Ansätze wie dies erreicht werden kann. Dadurch wird es möglich, die Verfahren in Klassen entsprechend eben dieser Ansätze einzuteilen.

Eine solche Klassifizierung wurde bereits von Cheng et al. [CJSW01] als auch von Raut et al. [RRDR09] durchgeführt, mit teilweise unterschiedlichen Ergebnissen. In Tabelle 4.1 werden die jeweils gebildeten Klassen aufgelistet.

Cheng et al.	Raut et al.
Histogram thresholding	Threshold based
Feature space clustering	Histogram based
Region based	Region based
Edge detection	Edge detection
Neural networks	Watershed Transformation
Fuzzy	Graph Partitioning

Tabelle 4.1: Segmentierungsklassifizierungen nach Cheng et al. und Raut et al.
Durch unterschiedliche Abgrenzungen kommen sie auf verschiedene Segmentklassen.

Um die Klassifizierungen zu vereinheitlichen, wird im Folgenden ein eigenes Modell mit nur drei Klassen eingeführt.

Wie durch die Gegenüberstellung erkennbar wird, haben sich die Klassen *Regionenbasiert* und *Kantenfindungsbasiert* bereits etabliert und werden deshalb übernommen. Die Wasserscheiden-Transformation und ihre Varianten werden dabei zu den kantenfindungsbasierten Verfahren gezählt.

Interpretiert man die Farbkanäle als Merkmale, lassen sich die Klassen *Grenzwertbasiert* und *Histogrammbasiert* mit der *Merkmalsraum Clusteranalyse* vereinen und bilden somit eine dritte, gut untersuchte Klasse. Die Neuronalen Netze gehen als Werkzeuge zur Clusteranalyse ebenfalls in dieser Klasse auf.

Übrig bleiben somit lediglich die unscharfen Verfahren und die Graph Partitionierung, auf die, um es einfach zu halten, hier nicht gesondert eingegangen wird.

4.1.1 Regionenbasiert

Bei den regionenbasierten Ansätzen, wie z.B. *Region Growing*, *Region Merging* oder *Split and Merge*, geht es darum, benachbarte Pixel, die ein Homogenitätskriterium erfüllen, zu einer Region zusammenzufassen. Entscheidend ist dabei die Wahl eines sinnvollen Kriteriums, wie beispielsweise ein geringer Farbabstand oder ein ähnliches Texturmaß. Des Weiteren ist der Geltungsbereich des Kriteriums von Bedeutung, da bei einer lokalen Definition auf Nachbarschaftsebene *Chaining*, sprich das Zusammenfassen von langsamen Übergängen, schnell zur Untersegmentierung führen kann. [Tön05]

4.1.2 Kantenfindungsbasiert

Die Verfahren dieser Klasse basieren auf der Findung von Kanten und der Annahme, dass geschlossene Kantenzüge homogene Segmente einschließen. Prominente Beispiele hierfür sind unter anderem der *Canny Algorithmus*, *Active-Shape-Models (ASM)* und die bereits erwähnte *Wasserscheidentransformation*. Aufgrund einer Neigung zur Übersegmentierung bei Bildrauschen ist oftmals ein glättender Vorverarbeitungsschritt notwendig. Da sie außerdem nicht alle geschlossene Kantenzüge ergeben, muss bei manchen noch ein kantenzugbildender Nachverarbeitungsschritt, beispielsweise *Edge Linking*, angewendet werden. [Tön05]

4.1.3 Merkmalsraum Clusteranalyse

Hierbei geht es schlussendlich darum, in der Dichteverteilung von Merkmalsräumen Cluster zu finden, die im Bildraum geeigneten Segmenten entsprechen. Diese Merkmalsräume bestehen dabei gewöhnlich aus Farbe und gegebenenfalls Ort. Die bekanntesten Verfahren stellen z.B. das einfache *Schwellwertverfahren*, bei dem der typischerweise eindimensionale Merkmalsraum an einem Schwellwert geteilt wird, oder das *k-Means Verfahren*, bei dem im n -dimensionalen Merkmalsraum k Clusterzentren verteilt werden, dar. Ein Problem dieser Verfahren ist allerdings, dass als Merkmale meist nur die Farbkanäle verwendet werden, was selten zu zusammenhängenden Segmenten führt. Eine Möglichkeit das zu ändern ist z.B. den Ort auch in den Merkmalsraum aufzunehmen, wie es bei der *Mean Shift Segmentierung* geschieht, wobei wiederum auf eine passende Skalierung geachtet werden muss, um die unterschiedlichen Merkmale gleichwertig zu gewichten. [Tön05]

4.2 Vergleich der Klassen

Um die Eignung der Verfahren für unsere Zwecke besser abschätzen zu können, werden die einzelnen Klassen hier bezüglich verschiedener relevanter Eigenschaften verglichen.

4.2.1 Rückgabebetyp

Das Ziel dieser Arbeit ist es, die Konstituenten der Bilder neu anzuordnen. Dafür sind Verfahren von Vorteil, die bereits zusammenhängende Segmente ergeben.

Die kantenfindungsbasierten Verfahren liefern, wie der Name bereits vermuten lässt, zunächst nur Kanten. Diese sind zumeist nicht einmal zusammenhängend, sodass teilweise erheblicher Aufwand betrieben werden muss um tatsächliche Segmente zu erhalten.

Verfahren zur Clusteranalyse in Merkmalsräumen hingegen resultieren zwar in zusammengehörigen Pixelmengen, diese sind jedoch nicht zwangsläufig auch räumlich zusammenhängend. Hier ist folglich ebenfalls oftmals ein Nachbearbeitungsschritt nötig um die Cluster weiter in Segmente zu zerteilen.

Das Ergebnis der regionenbasierten Verfahren besteht schließlich direkt aus Segmenten in Form von zusammenhängenden Pixelmengen. [Tön05]

4.2.2 Benutzbarkeit

Trotz einer guten Segmentierung kann ein Verfahren auch unpraktikabel sein, wenn die Wahl der entsprechenden Parameter ein neues Problem darstellt. Wünschenswert sind folglich Algorithmen mit möglichst wenigen oder zumindest einfach zu bestimmenden Parametern.

Regionenbasierte Verfahren erfüllen diese Anforderung im allgemeinen nur ungenügend, da ihr Ergebnis stark von dem gewählten Homogenitätskriterium abhängt.

Im Gegensatz dazu sind die kantenfindungsbasierten Verfahren sogar komplett parameterfrei. Sie finden ohne steuernde Kriterien sämtliche im Bild vorhandenen Kanten.

Über die dritte Klasse lässt sich diesbezüglich allerdings keine allgemeine Aussage treffen. Während eine Segmentierung mit k-Means beispielsweise stark von dem namensgebenden Parameter k abhängt, gilt die Mean Shift Segmentierung wiederum als parameterfrei. [Tön05]

4.2.3 Robustheit

Verschiedene Bilder eignen sich unterschiedlich gut zur Segmentierung. Da in dieser Arbeit keine Einschränkung bezüglich der Eingabebilder gemacht wird, sollen die Segmentierungsverfahren folglich auch bei Problemfällen gut funktionieren.

Die regionenbasierten Verfahren haben beispielsweise Probleme bei weichgezeichneten Bildern mit sanften Übergängen. Je nach Definition des Homogenitätskriteriums kann es hier schnell zum bereits angesprochenen Chaining kommen. Dieser Effekt kann dabei entweder gewollt sein oder zur Untersegmentierung führen.

Kantenfindungsbasierte Verfahren funktionieren auf derartigen Bildern hingegen besonders gut. Für sie werden vielmehr Bilder mit jedweder Art von Rauschen zum Problem. Da sie jegliche hochfrequenten Bilddetails als Kante erkennen, neigen sie hierbei zur Übersegmentierung.

Die Verfahren auf Basis einer Clusterung im Merkmalsraum sind wiederum durch den Clusteransatz robust gegen Rauschen. In weichen Bildern klare Cluster Grenzen zu finden stellt jedoch ein Problem für sie dar. [Tön05]

4.3 Implementierte Verfahren

Auf Basis der bisherigen Untersuchungen wurden schlussendlich zwei Verfahren zur Implementierung gewählt.

Aus der Klasse der Merkmalsraum Clusteranalysen wird das Mean Shift Verfahren verwendet. Sein Vorteil besteht darin, dass es parameterfrei und robust gegenüber Bildrauschen ist. Außerdem liefert es aufgrund des geschickt gewählten Merkmalraumes direkt zusammenhängende Segmente.

Dem gegenübergestellt wird die Wasserscheidentransformation. Sie unterscheidet sich grundlegend vom Mean Shift Verfahren, kann jedoch leicht modifiziert werden um ebenfalls zusammenhängende Segmente zu generieren.

4.3.1 Mean Shift Segmentierung

Mean Shift ist ein von Fukunaga und Hostetler [FH75] eingeführtes Verfahren um Dichtezentren, sogenannte *Modi*, in multidimensionalen Merkmalsräumen zu ermitteln. Da die Anzahl der zu findenden Modi, im Gegensatz zu beispielsweise k-Means, nicht angegeben werden muss, gilt es als parameterfrei.

Das Verfahren basiert auf der Annahme, dass bei einem Gradientenaufstieg über die Dichtefunktion jeder Punkt zu dem Modus konvergiert, in dessen Cluster er sich befindet. Weist man dementsprechend jedem Punkt initial sich selbst als Modus zu und verschiebt diese temporären Modi iterativ entlang dem Dichtegradienten, sammeln sich diese an den Stellen der tatsächlichen Modi und können in einem Nachbearbeitungsschritt zu diesen zusammengefasst werden.

Die Verschiebung (der namensgebende „Mean Shift“) wird folgendermaßen berechnet. Zunächst werden alle Punkte ermittelt, die sich innerhalb eines n -dimensionalen Ellipsoids, im weiteren *Kernel* genannt, befinden. Deren Orte werden daraufhin gewichtet gemittelt. Der sich daraus ergebende kernellokale Modus ist das Ziel des Shifts. [FH75]

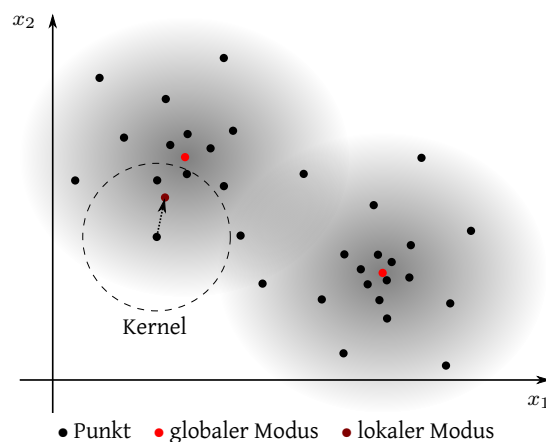


Abbildung 4.1: Schema des Mean Shift Verfahrens.

Um den temporären Modus wird zunächst ein n -dimensionaler Kernel gelegt. Daraufhin wird der kernellokale Modus als Durchschnitt aller im Kernel befindlichen Punkte ermittelt. Abschließend wird der temporäre Modus auf den kernellokalen verschoben und das Verfahren beginnt von neuem. Dadurch nähert sich der temporäre Modus einem globalen an.

Anwendung als Segmentierungsverfahren

Das Verfahren wird von Comaniciu und Meer [CM02] zum Segmentieren von Bildern verwendet indem Sie einen 5-dimensionalen Merkmalsraum aus den drei Farbkanälen und zusätzlich den x - und y -Koordinaten der Pixel aufbauen. Als Farbraum wählen sie dabei wegen seiner Anpassung an die menschliche Farbperzeption den nichtlinearen CIELUV Raum, wobei Sie CIELAB als vergleichbare Alternative vorschlagen. Um die Berechnungen zu vereinfachen, werden die Merkmale so skaliert, dass als Kernel anstatt eines Ellipsoiden eine Einheitskugel verwendet werden kann. Die Gewichtung der Punkte bei der Kernelmodusbestimmung wird fest auf 1,0 gesetzt.

Unter diesen Bedingungen wird ein Mean Shift Filter definiert, der für jeden Pixel den Mean Shift ausführt und ihm anschließend die Farbe des ermittelten Modus zuweist (Abbildung 4.2b). Das so gefilterte Bild kann daraufhin mit einem einfachen regionenbasierten Verfahren, wie beispielsweise Region Growing, segmentiert werden (Abbildung 4.2c).

Da durch Rauschen oder sanfte Übergänge allerdings oft eine Übersegmentierung auftritt, werden als Nachbearbeitung benachbarte Segmente, deren Durchschnittsfarben einen bestimmten Farbabstand unterschreiten, verschmolzen. Ebenso werden solche, deren Größe einen gegebenen Schwellwert unterschreitet, mit dem Nachbar der den geringsten Farbabstand aufweist verschmolzen. Dadurch sollen zu kleine Bilddetails, deren semantische Bedeutung möglicherweise zu gering ist, entfernt werden (Abbildung 4.2d). Die fertige Segmentierung wird abschließend auf das ungefilterte Originalbild übertragen. [CM02]



(a) Originalbild
164.864 Pixel



(b) Mit Mean Shift gefiltert



(c) Mit Region Growing segmentiert
10.240 Segmente



(d) Nachbearbeitet
195 Segmente

Abbildung 4.2: Verarbeitungsschritte der Mean Shift Segmentierung am Bild *Venus*. Zunächst wird das Bild mit dem Mean Shift Filter bearbeitet (b). Anschließend werden die Flächen mittels Region Growing zu Segmenten zusammengefasst (c), und abschließend deren Anzahl durch Verschmelzung noch reduziert (d).

Parameterwahl

Die Stellschrauben dieses Verfahrens sind die Skalierung der Farbkanäle und der Pixelpositionen in Form der Radien des unskalierten Kernel-Ellipsoids σ_{Farb} und σ_{Pos} , der Farbähnlichkeitsschwellwert ε_{Farb} und die minimale Segmentgröße k . Weiterhin hat sich beim Implementieren die minimale Schrittweite des Mean Shifts ε_{Shift} als Abbruchkriterium der Iteration als Parameter mit großem Einfluss sowohl auf die Qualität als auch die Rechenzeit herausgestellt.

Der Farbradius σ_{Farb} ist abhängig von der Farbverteilung des Bildes und wird von Comaniciu und Meer mit einem Wertebereich von (4 . . . 20) angegeben. Dabei entspricht ein größerer Radius einer größeren Toleranz gegenüber Farbschwankungen innerhalb eines Segments.

Der Ortsradius σ_{Pos} wird von ihnen allerdings ohne Begründung konstant auf $\frac{1}{32}$ der Kantenlänge der quadratischen Testbilder gesetzt. Er sollte sich normalerweise nach der typischen Bildobjektgröße richten, der voreingestellte Wert hat sich dabei jedoch in der Praxis durchaus als gute Abschätzung erwiesen.

Für k , das wiederum stark vom Bildinhalt abhängig ist, wird ein Wertebereich von (20 . . . 40) vorgeschlagen. Tatsächlich hat es sich oftmals allerdings als notwendig herausgestellt, diese Grenze bis auf Werte im mittleren dreistelligen Bereich anzuheben.

Die beiden Parameter ε_{Farb} und ε_{Shift} werden im Paper zwar leider nicht erwähnt, in der Beispielimplementierung werden sie jedoch fest auf 0,5 [Längeneinheiten im Farbraum] respektive 0,01 [Längeneinheiten im skalierten Merkmalsraum] gesetzt. Der Farbgrenzwert für die Verschmelzung ε_{Farb} wird in unserer Implementierung auf 1,0, laut Definition den kleinsten noch wahrnehmbaren Farbunterschied [DIN11], angehoben.

Die minimale Schrittweite des Mean Shifts ε_{Shift} ist ein schwieriger Parameter. Je kleiner sie gewählt wird, desto homogener sind die durch die Filterung entstehenden Flächen. Die Laufzeit wird durch zu kleine Werte allerdings drastisch erhöht, da der Algorithmus so erst viel später abbricht.

Ein paar Beispiele zur Auswirkung der Kernelradien auf das Filterergebnis ist im Anhang in Abbildung A.1 zu sehen.

4.3.2 Wasserscheidentransformation

Dem Verfahren von Beucher und Lantuéjoul [BL79] liegt die Annahme zugrunde, dass homogene Regionen durch geschlossene Kantenzüge begrenzt werden. Das Ermitteln dieser Züge geschieht dabei jedoch nicht direkt auf dem Ursprungsbild. Als Vorbereitung werden zunächst die Gradienten aller Pixel berechnet. Deren Beträge werden daraufhin als Grauwerte in ein neues Bild gespeichert, das sogenannte Gradientenbetragsbild (siehe Abbildung 4.3c).

Interpretiert man die Grauwerte dieses Bildes als Höheninformation, ergibt sich daraus ein Relief. Dessen Bergketten und Täler entsprechen im Ursprungsbild Kanten respektiven homogenen Flächen.

Das eigentliche Verfahren flutet diese Landschaft, indem das Wasserlevel langsam angehoben wird. Dabei wird beobachtet, an welchen Stellen die sich bildenden Wasserbecken aufeinandertreffen. Die so ermittelten namensgebenden Wasserscheiden entsprechen im Ursprungsbild den Grenzen zwischen den Segmenten.

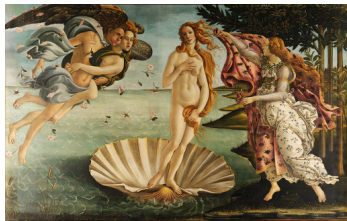
Bei der Flutung eines neuen Pixels kann es dabei zu folgenden drei Fällen kommen:

1. Keiner der Nachbarpixel wurde bislang überflutet.
2. Alle bereits überfluteten Nachbarpixel gehören zum selben Wasserbecken.
3. Die überfluteten Nachbarpixel gehören zu mindestens zwei verschiedenen Wasserbecken.

Fall eins bedeutet, dass der Pixel der erste in seiner Nachbarschaft ist, der mit Wasser in Berührung kommt. Er stellt somit die Quelle für ein neues Wasserbecken und somit auch für eine neue Region dar.

Im zweiten Fall breitet sich ein bereits bestehendes Becken auf den neuen Pixel aus, er kann folglich zu der Region hinzugefügt werden.

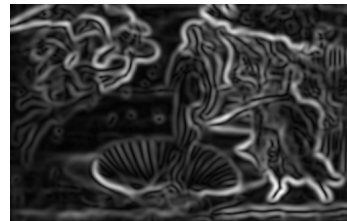
Der dritte Fall beschreibt schlussendlich das Szenario, dass zwei oder mehr benachbarte Wasserbecken aufeinander treffen. Hierbei ist der Pixel folglich Teil der Wasserscheide. [BL79]



(a) Originalbild
164.864 Pixel



(b) Mit einem 31x31 Gaußfilter
geglättet



(c) Gradientenbetragsbild



(d) Nach Wasserscheidentransformation
2.260 Segmente



(e) Nach der Nachbearbeitung
172 Segmente

Abbildung 4.3: Verarbeitungsschritte der Wasserscheidentransformation am Bild *Venus*. Zunächst werden hochfrequente Bilddetails durch einen Tiefpassfilter entfernt (b). Auf dieser Basis wird das Gradientenbetragsbild erstellt (c). Die Wasserscheidentransformation führt zu einer Segmentierung des Bildes (d). Um der Übersegmentierung entgegenzuwirken werden abschließend ähnliche und kleine Segmente verschmolzen (e).

Problem der Übersegmentierung

Die Wasserscheidentransformation neigt, wie jedes kantenfindungsbasierte Verfahren, zur Übersegmentierung. Diesem Problem wird in dieser Arbeit begegnet, indem vor dem Bilden des Gradientenbetragsbildes das Ausgangsbild mit einem Tiefpassfilter bearbeitet wird (Abbildung 4.3b). Dadurch werden hochfrequente Störungen wie Rauschen entfernt.

Zusätzlich wird im Anschluss die selbe Nachbearbeitung, die auch bei der Mean Shift Segmentierung zum Einsatz kommt, angewendet. Benachbarte Segmente mit ähnlicher Farbe und zu kleine Segmente werden verschmolzen (Abbildung 4.3e).

Berechnung des Gradientenbetragsbildes bei Farbbildern

Die ursprüngliche Wasserscheidentransformation nach Beucher und Lantuéjoul [BL79] wurde nur auf Graustufenbildern definiert. Diese können aufgrund der eindimensionalen Grauwerte als Skalarfelder verstanden werden. Der Gradient $\text{grad}(\cdot)$ ist auf einem solchen Feld eindeutig definiert und ergibt ein Vektorfeld. Darauf wiederum ist der Betrag durch die euklidische Norm $\|\vec{v}\|_2$ bestimmt. [BSMM05]

Farbbilder hingegen sind durch den dreidimensionalen Farbraum selbst bereits Vektorfelder. Mit der Jacobi-Matrix J ist der Vektorgradient $\text{grad}(\vec{V})$ bestimmt und im diskreten Bildraum einfach zu berechnen. Die von der euklidischen Norm abgeleitete Spektralnorm $\|\mathbf{A}\|_2$ für Matrizen erfordert jedoch einen größeren Rechenaufwand.

Stattdessen wird im Folgenden die einfachere und ebenfalls auf der euklidischen Norm basierende Frobeniusnorm $\|\mathbf{A}\|_F$ verwendet. [BSMM05]

$$\|\mathbf{A}\|_2 = \sqrt{\lambda_{max}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})}$$

$$\|\mathbf{A}\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (a_{ij})^2}$$

5 Anordnung von Bildsegmenten

Ein Bildsegment \mathcal{S} im Sinne einer Segmentierung ist eine Menge von untereinander benachbarten Bildpunkten \vec{p} . Seine Position $\vec{o}_{\mathcal{S}}$ im Bild wird durch seinen Schwerpunkt repräsentiert. Da alle Pixel gleich gewichtet werden, entspricht dieser dem Mittelwert aller Pixelpositionen $\vec{o}_{\vec{p}}$.

$$\vec{o}_{\mathcal{S}} = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_{\vec{p} \in \mathcal{S}} \vec{o}_{\vec{p}}$$

Die räumliche Ausrichtung wird durch den Winkel $\alpha_{\mathcal{S}}$ zwischen der ersten Hauptkomponente $\vec{v}_{\mathcal{S},1}$ und der x -Achse definiert. Die erste Hauptkomponente ist dabei gemäß der Hauptkomponentenanalyse (PCA) nach Pearson [Pea01] der Eigenvektor der Autokorrelationsmatrix der Pixelpositionen mit dem größten Eigenwert.

$$\alpha_{\mathcal{S}} = \angle \left(\vec{v}_{\mathcal{S},1}, \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \right)$$

Unter einer Anordnung verstehen wir schließlich eine Transformation, die jedes Segment \mathcal{S}_i eines Bildes an einen neuen Ort $\vec{o}'_{\mathcal{S}_i}$ verschiebt und gegebenenfalls zu einer neuen Ausrichtung $\alpha'_{\mathcal{S}_i}$ rotiert. Als einschränkende Bedingung wird gefordert, dass die neu platzierten Segmente sich nicht überschneiden dürfen.

Die Intention dabei ist es die Segmente nach gewissen Kriterien zu ordnen oder gar zu gruppieren. Dadurch sollen übersichtliche und ästhetisch ansprechende Ergebnisbilder erzielt werden.

5.1 Abgrenzung zu anderen Transformationen

In den verwandten Arbeiten wurden bereits andere Transformationen von Bildsegmenten erwähnt. Zur Verdeutlichung der Unterschiede folgt eine kleine Übersicht.

Layout wird im Folgenden als übergreifende Bezeichnung verwendet. Sie umfasst sämtliche Transformationen, die Bildsegmente verschieben und/oder rotieren. Dabei werden keine weiteren Einschränkungen gefordert, nicht einmal Überschneidungsfreiheit.

„Packing“ Layout benennt ein Layout bei dem eine optimale Raumausnutzung im Vordergrund steht. Neben der Überschneidungsfreiheit werden deshalb uniforme und minimale Abstände gefordert. [RRS13]

Mosaik bezeichnet in der Bildsynthese eine besondere Form von Packing Layout. Ziel ist es dabei, ein gegebenes Motiv durch ein dichtes Layout in Form und gegebenenfalls Farbe zu imitieren. Um dies zu erreichen, darf jedes Bildsegment an beliebig vielen Stellen platziert werden. Dadurch sind Mosaiken Layouts auf der Menge der verwendeten Segmentinstanzen, nicht jedoch auf den Segmenten selbst. [DKLS06]

5.2 Handhabung des Bildhintergrundes

Der Hintergrund eines Bildes ist typischerweise ein Objekt das sich über den gesamten Ortsraum erstreckt und sich hinter allen anderen Bildobjekten befindet. Ein gutes Beispiel ist in Abbildung 5.1a zu sehen, in dem die Krawatten offensichtlich vor einem beige Hintergrund platziert sind.

Werden bei einer Neuordnung alle Bildsegmente gleich behandelt, verlieren die Segmente des Hintergrunds diese Bedeutung. An ihre Stelle treten die neu entstehenden Zwischenräume, für die jedoch keine Farbe definiert ist.

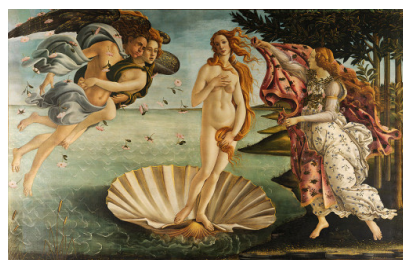
Es bietet sich folglich an, den Bildhintergrund gesondert zu behandeln. Im Folgenden soll er zunächst aus dem Ausgangsbild extrahiert und anschließend auf das Zielbild übertragen werden.



(a) Bild *Krawatten*:
Der Hintergrund (beige Unterlage) ist eindeutig erkennbar.



(b) Bild *Holzfäller*:
Ein einheitlicher Hintergrund ist nicht erkennbar.



(c) Bild *Venus*:
Der Hintergrund besteht aus zwei Objekten (Himmel und Wasser).



(d) Bild *Pizza*:
Der Hintergrund (Tisch) ist klein und unzusammenhängend.

Abbildung 5.1: Verschiedene Beispiele für Bildhintergründe, die unterschiedlich deutlich erkennbar sind.

5.2.1 Extrahieren des Hintergrunds

Um den Bildhintergrund extrahieren zu können, muss dieser vorher identifiziert werden. Da jedoch keine Informationen über die Segmentbedeutung zur Verfügung stehen, müssen allgemeinere Kriterien gefunden werden. Dazu werden zunächst anhand eines einfachen Beispiels Bedingungen gesucht, die vornehmlich von Hintergrundsegmenten erfüllt werden. Diese werden daraufhin unter Berücksichtigung von möglichen Sonderfällen evaluiert und gegebenenfalls angepasst. Abschließend wird daraus ein Verfahren zur Hintergrunderkennung und -extraktion ausformuliert.

Bedingungen für Hintergrundsegmente

Bei der Betrachtung von Abbildung 5.1a fällt auf, dass der Hintergrund sich tatsächlich über das gesamte Bild erstreckt und nur an wenigen Stellen von anderen Bildobjekten verdeckt wird. Aus dieser Beobachtung lassen sich direkt zwei Bedingungen herleiten:

1. Der Hintergrund nimmt die größte Fläche ein, da er die gesamte Bildfläche umfasst die nicht von anderen Objekten überdeckt wird.
2. Der Hintergrund hat die meisten Segmentnachbarn, da jedes überdeckende Segment einen potentiellen Nachbarn darstellt.

Sonderfälle

Als problematisch erweisen sich beispielsweise Bilder bei denen die Bildobjektsegmente aufgrund ihrer Größe oder Anzahl einen zu großen Bereich des Hintergrunds verdecken. Dadurch kann es leicht passieren, dass der Hintergrund nicht mehr das größte Segment darstellt. In diesem Fall sollte dementsprechend besser aufgrund der Anzahl an Nachbarsegmenten entschieden werden.

Einen weiteren Problemfall stellen Bilder dar, bei denen der Hintergrund in mehrere Segmente zerfällt. Das kann aufgrund seiner Textur oder wie bei dem Bild *Pizza* in Abbildung 5.1d durch Überdeckung geschehen. Hier wäre es sinnvoll die einzelnen Segmente als eine Hintergrundobjekt zu behandeln. Das wiederum stellt eine neue nichttriviale Aufgabe dar, da hierzu zunächst alle Segmente ohne Zusatzwissen zu Objekten zusammengefasst werden müssen.

Besteht der Hintergrund selbst noch aus mehreren solcher Objekte, wie beispielsweise bei dem Bild *Venus* in Abbildung 5.1c aus Meer und Himmel, müssen diese Objekte selbst wiederum zu neuen Metaobjekten zusammengefasst werden. Somit kommt zu der Segmentbildung ohne Zusatzwissen noch eine hierarchische Komponente hinzu, für die noch zusätzlich ein Abbruchkriterium gefunden werden muss.

Ist das Bild schließlich so dicht mit Objekten besetzt, dass kein Hintergrund mehr erkennbar ist, wie bei dem Bild *Holzfäller* in Abbildung 5.1b, muss dennoch eine passende Hintergrundfarbe gefunden werden. Dafür bietet sich wiederum das größte Segment bzw. die am meisten vertretene Farbe an, da der Hintergrund im Zielbild ebenfalls die größte Fläche einnehmen wird.

Entwickeltes Verfahren

Das Zusammenfassen von Segmenten zu Objekten und Metaobjekten ohne Hintergrundwissen stellt ein sehr komplexes Problem dar, das den Rahmen dieser Arbeit sprengen würde. Deshalb wird dieser Ansatz nicht weiter verfolgt.

Tatsächlich werden zunächst lediglich die beiden Merkmale *Größe* und *Anzahl an Nachbarn* für alle Segmente ermittelt. Daraufhin wird für jedes Merkmal das Segment mit dem größten Merkmalswert ausgewählt. Ist diese Wahl einstimmig, gilt der Hintergrund als gefunden.

Werden dabei zwei unterschiedliche Segmente gewählt, wird für jedes Merkmal die Standardabweichung über allen Bildsegmenten berechnet. Die maximalen Merkmalswerte werden daraufhin durch die jeweilige Standardabweichung geteilt. Der entstehende Quotient gibt Aufschluss über die Signifikanz des Merkmalswerts. Hintergrund wird folglich das Segment mit dem größeren Quotient.

Durch dieses Verfahren soll sichergestellt werden, dass ein möglichst eindeutiger Hintergrund gefunden wird. Auch wenn dies durch die genannten Problemfälle erschwert wird.

5.2.2 Übertragen des Hintergrunds

Ist der Hintergrund des Ursprungsbildes gefunden, muss er auf das Zielbild übertragen werden. Ein Problem dabei bilden die Lücken, an denen der Hintergrund von den anderen Bildobjekten verdeckt wurde. Des Weiteren ist das Zielbild durch die entstehenden Segmentzwischenräume größer als das Ursprungsbild, sodass um den alten Hintergrund ein leerer Rand verbleibt. An diesen Stellen fehlt Bildinformation, die rekonstruiert oder anderweitig ersetzt werden muss.

Erweiterung durch Inpainting und Extrapolation

Eine elegante Lösung wäre es, die Lücken mittels eines Inpainting-Verfahrens aufzufüllen. Die Schwierigkeit dabei besteht allerdings darin, dass hierfür nicht zwingend genügend Informationen zur Verfügung stehen. Bei dem Bild *Pizza* in Abbildung 5.1d beispielsweise wird weit mehr als die Hälfte des Hintergrunds verdeckt.

Die Extrapolation des Bildrandes gestaltet sich aus ähnlichen Gründen problematisch. Bei dem Bild *Holzfäller* in Abbildung 5.1b beispielsweise bietet sich das weiße Hemd des namensgebenden Arbeiters durch seine Größe noch am ehesten als Hintergrund an. Trotz dieser Größe muss das entsprechende Segment für den Hintergrund jedoch auf ein zweistelliges Vielfaches seiner Größe erweitert werden.

Solche Verfahren führen in Einzelfällen durchaus zu guten Ergebnissen, für den allgemeinen Fall sind sie jedoch leider nicht praktikabel.

Verwenden der durchschnittlichen Farbe

Bei einer genaueren Untersuchung von Bildhintergründen stellt sich heraus, dass diese sich zumeist durch eine gleichmäßige Färbung auszeichnen. Weisen sie ein zu prägnantes Muster auf, zerfallen sie außerdem bei der Segmentierung und werden nach dem eben vorgestellten Verfahren getrennt betrachtet. Zusätzlich ist die Aufgabe des Hintergrunds im Zielbild hauptsächlich das Auffüllen von Lücken, von dem eigentlichen Bildinhalt soll er möglichst wenig ablenken.

All das führt zu dem Ansatz, den Hintergrund des Zielbilds direkt mit der durchschnittlichen Farbe des gefundenen Hintergrundsegments einzufärben. Aufgrund seiner Einfachheit und der Güte der damit erzielten Resultate wird der Ansatz im Folgenden für die Hintergrundsübertragung verwendet.

Um das Hintergrundsegment nicht noch zusätzlich mit den restlichen Segmenten anzuordnen, muss es schließlich noch aus der Menge der Segmente entfernt werden. Damit dies auch bei zerfallenen Hintergründen mit dem gesamten Objekt geschieht, werden alle Objekte mit einem Farbabstand ΔE_{99} von weniger als 5 Einheiten entfernt.

5.3 Segmentmerkmale als Ordnungskriterien

Wie bereits am Kapitelanfang angemerkt wurde, sollen die Anordnungen der Bildsegmente in eine geordnete Form überführen. Das bedeutet, dass die Segmente sowohl sortiert als auch gruppiert werden müssen. Damit diese Ordnung auch für den menschlichen Betrachter nachvollziehbar ist und damit tatsächlich ordentlich erscheint, muss zusätzlich jedem Kriterium eine gewisse Semantik innewohnen.

Um diesen Bedingungen zu genügen bietet es sich an, eindimensionale Segmentmerkmale als Ordnungskriterien zu verwenden. Auf diesen muss sowohl eine Ordnungsrelation für die Sortierung als auch eine Norm für die Gruppierung definiert werden können. Zur tatsächlichen Ordnung können die Merkmale somit durch Homomorphismen bezüglich der Reihenfolge und Abstände direkt auf eine Position im Ortsraum abgebildet werden.

5.3.1 Merkmale im Ortsraum

Die Segmentposition selbst eignet sich nicht als Ordnungskriterium, da hierdurch der Ort auf sich selbst abgebildet und damit keine Neuordnung erreicht würde. Dennoch gibt es weitere räumliche Merkmale bei denen sich eine genauere Untersuchung lohnt.

Segmentgröße

Die Segmentgröße ergibt sich direkt aus der Anzahl an Pixeln die zu dem Segment gehören. Der Wertebereich erstreckt sich dabei theoretisch von einem Pixel bis zur Bildgröße selbst. Dabei wird die Mindestgröße jedoch durch einen Parameter des Segmentierungsalgorithmus, der zu kleine Segmente verbietet, angehoben.

Standardabweichung der Pixelpositionen

Mit der Standardabweichung der Pixelpositionen $\sigma_{\vec{o}}$ sollen Rückschlüsse auf die räumliche Komplexität der Segmente ermöglicht werden. Die Überlegung dabei lautet, dass die Pixel bei komplexeren Segmenten weiter im Raum verteilt sind und die Standardabweichung dadurch größer ist. Allerdings sind die Pixel auch bei größeren Segmenten weiter im Raum verteilt, sodass die Standardabweichung mehr eine Kombination aus Größe und räumlicher Komplexität bildet.

Berechnet wird sie gemäß der mathematischen Definition als Wurzel der Varianz:

$$\sigma_{\vec{o},S} = \sqrt{\frac{1}{|S|} \sum_{\vec{p} \in S} (\vec{o}_{\vec{p}} - \vec{o}_S)^2}$$

Der Wertebereich ist dabei abermals abhängig von der Größe des Bildraums, diesmal entspricht das theoretische Maximum jedoch der halben Bilddiagonale.

Kompaktheit

Um die Größenabhängigkeit aus der Standardabweichung der Pixelpositionen zu entfernen, wird diese durch die Standardabweichung eines Kreises mit der selben Fläche geteilt. Übrig bleibt die tatsächliche räumliche Komplexität der Segmente.

Da die Werte allerdings schwer deutbar sind, wird anschließend der Kehrwert gebildet. Dadurch entsteht die Kompaktheit, die einen Wertebereich von $(0; 1]$ aufweist. Ein Kompaktheitswert von 1 steht dabei für maximale Kompaktheit.

Ausrichtungswinkel

Der Ausrichtungswinkel wurde bereits in der Kapiteleinleitung als α_S eingeführt. Wenn er als Ordnungskriterium verwendet wird, sollte bei der Anordnung auf Rotationen verzichtet werden, da das Merkmal sonst modifiziert wird und die Ordnung dadurch chaotisch wirkt.

Der Wertebereich kann aus Symmetriegründen auf $[0, \pi]$ festgelegt werden.

5.3.2 Merkmale im Farbraum

Die Segmentierung aus der die Bildsegmente hervorgehen, geschieht anhand der Pixelfarben. Daraus folgt, dass die Segmente zu einem gewissen Grad homogen gefärbt sind und somit gut durch ihre Durchschnittsfarbe repräsentiert werden können.

Mit dem Farbabstand ΔE_{99} ist für dieses Merkmal bereits eine Norm für die Gruppierung gegeben. Für die Sortierung lässt sich aufgrund des dreidimensionalen Charakters der Farben jedoch nur schwer eine Ordnungsrelation definieren. Daher bietet es sich an, die Durchschnittsfarbe in mehrere eindimensionale Merkmale aufzuteilen.

Die einzelnen Komponenten der Din99-Farbtupel lassen sich dabei direkt als intuitiv verständliche Merkmale verwenden. Weitere können beispielsweise durch Farbraumtransformationen gewonnen werden.

Helligkeit

Die Helligkeit der Durchschnittsfarbe gibt an, wie hell bzw. dunkel das Segment wirkt. Sie kann als L_{99} direkt aus dem DIN99 Farbsystem übernommen werden. Der Wertebereich ist auf das Intervall $[0; 100]$ festgesetzt. [DIN01]

Grün-Rot-Kontrast

Der Grün-Rot-Kontrast, auch Rotheit genannt, gibt an wie rot bzw. grün das Segment wirkt. Er kann als a_{99} ebenfalls direkt aus dem DIN99 Farbsystem übernommen werden. Das Merkmal kann für die Farben aus dem RGB-Farbkörper extremale Werte zwischen ca. $-27,4$ und $36,2$ annehmen. Da es jedoch in Hinsicht auf konstante Farbabstände nichtlinear transformiert wird, hängt der tatsächliche Wertebereich von b_{99} ab. [DIN01]

Blau-Gelb-Kontrast

Der Blau-Gelb-Kontrast, auch Gelbheit genannt, verhält sich bezüglich der Blau-Gelb-Achse analog zur Rotheit. Im DIN99 Farbsystem wird er durch die Komponente b_{99} repräsentiert. Sein extremer Wertebereich liegt bei ca. $-33,4$ bis $31,2$, hängt jedoch seinerseits von a_{99} ab. [DIN01]

Farbton

Der Farbton h_{99} , auch Bunttonwinkel genannt, gibt den Winkel der Farbe im Farbkreis an. Er ergibt sich durch eine Polarkoordinatentransformation der Bunttonebene $a_{99}-b_{99}$ nach folgendem Schema.

$$h_{99} = \arctan\left(\frac{a_{99}}{b_{99}}\right)$$

Sein Wertebereich ist folglich zyklisch und wird typischerweise mit dem Intervall $[-\pi; \pi]$ angegeben. [DIN01]

Sättigung

Die Sättigung C_{99} gibt den Abstand der Farbe zur Unbuntachse an. Damit ist sie der Radius der Polarkoordinatentransformation und kann durch folgende Formel berechnet werden.

$$C_{99} = \sqrt{a_{99}^2 + b_{99}^2}$$

Der Wertebereich beginnt bei 0, reicht wegen der nichtlinearen Verformung der Bunttonachsen a_{99} und b_{99} jedoch bis maximal ca. 37,9, abhängig vom Bunttonwinkel. [DIN01]

Standardabweichung der Farben

Die Pixelfarben eines Segments sollten durch das Homogenitätskriterium der Segmentierung nur wenig variieren. Allerdings kann es durch das Verschmelzen kleinerer Segmente trotzdem zu signifikanten Farbdiversitäten kommen.

Diese können dabei durch die Standardabweichung der Pixelfarben charakterisiert werden. Sie wird analog zur Standardabweichung der Pixelpositionen berechnet, wodurch sich auch hier eine Abhängigkeit von der Größe des zu Grunde liegenden Farbraums ergibt. Da dieser allerdings im Gegensatz zum Ortsraum eine segmentunabhängige Größe hat, muss sie nicht wie bei der Kompaktheit entfernt werden.

5.3.3 Skalierung der Merkmale

Damit die Merkmale leichter auszutauschen und zu kombinieren sind, müssen sie skaliert werden. Wünschenswert wäre dabei, dass Segmente mit einem gleichen Abstand in einem beliebigen Merkmalsraum auch als gleich ähnlich wahrgenommen werden.

Die Merkmale, die auf der durchschnittlichen Segmentfarbe basieren, sind durch das verwendete Farbsystem bereits dementsprechend skaliert. Diese Skalierung wurde jedoch über mehrere Jahre mit vielen Studien verfeinert und ist dennoch auch heute noch nicht perfekt [DIN01, DIN11]. Den selben Aufwand auch für die verbleibenden Merkmale aufzubringen übersteigt folglich den Umfang einer einzelnen Arbeit erheblich.

Um dennoch eine einheitliche Skalierung zu erreichen, werden die Wertebereiche der Merkmale durchgehend auf den Intervall $[0; 1]$ abgebildet. Dadurch wird zwar den Abständen keine Semantik zugesprochen, die Bereichsgrenzen können jedoch ohne weitere Umrechnung als Intensitäten von 0% und 100% interpretiert werden.

Vorteile und Probleme der Skalierung

Manche Merkmale, wie beispielsweise die Helligkeit der Durchschnittsfarbe, haben einen festen Wertebereich der direkt auf das Zielintervall abgebildet werden kann. Die Segmente sind dadurch nicht zwingend über die gesamte Breite des Wertebereichs verteilt, was jedoch wegen der festen Grenzen durchaus informativ sein kann.

Andere Merkmale, wie beispielsweise die Segmentgröße, haben hingegen keinen sehr sinnvollen Wertebereich. Da es maximal ein Segment geben kann dessen Größe die halbe Bildgröße übertrifft, ist die zweite Hälfte des Wertebereichs mit eben diesem maximal einen Segment sehr dünn besetzt. Zum einen bietet es sich wegen dieser Seltenheit großer Segmente an, das Merkmal generell zu logarithmieren. Zusätzlich ist es jedoch wegen der schwach begründeten oberen Grenze auch sinnvoll, nicht den gesamten theoretischen Wertebereich auf das Zielintervall zu stauchen. Vielmehr soll nur das Fenster in dem tatsächlich Segmente liegen darauf abgebildet werden. Durch dieses Vorgehen können größere Leerräume an den Intervallgrenzen effektiv vermieden werden.

Eine weitere Besonderheit stellen die zyklischen Merkmale wie der Bunttonwinkel dar. Die Wertebereichsgrenzen können hierbei beliebig gewählt werden. Durch diese Wahl und die Abbildung auf den linearen Zielintervall wird dieser zyklische Charakter jedoch entfernt. Die Grenzen sollten folglich abhängig von der Dichteverteilung der Segmente im Merkmalsraum geschehen.

Schlussendliche Lösung

Für eine einheitliche Lösung wird ein Ansatz formuliert der bei allen Merkmalen für ein zufriedenstellendes Ergebnis sorgt. Zunächst werden für alle Merkmale die Maximal- und Minimalwerte über alle Bildsegmente ermittelt. Diese Intervalle werden daraufhin auf den Zielintervall $[0; 1]$ abgebildet und die Merkmalswerte der Segmente dementsprechend angepasst.

Damit werden auch die informationstragenden leeren Ränder bei den Merkmalen mit festen Grenzen entfernt. Das wird jedoch toleriert, da diese sich sonst von den anderen Merkmalen abheben würden und die Skalierung somit nicht mehr einheitlich wäre.

Die Grenzen der zyklischen Merkmale werden bei den Standardwerten belassen. Eine Verfeinerung in diesem Bereich würde noch tiefgreifendere Analysen erfordern und wird künftigen Arbeiten überlassen.

5.4 Zweistufiger Ansatz

Sowohl Yu et al. als auch Reinert et al. untersuchten bereits das Generieren von überschneidungsfreien Layouts, die pragmatische oder ästhetische Kriterien erfüllen. Dabei standen beide Teams vor dem Problem, dass die möglichen Layouts einen zu großen Suchraum darstellen um durch simple Sondierung in akzeptabler Zeit ein Optimum zu finden. Um dieses Problem zu umgehen, nutzten beide Gruppen einen ähnlichen Ansatz der in zwei Schritten verläuft. [YYT⁺11, RRS13]

1. Zunächst wird ein Layout generiert, welches noch nicht allen Bedingungen genügen muss. Ein solches Layout ist leicht zu erstellen und bietet einen guten Ausgangspunkt für den zweiten Schritt.
2. Das initiale Layout wird daraufhin durch iterative Verfahren solange verfeinert, bis ein akzeptables Ergebnis erzielt wird.

Dieser Ansatz hat sich in beiden Arbeiten bewährt und wird auch im Folgenden als Ausgangspunkt verwendet.

5.4.1 Aufbau des initialen Layouts

Bei der Erzeugung des initialen Layouts muss dessen Güte gegen den Erstellungsaufwand abgewogen werden. Erfüllt es zu wenige Bedingungen, werden mehr verfeinernde Iterationen benötigt.

Versucht man jedoch bereits zu Beginn zu viele Bedingungen zu erfüllen, wird das Erzeugen selbst wiederum aufwändiger.

In dieser Arbeit werden deshalb für das initiale Layout nur die Ordnungskriterien verwendet. Dafür werden vom Benutzer zwei Merkmale ausgewählt, die über die dafür geforderten Homomorphismen auf die x - und y -Achse abgebildet werden. Sie werden somit zu einem zweidimensionalen Merkmalsraum kombiniert. Die Homomorphismen selbst können dabei einfache lineare Abbildungen sein, da sowohl die Merkmale als auch die Ortsraumdimensionen linear sind.

Das Resultat ähnelt somit einem Streudiagramm, wobei anstatt von einfachen Punkten direkt die Segmente platziert werden.

5.4.2 Verfeinerung des initialen Layouts

Durch das geschickte Platzieren der Segmente im initialen Layout erfüllen diese bereits das Ordnungskriterium. Folglich muss in den verfeinernden Iterationsschritten lediglich die Überschneidungsfreiheit erreicht werden, um eine vollständige Anordnung gemäß unserer Definition zu erhalten.

Hierzu muss im Sinne einer einfachen Starrkörpersimulation eine Kollisionserkennung implementiert werden. Auf deren Basis werden sich überschneidende Segmente mit Strafkräften auseinandergetrieben und gegebenenfalls rotiert. Die Kräfte wirken dabei in Richtung des Verbindungsvektors der Segmentzentren. Ein klassisches Masse-Feder-System wird dabei nicht benötigt, da bereits überschneidungsfreie Segmente keinerlei Interaktion bedürfen.

Proportionale Kräfte

Ein erster Ansatz war es, die Strafkräfte proportional zu der Überschneidungsfläche zu skalieren. Dabei wurde zum Problem, dass ähnliche Segmente im initialen Layout sehr dicht beieinander liegen. Die daraus resultierende Überschneidungsfläche führte zu entsprechend großen Strafkräften, wodurch die Segmente im ersten Iterationsschritt zu weit auseinander getrieben wurden. Zusätzlich verhinderten die schwachen Kräfte bei geringer Überlappung eine rasche Konvergenz gegen einen stabilen Zustand.

Trotz verschiedener Ansätze, die Kräfte linear oder auch nichtlinear aus der Überschneidungsfläche abzuleiten, konnten diese Probleme nicht hinreichend behoben werden. Zusätzlich trieb die fortlaufende Berechnung dieser Flächen die Laufzeit des Verfahrens weiter in die Höhe.

Aus diesen Gründen wurde der Ansatz zu Gunsten eines einfacheren nicht mehr weiter verfolgt.

Alles-oder-nichts-Kräfte

Damit der Aufwand für die Kraftberechnung drastisch reduziert werden konnte, wurde sie durch ein einfaches Alles-oder-nichts-Prinzip ersetzt. Sollten Segmente sich überlappen, werden sie dementsprechend mit einer festen Kraft F auseinandergetrieben, unabhängig von der Überschneidungsfläche oder sonstigen Faktoren.

Durch diesen simplen Ansatz können große Sprünge bei den ersten Iterationen effektiv verhindert werden, ebenfalls wird auch die Konvergenz nicht unnötig ausgebremst.

Zusätzliche Rotation der Segmente

Die Anordnungen müssen nach Definition im Gesamten nicht dicht gepackt sein. Dennoch sollen in den ordnungsbedingt dichteren Gebieten keine unnötigen Leerräume durch die Verschiebungen der Kollisionsvermeidung entstehen.

Damit diese Leerräume minimiert werden können, wird zusätzlich eine optionale Rotation eingeführt. Diese funktioniert ähnlich wie die Strafkräfte nach dem Alles-oder-nichts-Prinzip. Dabei werden die Objekte bei einer Überschneidung um einen festen Winkel α rotiert. Die Richtung ergibt sich aus dem Winkel zwischen der Hauptachse des Segments und dem Verbindungsvektor der Segmentpositionen. Ist dieser Winkel kleiner als 90° , wird alpha aufaddiert, ansonsten abgezogen. Dadurch versuchen die Segmente sich gegenseitig möglichst parallel und somit platzsparend auszurichten.

Gesamtverfahren

Zum Überblick wird in Abbildung 5.2 die gesamte Kollisionsbehandlung an einem einfachen Beispiel verdeutlicht.

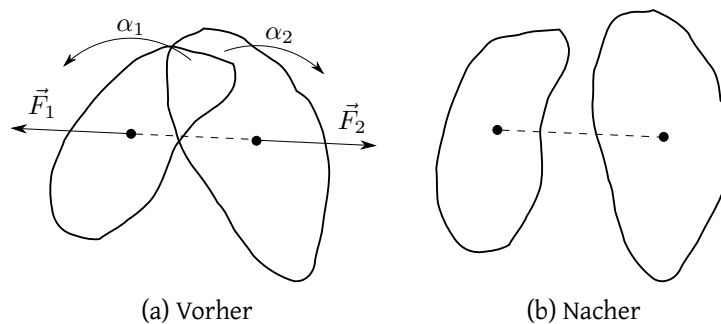


Abbildung 5.2: Schema der Kollisionsverhinderung inklusive Rotation.

Durch die Überschneidung werden die Segmente zum einen entlang der Richtung des Verbindungsvektors der Segmentpositionen auseinandergeschoben und zum anderen in Richtung einer parallelen Ausrichtung rotiert.

Abbildung 5.3 zeigt ein konkretes Beispiel des Verfahrens, in Abbildung A.2 im Anhang finden sich weitere in Form einer Streudiagramm-Matrix.

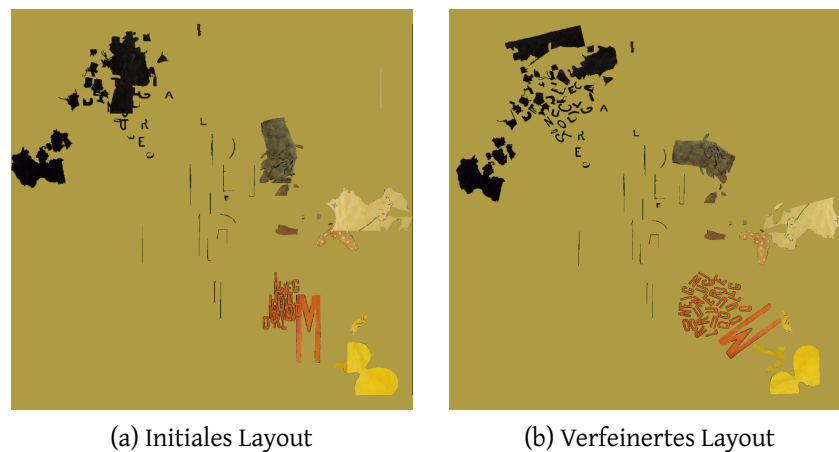


Abbildung 5.3: Beispiel des zweistufigen Ansatzes am Bild *Moulin Rouge*. Die Segmente sind initial in x-Richtung nach der Sättigung, in y-Richtung nach der Helligkeit angeordnet.

5.5 Hierarchische Erweiterung durch Clustering

Die bloße Ordnung der Segmente führt noch oft zu dünnbesetzten Bereichen. Auch wenn diese Abstände Informationen beinhalten, kann es sowohl ästhetischer als auch informativer sein, die Dichteverteilung besser hervorzuheben.

Dazu wird in dem zweidimensionalen Merkmalsraum auf dem das initiale Layout basiert eine Clustering vorgenommen. Die Segmente werden daraufhin in der fertigen Anordnung in diesen Clustern konzentriert.

5.5.1 Clustering im Merkmalsraum

Für das Clustering kommt der bereits bekannte Mean-Shift-Algorithmus zum Einsatz. Er arbeitet diesmal in dem von den beiden gewählten Merkmalen aufgespannten, zweidimensionalen Merkmalsraum.

Die Daten werden dabei wie gewohnt zunächst gefiltert. Das Zusammenfassen zu Segmenten wurde bei der Mean Shift Segmentation per Region Growing erledigt. Da das Verfahren allerdings auf einem festen Gitter basiert, kann es in dem kontinuierlichen Merkmalsraum so nicht verwendet werden. Es kann allerdings leicht angepasst werden, wenn statt der Vierernachbarschaft ein zweidimensionaler runder Kernel verwendet wird.

Zur Nachbearbeitung bietet es sich abermals an, zu kleine Cluster mit dem nächstgelegenen zu verschmelzen. Auf diese Weise können Ausreißer in die Ordnung eingegliedert werden. Eine Verschmelzung von nahen Clustern hingegen ist in diesem Szenario nicht notwendig.

Im Folgenden werden die einzelnen Cluster zunächst getrennt angeordnet und anschließend als Ganzes im Zielbild platziert.

5.5.2 Kreisförmige Cluster

Werden die Segmente eines Clusters nach dem bisher verwendeten zweistufigen Ansatz angeordnet, ergibt sich nicht zwangsläufig eine runde Form. Damit dieses Ziel dennoch erreicht werden kann, wird eine zusätzliche Kompressionskraft eingeführt. Diese drückt die Segmente unabhängig von Überschneidungen in Richtung des Clusterzentrums. Sie fängt zunächst stark an, um eine Kompression zu garantieren. Anschließend nimmt sie jedoch über zehn Iterationen hinweg stetig ab, um die Kollisionsvermeidung wieder zu ermöglichen.

Um die Form noch weiter zu optimieren, wird außerdem die Segmentrotation überschrieben. Die Segmente werden jetzt jeder Zeit mit ihrer Hauptachse senkrecht zum Clusterradius ausgerichtet.

Clusteranordnung

Die Cluster selbst werden, um die Ordnung auch in höherer Ebene zu bewahren, entsprechend ihrer Modi im Bild platziert. Damit die Anordnung jedoch auch im Ganzen einen runden Charakter annimmt, wird die Clusteranordnung wiederum nach dem gleichen Prinzip wie die Segmentanordnungen innerhalb der Cluster verfeinert. Das heißt, sie werden ebenfalls bei Überschneidung auseinander geschoben und auch anfangs durch eine Kompressionskraft näher zusammengeführt. Anders ist dabei nur, dass die Cluster nicht rotiert werden.

5.5.3 Stapelförmige Cluster

Damit die Segmente eines Clusters gut gestapelt werden können, müssen sie zunächst waagrecht ausgerichtet werden. Diese Ausrichtung bleibt ab diesem Punkt auch fest, Rotationen finden nicht mehr statt.

Für die Stapelform werden abermals Strafkkräfte verwendet. Diesmal sind diese jedoch nur parallel zur x-Achse in Richtung des Clusterzentrums gerichtet. Entlang der y-Achse wird leicht in Richtung des tiefsten Segments geschoben, um Ausreißer zu verdichten.

Clusteranordnung

Bei diesem Ansatz werden die Cluster auf eine andere Art angeordnet. Die Platzierung orientiert sich mehr an denen von Wehrli [Weh02], der die Segmente ebenfalls gruppiert, stapelt und entlang der x-Achse aufreihet.

Dementsprechend wird auch hier vorgegangen. Zunächst werden die Cluster nach ihrer Gesamtfläche, sprich der Summe der Flächen der enthaltenen Segmente, sortiert. Daraufhin werden die Cluster, beginnend mit dem größten, mit der Unterkante auf die x-Achse gesetzt, jeweils mit einem kleinen Abstand rechts neben dem zuletzt platzierten.

Als Sortierkriterium wurde zunächst auch mit der Segmentanzahl der Cluster experimentiert, allerdings wird die Anordnung bei stark unterschiedlichen Segmentgrößen schnell unintuitiv.

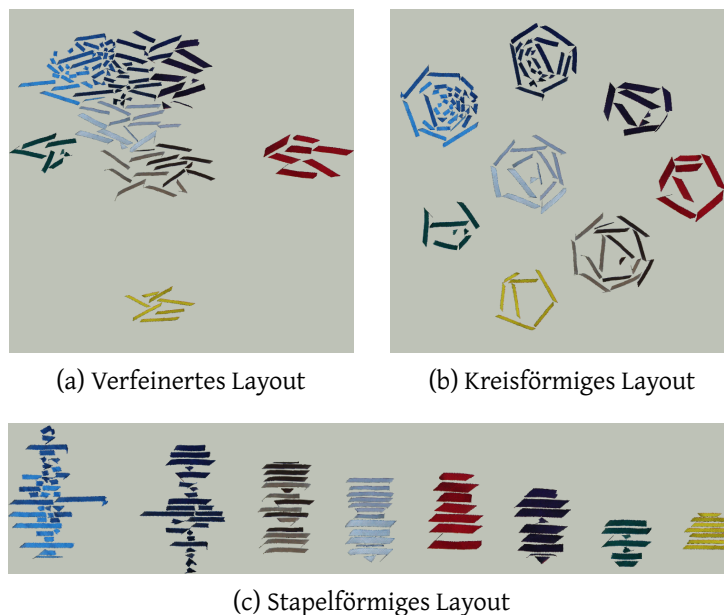


Abbildung 5.4: Beispiel der verschiedenen Clusterformen am Bild *Krawatten*.

Die Segmente sind initial nach Rot-Grün- und Gelb-Blau-Kontrast angeordnet. Dabei wird deutlich, wie sehr das Clustering zu einem ordentlichen Eindruck beiträgt.

6 Ergebnisse

6.1 Qualitative Ergebnisse

6.1.1 Segmentierung von Farbbildern

Die beiden Segmentierungsverfahren funktionieren ähnlich gut. Das Mean Shift Verfahren ist jedoch robuster gegenüber hohen Bildfrequenzen, sodass es bei verrauschten Bildern bessere Ergebnisse liefert. Die Wasserscheidentransformation hingegen findet auch in gleichmäßig gefärbten Bildern mehr Details.

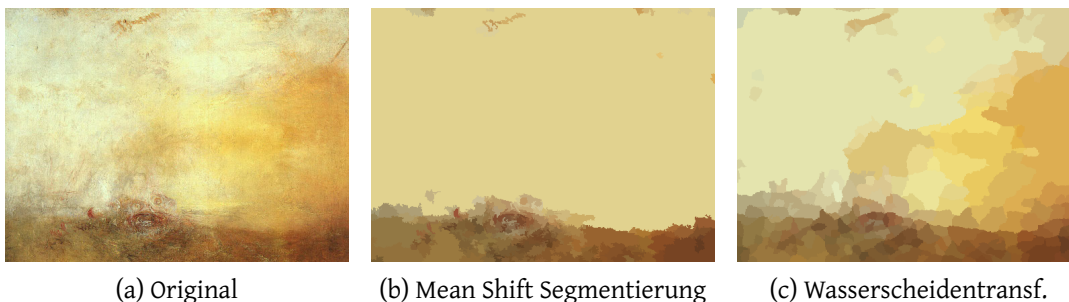


Abbildung 6.1: Vergleich von Mean Shift und Wasserscheidentransformation am Bild *Seemonster*. Die Wasserscheidentransformation kann im Gegensatz zur Mean Shift Segmentierung auch in dem sehr weich gezeichneten Bild noch diverse Segmente finden.

6.1.2 Anordnung von Bildsegmenten

Aus eigenen Beobachtungen hat sich ergeben, dass sich für die Anordnung in erster Linie Merkmale aus dem Farbraum eignen. Das lässt sich damit erklären, dass die Segmentierung, aus der die Segmente hervorgehen, selbst im Farbraum arbeitet. Dadurch wird die Farbe automatisch das markanteste Segmentmerkmal.

Von diesen Merkmalen eignen sich vor allem die Kombinationen Grün-Rot-Kontrast und Blau-Gelb-Kontrast, die zusammen die Bunttonebene aufspannen. Des Weiteren hat sich die Kombination aus Helligkeit und Sättigung hervorgetan, neben dem Buntton die beiden anderen Eindrücke über die wir nach Graßmann [Gra53] Farben wahrnehmen.

Eine weitere Besonderheit fällt bei den Stapellayouts auf. Hier ist zu beobachten, dass vor allen ähnliche Merkmale, wie beispielsweise Größe und Räumliche Standardabweichung, oder abermals die beiden Buntkontraste, zu intuitiven Ergebnissen führen. Auch hierfür findet sich eine Erklärung: Durch die Anordnung der Stapel an der x-Achse geht eine räumliche Dimension verloren. Kombinationen von möglichst voneinander abhängigen Merkmalen liefern ebenfalls relativ lineare Anordnungen und bilden deshalb auf diese eine Achse besonders gut ab.

6.2 Evaluierung anhand einer Benutzerstudie

Die entwickelten Verfahren sollen in einer Nutzerstudie evaluiert werden. Dabei ist besonders von Interesse, welche Merkmale die Benutzer als geeignete Ordnungskriterien empfinden. Da die Anzahl an Kombinationsmöglichkeiten für zehn Merkmale und zwei Anordnungen mit $\binom{10}{2} \cdot 2 = 90$ pro Bild allerdings für eine sinnvolle Sondierung viel zu groß ist, musste diese Menge zunächst reduziert werden.

Darum wurde sich durch eine Vorauswahl auf die sechs Merkmale Größe, Kompaktheit, Grün-Rot-Kontrast, Blau-Gelb-Kontrast, Helligkeit und Sättigung beschränkt.

6.2.1 Aufgabenstellung

Die Teilnehmer sollten eine Menge von 30 verschiedenen Anordnungen pro Bild nach ihrem eigenen Geschmack sortieren.

6.2.2 Durchführung

Durchgeführt wurde die Studie in Form einer Online-Umfrage. Die Teilnehmer bekamen auf der Startseite zuerst eine Erklärung zu der Thematik und wie die Studie zu bedienen ist. Nach einer Bestätigung diese Erklärung verstanden zu haben, folgte zugleich die eigentliche Studie. Auf einer Seite wurde links oben das Ursprungsbild als Referenz angezeigt. Im mittleren und rechten Drittel wurden in einem 5x6 Gitter die 30 möglichen Anordnungen zufällig verteilt. Diese konnten mit der Maus im Gitter verschoben und zur Detailansicht gezoomt werden. Nachdem die Teilnehmer mit der Sortierung der Anordnungen zufrieden waren, gelangten sie über einen Button zur nächsten Seite.

Insgesamt wurden so jedem Teilnehmer vier zufällig gewählte Bilder angezeigt, für die er die Anordnungen sortieren musste. Als letzte Seite wurde noch ein Freitextfeld für Kritik und Kommentare angezeigt, im Anschluss war die Studie beendet.

Über die Teilnehmer wurden dabei keinerlei Daten erhoben, so dass keine Aussagen über beispielsweise ihr Geschlecht oder ihre Bevölkerungsgruppe gemacht werden kann.

6.2.3 Auswertung

Leider führte die Studie zu keinen verwertbaren Daten, die 23 Datensätze lassen keine Tendenzen erkennen.

In dem Freitextfeld wurde dementsprechend bemängelt, dass es zu viele zu ähnliche Anordnungen waren um sie komplett zu ordnen.

Daraus folgt, dass für eine erneute Studie entweder die Anzahl an Merkmalen noch weiter reduziert werden muss, oder auch hier jeder Teilnehmer nur eine zufällige Auswahl zu sehen bekommt. Alternativ können die Anforderungen auch gelockert werden, indem nur die besten und schlechtesten n Anordnungen tatsächlich sortiert werden müssen, und die dazwischenliegenden nicht gewertet werden.

7 Ausblick

7.1 Zusammenfassung

Der Hauptteil der Arbeit lässt sich in zwei Teile zerlegen.

7.1.1 Zerlegung von Farbbildern

In dieser Arbeit wurden zunächst Segmentierungsverfahren gesucht um Farbbilder in ihre Konstituenten zu zerlegen. Dazu wurde ein Überblick über die zahlreichen Verfahren gebildet und schließlich zwei davon ausgewählt.

Diese Verfahren, namentlich *Mean Shift Segmentierung* und *Wasserscheidentransformation*, wurden implementiert und untersucht. Mit beiden konnten dabei gute Ergebnisse erzielt werden. Die Mean Shift Segmentierung schnitt in puncto Übersegmentierung etwas besser ab, die Wasserscheidentransformation war dafür um ein vielfaches schneller.

7.1.2 Anordnung der Konstituenten

Die Anordnung der Bildsegmente wurde in zwei Schritte unterteilt. Zunächst werden die Segmente anhand von zwei wählbaren Merkmalen im Bildraum geordnet, wobei Sortierung und Abstände der Merkmale erhalten bleiben. Daraufhin werden die Segmente mit einem iterativen Verfahren verschoben, bis keine Überschneidungen mehr auftreten.

Dieser Ansatz wurde noch weiter überarbeitet, indem die Segmente zunächst nach ihren gewählten Merkmalen zu Clustern zusammengefügt werden. Innerhalb der Cluster werden sie wie gewohnt angeordnet, wobei zusätzlich noch darauf geachtet wird den Clustern eine feste Form zu geben. Diese Cluster werden daraufhin selbst im Bildraum angeordnet. Als Clusterformen wurde mit Kreisen und Stapeln experimentiert, die beide gut funktionierten.

7.2 Künftige Arbeiten

Ursus Wehrli, dessen Werke die Inspiration zu dieser Arbeit lieferten, hat sich vom Kunstaufräumer zum Performancekünstler weiterentwickelt, indem er jetzt physische Objekte, wie beispielsweise Autos auf einem Parkplatz, sortiert [Weh11]. Auf diesem Weg kann ihm mit den Werkzeugen der automatischen Bildverarbeitung nicht weiter gefolgt werden.

Nichtsdestotrotz gibt es noch genug Möglichkeiten die vorhandenen Erkenntnisse zu verbessern oder neue Ansätze daraus zu entwickeln.

7.2.1 Verbesserungen des Bestehenden

Die implementierten Verfahren können noch weiterentwickelt werden. Hier war nicht das Mögliche, sondern viel mehr die zur Verfügung stehende Zeit die Grenze.

Segmentierungsalgorithmen

Die verwendete Mean Shift Segmentierung wurde bereits 2002 von Christoudias et al. [CGM02] weiterentwickelt. Dabei gewichten sie die Pixel entsprechend des Gradientenbetragsbildes um die Segmentierung noch weiter zu verbessern.

Bei der Wasserscheidentransformation gibt es auch zahlreiche Ansätze zur Verbesserung. So kann der Übersegmentierung beispielsweise mit einem hierarchischen Ansatz, der Wasserfalltransformation, begegnet werden [Tön05]. Rahman und Islam [RI13] hingegen führen eine eigene Wasserscheidentransformation auf jedem Farbkanal durch und kombinieren die Ergebnisse geschickt.

Pan et al. [PZW03] kombinieren sogar die beiden verwendeten Algorithmen.

Für bessere Abbruchkriterien wurden von Zhang et al. [ZFG08] und Heidemann [Hei08] Maße zur automatischen Evaluierung von Segmentierungen formuliert.

Anordnungen

Bei der Behandlung des Hintergrundes besteht noch Raum für Verbesserungen. So kann beispielsweise mittels Objekterkennung tatsächlich versucht werden zerfallene Objekte wieder zusammenzufügen. Oder die daraus gezogene Semantik kann die Wahl des Hintergrundes beeinflussen. Möglich wäre auch Einzelfälle zu erkennen, bei denen Inpainting-Verfahren zur Hintergrundrestauration tatsächlich gute Ergebnisse liefern.

Die Skalierung der Merkmale kann ebenfalls mit Nutzerstudien noch weiter optimiert werden. Ebenso wie die Grenzen der Zyklischen Merkmale mithilfe von Dichteanalysen weiter verfeinert werden können.

Neue Clusterformen, wie beispielsweise Sterne, bieten ebenfalls noch viel Raum für Kreativität.

7.2.2 Neues und Aufbauendes

Bei den Anordnungen dieser Arbeit stand hauptsächlich die Ästhetik im Vordergrund. Diesen Ansatz kann man noch weiter ausbauen um in weiteren Studien zu erforschen, welche Merkmale und Merkmalskombinationen Menschen als ansehnlich empfinden, und welche nicht.

Denkbar wären jedoch auch in eine andere Richtung zu gehen und neue Verfahren zur Informationsvisualisierung zu entwickeln.

A Weitere Abbildungen



Abbildung A.1: Auswirkung der Kernelradien beim Mean-Shift-Filter am Bild *Venus*. Das Ausgangsbild ist 512x322 Pixel groß und der Mean-Shift wurde bei einer Schrittweite von unter 0,03LE abgebrochen.

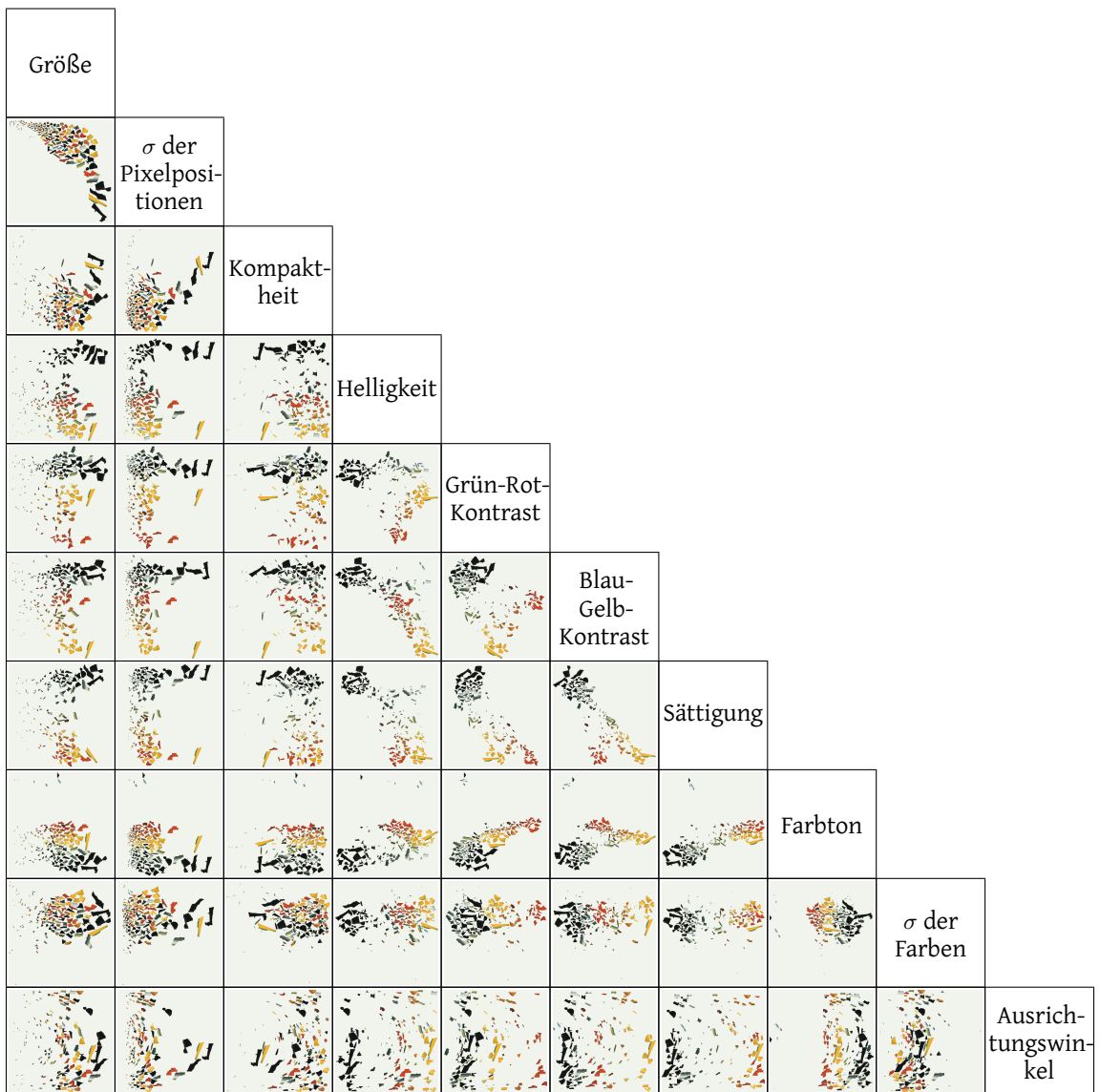


Abbildung A.2: Streudiagramm-Matrix der Segmentmerkmale für das Bild *Holzfäller*.

Dabei werden Streudiagramme für alle möglichen Merkmalskombinationen in einem Gitter angeordnet. Zur Visualisierung wurden in den Streudiagrammen statt Punkten die tatsächlichen Segmente platziert und Verdeckungen durch Verschiebung und Rotation vermieden.

Wegen symmetrischer Redundanz wird nur die untere Hälfte der Matrix dargestellt. Die Einträge in der Hauptdiagonale geben an welches Merkmal in der Spalte/Zeile für die x - resp. y -Achse verwendet wurde.

B Beispielimplementierung

Im Rahmen dieser Arbeit entstand die Beispielimplementierung *tidy*. Mit ihr ist es möglich Bilder zu laden, die Verfahren und zugehörigen Parameter zu wählen und Segmentierungen sowie Anordnungen zu generieren.

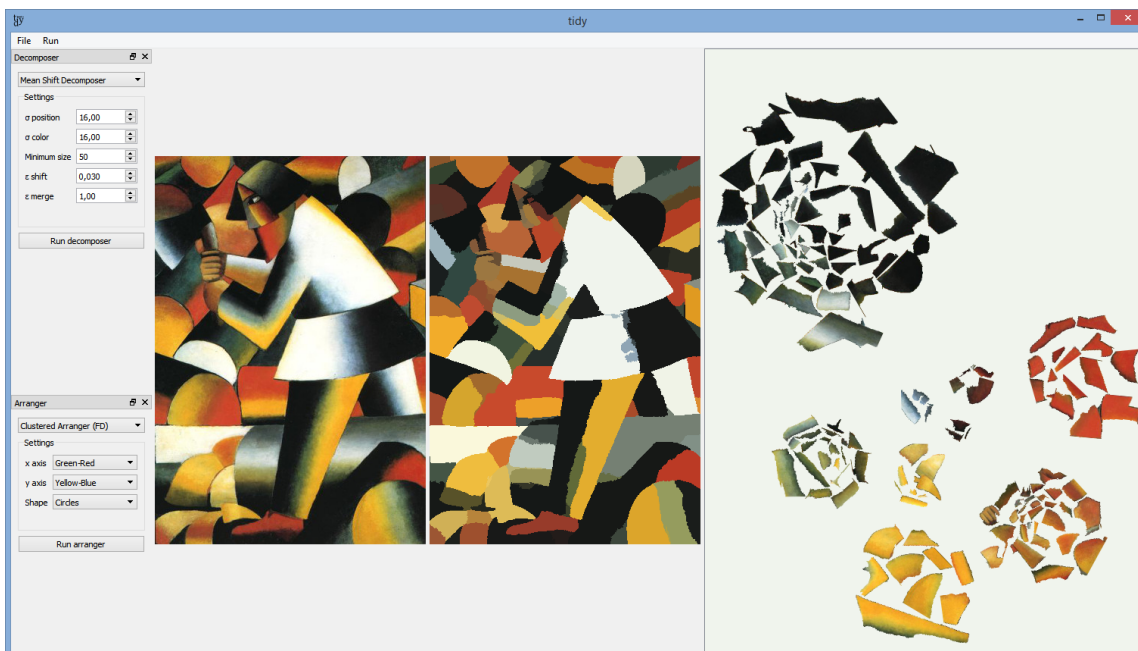


Abbildung B.1: GUI der Beispielimplementierung *tidy*

Links können die implementierten Verfahren und Parameter gewählt werden. In der dreigeteilten Mitte wird links das Originalbild dargestellt. In der Mitte wird die Segmentierung dargestellt, indem jedes Segment mit seiner Durchschnittsfarbe gefärbt wird. Rechts schließlich wird die fertige Anordnung ausgegeben.

Literaturverzeichnis

- [BL79] BEUCHER, Serge ; LANTUÉJOL, Christian: Use of watersheds in contour detection. In: *International workshop on image processing, real-time edge and motion detection*, 1979
- [BSMM05] BRONSTEIN, Ilja N. ; SEMENDJAJEW, Konstantin A. ; MUSIOL, Gerhard ; MÜHLIG, Heiner: *Taschenbuch der Mathematik*. 6. Harri Deutsch, 2005. – ISBN 3-8171-2006-0
- [CGM02] CHRISTOUDIAS, C.M. ; GEORGESCU, B. ; MEER, P.: Synergism in Low Level Vision. In: *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition* Bd. 4, IEEE, 2002 (ICPR '02). – DOI 10.1109/ICPR.2002.1047421. – ISBN 0-7695-1695-X, S. 150-155
- [CJSW01] CHENG, H.D. ; JIANG, X.H. ; SUN, Y. ; WANG, Jingli: Color Image Segmentation: Advances and Prospects. In: *Pattern Recognition* 34 (2001), Dezember, Nr. 12, S. 2259-2281. – DOI 10.1016/S0031-3203(00)00149-7. – ISSN 0031-3203
- [CM02] COMANICIU, Dorin ; MEER, Peter: Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (2002), Mai, Nr. 5, S. 603-619. – DOI 10.1109/34.1000236. – ISSN 0162-8828
- [DIN01] Norm DIN 6176 März 2001. *Farbmetrische Bestimmung von Farbabständen bei Körperfarben nach der DIN99-Formel*
- [DIN11] Norm DIN EN ISO 11664-4 Juli 2011. *Farbmetrik – Teil 4: CIE 1976 L*a*b* Farbenraum*
- [DKLS06] DALAL, Ketan ; KLEIN, Allison W. ; LIU, Yunjun ; SMITH, Kaleigh: A Spectral Approach to NPR Packing. In: *Proceedings of the 4th International Symposium on Non-photorealistic Animation and Rendering*. New York, NY, USA : ACM, Juni 2006 (NPAR '06). – DOI 10.1145/1124728.1124741. – ISBN 1-59593-357-3, S. 71-78
- [FH75] FUKUNAGA, K. ; HOSTETLER, L.: The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 21 (1975), Januar, Nr. 1, S. 32-40. – DOI 10.1109/TIT.1975.1055330. – ISSN 0018-9448
- [Gra53] GRASSMANN, Hermann G.: Zur Theorie der Farbenmischung. In: *Annalen der Physik* 165 (1853), Nr. 5, S. 69-84. – DOI 10.1002/andp.18531650505. – ISSN 1521-3889
- [Hau01] HAUSNER, Alejo: Simulating Decorative Mosaics. In: *Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, NY, USA : ACM, August 2001 (SIGGRAPH '01). – DOI 10.1145/383259.383327. – ISBN 1-58113-374-X, S. 573-580
- [Hei08] HEIDEMANN, Gunther: Region Saliency as a Measure for Colour Segmentation Stability. In: *Image and Vision Computing* 26 (2008), Februar, Nr. 2, S. 211-227. – DOI 10.1016/j.imavis.2007.05.001. – ISSN 0262-8856

- [HLT⁺09] HURTUT, T. ; LANDES, P.-E. ; THOLLOT, J. ; GOUSSEAU, Y. ; DROUILLHET, R. ; COEURJOLLY, J.-F.: Appearance-guided Synthesis of Element Arrangements by Example. In: *Proceedings of the 7th International Symposium on Non-Photorealistic Animation and Rendering*. New York, NY, USA : ACM, August 2009 (NPAR '09). – DOI 10.1145/1572614.1572623. – ISBN 1-60558-604-5, S. 51-60
- [HM08] HAINDL, M. ; MIKEŠ, S.: Texture Segmentation Benchmark. In: *19th International Conference on Pattern Recognition*, IEEE, Dezember 2008 (ICPR '08). <http://mosaic.utia.cas.cz>, Abruf: 13.11.2014. – DOI 10.1109/ICPR.2008.4761118. – ISBN 1-4244-2174-9, 1-4
- [KP02] KIM, Junhwan ; PELLACINI, Fabio: Jigsaw Image Mosaics. In: *Proceedings of the 29th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, NY, USA : ACM, Juli 2002 (SIGGRAPH '02). – DOI 10.1145/566570.566633. – ISBN 1-58113-521-1, S. 657-664
- [Kra75] KRANTZ, David H.: Color measurement and color theory: I. Representation theorem for Grassmann structures. In: *Journal of Mathematical Psychology* 12 (1975), Nr. 3, S. 283-303. – DOI 10.1016/0022-2496(75)90026-7. – ISSN 0022-2496
- [LD05] LAGAE, Ares ; DUTRÉ, Philip: A Procedural Object Distribution Function. In: *ACM Transactions on Graphics* 24 (2005), Nr. 4, S. 1442-1461. – DOI 10.1145/1095878.1095888. – ISSN 0730-0301
- [Pea01] PEARSON, Karl: On lines and planes of closest fit to systems of points in space. In: *The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science Series 6* 2 (1901), Nr. 11, S. 559-572. – DOI 10.1080/14786440109462720
- [PZW03] PAN, Chen ; ZHENG, Cong-Xun ; WANG, Hao-Jun: Robust color image segmentation based on mean shift and marker-controlled watershed algorithm. In: *International Conference on Machine Learning and Cybernetics* Bd. 5, IEEE, November 2003 (ICMLC '03). – DOI 10.1109/ICMLC.2003.1260013. – ISBN 0-7803-8131-9, S. 2752-2756
- [RI13] RAHMAN, M.H. ; ISLAM, M.R.: Segmentation of Color Image using Adaptive Thresholding and Masking with Watershed Algorithm. In: *International Conference on Informatics, Electronics & Vision*, IEEE, 2013 (ICIEV '13). – DOI 10.1109/ICIEV.2013.6572557. – ISBN 1-4799-0397-9, S. 1-6
- [RRDR09] RAUT, S. ; RAGHUVANSHI, M. ; DHARASKAR, R. ; RAUT, A.: Image Segmentation — A State-Of-Art Survey for Prediction. In: *International Conference on Advanced Computer Control*, IEEE, Januar 2009 (ICACC '09). – DOI 10.1109/ICACC.2009.78. – ISBN 1-4244-3330-8, S. 420-424
- [RRS13] REINERT, Bernhard ; RITSCHEL, Tobias ; SEIDEL, Hans-Peter: Interactive By-example Design of Artistic Packing Layouts. In: *ACM Transactions on Graphics* 32 (2013), November, Nr. 6, S. 218:1-218:7. – DOI 10.1145/2508363.2508409. – ISSN 0730-0301
- [SLH10] SCHMIDT, Robert F. ; LANG, Florian ; HECKMANN, Manfred: *Physiologie des Menschen – mit Pathophysiologie*. 31. Springer, 2010. – ISBN 3-6420-1650-2
- [Tön05] TÖNNIES, Klaus D.: *Grundlagen der Bildverarbeitung*. Pearson Studium, 2005. – ISBN 3-8273-7155-3

- [Weh02] WEHRLI, Ursus: *Kunst aufräumen*. Kein & Aber, 2002. – ISBN 3-0369-5200-0
- [Weh04] WEHRLI, Ursus: *Noch mehr Kunst aufräumen*. Kein & Aber, 2004. – ISBN 3-0369-5223-3
- [Weh11] WEHRLI, Ursus: *Die Kunst, aufzuräumen*. Kein & Aber, 2011. – ISBN 3-0369-5297-7
- [YYT⁺11] YU, Lap-Fai ; YEUNG, Sai-Kit ; TANG, Chi-Keung ; TERZOPOULOS, Demetri ; CHAN, Tony F. ; OSHER, Stanley J.: Make It Home: Automatic Optimization of Furniture Arrangement. In: *ACM SIGGRAPH 2011 Papers*. New York, NY, USA : ACM, Juli 2011 (SIGGRAPH '11). – DOI 10.1145/1964921.1964981. – ISBN 1-4503-0943-1, S. 86:1-86:12
- [ZFG08] ZHANG, Hui ; FRITTS, Jason E. ; GOLDMAN, Sally A.: Image Segmentation Evaluation: A Survey of Unsupervised Methods. In: *Computer Vision and Image Understanding* 110 (2008), Mai, Nr. 2, S. 260-280. – DOI 10.1016/j.cviu.2007.08.003. – ISSN 1077-3142

Bildverzeichnis

Holzfäller	KASIMIR S. MALEWITSCH: <i>Der Holzfäller</i> . Gemeinfrei, 1912/13.
Krawatten	DAVID WRIGHT: <i>Course 2579 - Tie</i> (Ausschnitt). CC BY 2.0, 2012. https://www.flickr.com/photos/dhwright/6689906321
Leopard	JERINE LAY: <i>Leopard Cat Fabric</i> . CC BY 2.0, 2009. https://www.flickr.com/photos/jerine/6944472527
Mosaik	SOUZ GERBINO: <i>Mosaik</i> . CC BY 2.0, 2011. https://www.flickr.com/photos/docsu70/5438581761/
Moulin Rouge	HENRI DE TOULOUSE-LAUTREC: <i>Moulin Rouge - La Goulue</i> (Ausschnitt). Gemeinfrei, 1891.
Pizza	ANDY CIORDIA: <i>Pizza Time</i> (Ausschnitt). CC BY-NC 2.0, 2006. https://www.flickr.com/photos/ciordia/220245404
Seemonster	JOSEPH M. W. TURNER: <i>Sunrise with Sea Monsters</i> . Gemeinfrei, 1845.
Sternennacht	VINCENT VAN GOGH: <i>De sterrennacht</i> (Ausschnitt). Gemeinfrei, 1889.
Supermarkt	JOSEFINE STENUDD: <i>Veganz, a supermarket</i> (Ausschnitt). CC BY-NC 2.0, 2012. https://www.flickr.com/photos/72616463@N00/8209737977
Venus	SANDRO BOTTICELLI: <i>La nascita di Venere</i> . Gemeinfrei, ca. 1485/86.

Bildlizenzverzeichnis

CC BY 2.0	Creative Commons Attribution 2.0 Generic https://creativecommons.org/licenses/by/2.0/
CC BY-NC 2.0	Creative Commons Attribution-NonCommercial 2.0 Generic https://creativecommons.org/licenses/by-nc/2.0/

Alle URLs wurden zuletzt am 2. März 2015 abgerufen.

Erklärung

Ich versichere, diese Arbeit selbstständig verfasst zu haben. Ich habe keine anderen als die angegebenen Quellen benutzt und alle wörtlich oder sinngemäß aus anderen Werken übernommene Aussagen als solche gekennzeichnet.

Weder diese Arbeit noch wesentliche Teile daraus waren bisher Gegenstand eines anderen Prüfungsverfahrens. Ich habe diese Arbeit bisher weder teilweise noch vollständig veröffentlicht.

Das elektronische Exemplar stimmt mit allen eingereichten Exemplaren überein.

Stuttgart, den 2. April 2015