Proceedings 19. DAGM-Symposium, 1997, S. 63-70

Regionensegmentierung von Farbbildfolgen

Thorsten Bomberg und Stefan Posch*

TechnischeFakultät, AG Angewandte Informatik
Universität Bielefeld, Postfach 100131, 33501 Bielefeld
posch@techfak.uni-bielefeld.de

Zusammenfassung In diesem Artikel wird ein neues Verfahren zur Regionensegmentierung in Farbbildfolgen vorgestellt. Es ist eine Erweiterung des Seeded-Region-Growing für Bildsequenzen. Das Verfahren arbeitet sehr schnell und erzielt auf realen Bildsequenzen gute und im wesentlichen stabile Segmentierungsergebnisse. Zusätzlich werden zeitliche Korrespondenzen der Regionen bestimmt.

1 Einleitung

In einem Bildanalysesystem ist der erste Schritt von ikonischen Bilddaten auf dem Weg zur symbolischen Beschreibung stets eine Segmentierung der Bilder. Ziel eines regionenbasierten Ansatzes ist eine Partition des Bildes in homogene Regionen, wobei die Vereinigung zweier benachbarter Regionen stets inhomogen sein soll. Homogenität kann dabei bezüglich unterschiedlicher Merkmale wie Grauwert, Farbe, Textur, Bewegungs- oder Tiefeninformation definiert sein. Die Segmentierung von Bildfolgen baut in den meisten Arbeiten auf Bewegungsinformation auf. Ein Vorteil hierbei ist die Fokussierung auf bewegte Bildbereiche, die oft von besonderem Interesse sind. In dem vorliegenden Beitrag wird ein alternativer Ansatz auf der Basis von Farbinformation verfolgt. Solch ein Vorgehen ist erforderlich, wenn Bewegungsinformation alleine nicht zur Trennung relevanter Bildbereiche ausreicht. Dies kann etwa bei relativ langsamer und ähnlicher Bewegung benachbarter Objekte der Fall sein, insbesondere aber auch bei aktiver Kamerasteuerung. Dann bewegen sich Objekte eines statischen Hintergrundes gemeinsam relativ zur Kamera. Eine Projektion der Segmentierung zu einem früheren Zeitpunkt in das aktuelle Bild anhand der Schätzung der Kamerabewegung wird aber meist zu unsicher sein. Ein weiterer Vorteil unseres Ansatzes ist, daß auch ein bewegtes Objekt anhand der Farbinformation in relevante Bereiche, z.B. seine Oberflächen segmentiert werden kann.

Auch in [Gam92] wird in jedem Bild einer Folge unabhängig eine Regionensegmentierung durchgeführt. Dann wird aus je zwei aufeinanderfolgenden Bildern für jede Region eine Translation und Größenskalierung berechnet und daraus eine Saat für die Region im nächsten Bild abgeleitet. Diese dienen

* Diese Arbeit ist durch die DFG im Rahmen des SFB 360 gefördert.

In E. Paulus and F.M.Wahl, editors, Mustererkennung 97, 19. DAGM-Symposium Braunschweig, Informatik-Fachberichte, Informatik Aktuell, pages 63-70. Springer, 1997.

als Ausgangspunkt für ein Region-Growing unter Ausnutzung eines Oberflächenmodells und Kanteninformation, wobei allerdings keine neuen Regionen entstehen können. Zur Verfolgung von Regionen werden in [BD95] ausgehend von einer Segmentierung im vorhergehenden Bild die Bewegungsparameter einer Region durch Maximierung einer Korrelationsfunktion für ein vorgegebenes Bewegungsmodell bestimmt. Anschließend wird die Form der Regionenbegrenzung durch ein aktives Konturmodell angepaßt. In [ES93] wird eine Segmentierung mit kombinierter Verwendung von Farb- und Bewegungsinformation vorgeschlagen. Dies erfolgt durch unüberwachtes Clustern im Merkmalsraum aus Farbe, Bewegung und Bildposition, wobei eine variable Anzahl von Clustern und damit von Regionen zugelassen wird.

Region-Growing Verfahren sind eine Klasse von Techniken zur Regionensegmentierung (s. die Übersichtsartikel in [HS85,PP93]). Im Single-Linkage Verfahren beruht das Wachstum auf der Ähnlichkeit der Merkmale benachbarter Bildpunkte. Hierbei können allerdings Bildpunkte mit sehr unterschiedlichen Merkmalen verkettet werden, wodurch unerwünschtes Verschmelzen von Regionen auftreten kann (das sogenannte Chaining-Problem). Daher wird beim Merging oft die Differenz der Merkmale eines Bildpunktes zu dem Mittelwert einer bereits existierenden, noch unvollständigen Region bestimmt. In einer fest vorgegebenen Reihenfolge werden alle Bildpunkte mit einer benachbarten unvollständigen Region verglichen und mit ihr verschmolzen, wenn die Differenz unter einer Schwelle liegt. Die Reihenfolge der Bearbeitung hat bei solchen Techniken neben dem Schwellwert einen starken Einfluß auf das Resultat. Der Schwellwert kann global festgelegt oder lokal adaptiv bestimmt werden. In [ZSK95] wird hierzu beispielsweise die Grauwertstatistik in drei Fenstern verschiedener Größe um jeden Bildpunkt zur Wahl von adaptiven Schwellwerten benutzt. In einer verallgemeinerten Version wird zunächst eine initiale Segmentierung des Bildes vorgenommen, indem etwa jeder Bildpunkt oder benachbarte Bildpunkte mit identischen Merkmalen initiale Regionen bilden. Dann werden jeweils zwei benachbarte Regionen verglichen und bei Ähnlichkeit verschmolzen. Auch hier können globale oder adaptive Ähnlichkeitskriterien benutzt werden und erneut hat die Bearbeitungsreihenfolge und die Wahl der Schwellwerte einen großen Einfluß auf die Ergebnisse (s. z.B. [CL95]).

Ausgangspunkt für das neue Verfahren ist das Seeded-Region-Growing nach [AB94]. Dort wird das Bild in einem Wachstumsprozeß ausgehend von Saaten segmentiert. Für jede Region muß eine Saat als Menge von Bildpunkten aus der Region vorgegeben werden. Anders als übliche Region-Growing-Verfahren ist es parameterfrei. Es benötigt lediglich eine Metrik auf dem verwendeten Merkmalsraum, erfordert freilich die Initialisierung mit guten Saaten. Diese Information beinhaltet jedoch bereits einen beträchtlichen Teil der gesuchten Segmentierung, nämlich die Anzahl der Regionen und die grobe Lokalisation eines typischen Ausschnitts je Region. In [Köt95] werden hierzu die Ergebnisse von drei verschiedenen Segmentierungsverfahren auf demselben Bild zu initialen Saaten kombiniert. Im vorliegenden Beitrag wird ein anderes Vorgehen vorgeschlagen, indem das ursprüngliche Verfahren für Bildfolgen modifiziert und die Saaten aus der Segmentierung des vorhergehenden Bildes bestimmt werden. Zur Initialisierung für das erste Bild setzen wir das Island-Growing nach [PR93] in einer Implementierung von [Kor94] ein, es kann aber ebenso jedes andere Verfahren zur Regionensegmentierung benutzt werden.

2 Basisverfahren: Seeded-Region-Growing

Die Grundidee des Seeded-Region-Growing liegt in der Vorgabe genau einer Saat (seed) für jede zu segmentierende Region, die in einem Bereich typischer Merkmalswerte der Region liegen sollte. Jede dieser Saaten bildet eine partielle Region, die im anschließenden Regionenwachstum vergrößert werden, bis das Bild vollständig partitioniert ist. Hierzu werden in jedem Schritt alle benachbarten Bildpunkte der partiellen Regionen betrachtet und der Bildpunkt mit der größten Ähnlichkeit zu seiner Nachbarregion dieser auch zugeordnet. Hierzu wird eine Metrik auf dem Merkmalsraum benötigt, die die Ähnlichkeit eines Bildpunktes zum mittleren Merkmalsvektor der benachbarten Region bestimmt. Zur Beschreibung des Algorithmus wird folgende Notation verwendet:

$R_i^{(l)}$ die Region i $(i = 1, \ldots, k)$ im Schritt l der Iteration

$N(R) := \{p \,|\exists q \in R : p \text{ ist Nachbar von } q \wedge p \notin R\}$
die der Region R benachbarten Bildpunkte

$T^{(l)} := \{(p, R_i^{(l)}) | p \in N(R_i^{(l)}) \wedge p \notin \bigcup_{j \neq i} R_j^{(l)}\}$
die Menge von Bildpunkten, die einer partiellen Region benachbart sind und noch keiner Region zugeordnet worden sind, zusammen mit der benachbarten Region

$\mathbf{c}(p)$, $\mathbf{c}(R)$ Merkmalsvektor des Bildpunktes p, bzw. Mittelwert der Merkmalsvektoren aller Bildpunkte in der Region R

$d(\mathbf{c_1}, \mathbf{c_2})$ Metrik auf dem Merkmalsraum

In jedem Iterationsschritt wird aus $T^{(l)}$ das Paar $(p, R_i^{(l)})$ mit minimalem $d(\mathbf{c}(p), \mathbf{c}(R_i^{(l)}))$ ausgewählt und p der Region $R_i^{(l)}$ zugeordnet. Auf diese Weise wird eine Bearbeitungsreihenfolge in Abhängigkeit vom Bildinhalt festgelegt, die in jedem Schritt diejenige partielle Region und denjenigen benachbarten Bildpunkt auswählt, für die eine Zuordnung aufgrund der maximalen Ähnlichkeit der Bildmerkmale am zuverlässigsten ist. Daher ist das Segmentierungsergebnis nicht von einer fest vorgegebenen Reihenfolge abhängig, sondern den aktuellen Bilddaten angepaßt. Dann wird $T^{(l)}$ entsprechend der Definition aktualisiert und die Iteration wiederholt, bis alle Bildpunkte einer Region angehören. Zur effizienten Realisierung wird die Menge $T^{(l)}$ in einer Liste verwaltet, die entsprechend aufsteigenden Abständen $d(\mathbf{c}(p), \mathbf{c}(R_i^{(l)}))$ sortiert wird. Da in jedem Interationsschritt eine Region $R_i^{(l)}$ erweitert wird, ändert sich im allgemeinen auch deren mittlerer Merkmalsvektor und somit der Abstand aller benachbarten Bildpunkte von R_i. Daher müßte die Liste $T^{(l)}$ neu sortiert werden. Wiederum aus Effizienzgründen wird jedoch auf die Neuberechnung der Abstände und die neue Sortierung der Liste verzichtet. Hingegen wird beim Einfügen der neuen Elemente $(q, R_i^{(l)})$ in die Liste $T^{(l)}$ jeweils der aktualisierte Mittelwert $\mathbf{c}(R_i)$ zur Sortierung benutzt. Durch diese Änderung fällt das Segmentierungsergebnis zwar geringfügig anders aus, es kann aber eine beträchtliche Effizienzsteigerung bezüglich der Rechenzeit erzielt werden.

3 Erweiterung auf Bildfolgen: Sequence-Region-Growing

Für die Erweiterung auf Bildfolgen wird davon ausgegangen, daß sich Form und mittlerer Merkmalsvektor der Region zwischen aufeinanderfolgenden Bildern nicht stark ändert. Durch Objektbewegungen oder Änderung des Bildausschnitts durch eine aktive Kamera können Regionen sowohl am Bildrand als auch im Bildinneren verschwinden und neue Regionen entstehen. Die Idee der Erweiterung wird zunächst unter der Annahme erläutert, daß alle Regionen im letzten Bild auch im aktuellen vorhanden sind. Daher wird für jede dieser Regionen für das neue Bild eine leere Region $R_i^{(0)}$ ohne zugeordnete Bildpunkte hypothetisiert und zunächst der mittlere Merkmalsvektor aus dem vorhergehenden Bild übernommen. Im allgemeinen Fall können aus der Segmentierung nämlich nicht wie in [Gam92] Bildbereiche als Saat für jede Region gebildet werden. Denn für keinen Bereich der Region kann garantiert werden, daß er auch im nächsten Bild noch von derselben Region überdeckt wird.[1] Bei Regionen mit Löchern trifft dies nämlich auch auf den intuitiv naheliegenden Schwerpunkt zu (s. Gitterpunkt a in Abbildung 1).

Daher werden willkürlich Bildpunkte p gewählt und die zugehörige Region R_i im vorhergehenden Bild festgestellt. Dies ergibt Hypothesen (p, R_i) über die Zugehörigkeit des Bildpunktes p zur Region R_i im aktuellen Bild aufgrund der Segmentierung des vorhergehenden Bildes, die in das aktuelle Bild projiziert wird. Nun werden die $(p, R_i^{(0)})$ gemäß $d(\mathbf{c}(p), \mathbf{c}(R_i^{(0)}))$ in die Liste $T^{(0)}$ eingefügt. Dabei wird also nach Abständen der Merkmale von Bildpunkten im aktuellen Bild zum Mittelwert der Regionen im letzten Bild sortiert. Im Beispiel der Abbildung 1 ergeben beispielsweise die Gitterpunkte b und d korrekte Hypothesen. Bei der Auswahl der Bildpunkte für diese Initialsierung von $T^{(0)}$ muß für jede Region, die in vorhergehenden und aktuellen Bild vorhanden ist, mindestens einer dieser Bildpunkte in beiden Bildern von der Region überlappt werden. Dann kann ein geeigneter Startpunkt für das Regionenwachstum gefunden und die Region zeitlich korrekt zugeordnet werden. In unserer Realisierung werden zu dieser Initialisierung

[1] Dies wäre nur für eine exakte Bewegungsschätzung und -kompensation unter Berücksichtigung der genauen Deformation der Region im zeitlichen Verlauf gegeben.

alle Bildpunkte in einem 3×3-Gitter über dem Bild verwendet, also in x- und y-Richtung systematisch jeder dritte Bildpunkt.

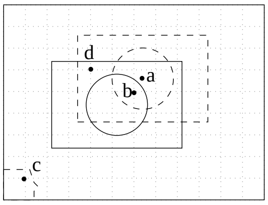


Abbildung1: Überlagerung der idealen Segmentierung zweier Bilder einer Folge (Zeitpunkt $t-1$: gestrichelt, t: durchgezogen) und typische Gitterpunkte

Nach dieser Initialisierung der Liste $T^{(0)}$wird die Iteration wie im ursprünglichen Verfahren durchgeführt. Dabei werden Bildpunkte Regionen zugeordnet, und weitere Hypothesen nun aufgrund der Nachbarschaft in $T^{(l)}$ aufgenommen. Damit beginnt das Wachsen jeder Region im aktuellen Bild an einem Bildpunkt, dessen Merkmalen dem mittleren Merkmalsvektor der Region im vorhergehenden Bild sehr ähnlich ist. Dies war nämlich genau das Kriterium zur Sortierung der initialen Liste $T^{(0)}$. Somit findet das Verfahren implizit eine Saat je Region mit typischen Merkmalen. Eine falsche initiale Hypothese $(p, R_i^{(0)})$, bei der also die Region R_i im aktuellen Bild den Bildpunkt p nicht mehr überdeckt, wird in der Regel nie aus der Liste T entnommen. Denn der Bildpunkt p liegt nun in einer anderen Region, weswegen der Abstand $d(\mathbf{c}(p), \mathbf{c}(R_i^{(0)}))$ groß sein wird. Daher wird die richtige Region R_j von p solange wachsen, bis der Bildpunkt p ihr benachbart ist und die Hypothese $(p, R_j^{(l)})$ aufgrund des geringeren Abstandes akzeptiert wird. Verschwindet eine Region R_i aus dem Bild, wird mit großer Sicherheit keine der initialen Hypothesen $(p, R_i^{(0)})$ akzeptiert werden. Ein Beispiel hierfür ist der Gitterpunkt c in Abbildung 1. Am Ende der Iteration verbleibt R_i also als leere Region und das Verfahren kann so das Verschwinden von Regionen berücksichtigen. Durch die Art der Initialisierung von T ist darüber hinaus bereits eine Zuordnung korrespondierender Regionen über die gesamte Bildfolge hinweg erreicht.

Entstehen von Regionen

Das Entstehen neuer Regionen kann mit dem bisherigen Verfahren prinzipiell nicht detektiert werden, da keine neuen Regionenhypothesen generiert werden. Um neue Regionen zu berücksichtigen, wird ein Schwellwert ϑ_{new} eingeführt. Dieser begrenzt den maximal zugelassenen Abstand $d(\mathbf{c}(p), \mathbf{c}(R_i^{(l)}))$ beim Zuordnen eines Bildpunktes p zur Region R_i. Wird er überschritten, bleibt p zunächst ohne Regionenzuordnung. Nach Abarbeiten der Liste T müssen nun die verbliebenen Bildpunkte in neue Regionen segmentiert werden. Dies ist nun ein wesentlich einfacheres Problem als die Segmentierung des kompletten Bildes. Deshalb kann hier erfolgreich ein einfaches Centroid-

Linkage-Verfahren (vgl. [HS85]) mit dem Schwellwert ϑ_{new} eingesetzt werden. Der Schwellwert ϑ_{new} kann dabei wesentlich robuster gewählt werden als bei Region-Growing auf dem gesamten Bild. Denn bei der Segmentierung des nächsten Bildes der Folge nehmen die neuen Regionen bei der Initalisierung der Liste T teil und die Grenzen zu den Nachbarregionen werden erneut über das Sequence-Region-Growing festgelegt.

Nachbearbeitung

Zur Behandlung von Artefakten der Segmentierung des Hintergrundes wird noch eine optionale Nachbearbeitung durch Verschmelzen von Regionen eingeführt. Eines der Artefakte entsteht beim Verschwinden von Regionen. In den meisten Fällen sind diese, wie oben beschrieben, nach der Iteration leer und können so eliminiert werden. Manchmal verbleiben aber Restregionen und konkurrieren dann mit dem Hintergrund um Bildpunkte. Ein anderes Problem tritt an der Grenze zwischen Schatten von Objekten und dem Hintergrund auf. Auch hier ist der Farbton beider Regionen ähnlich, und beide Bereiche gehen ohne scharfe Helligkeitsänderung ineinander über. Deshalb können solche Schattenregionen aus ihrem dunklen Kernbereich in den helleren Hintergrund wachsen. Dieser Effekt wird dadurch verstärkt, daß die Hintergrundregion meist räumlich weit ausgedehnt ist und dadurch tendenziell eine große Varianz in den Farbvektoren aufweist.

Beiden Problemen wird derzeit durch Verschmelzen begegnet: Der Hintergrundregion R_h benachbarte Regionen R_i werden mit dieser verschmolzen und dabei selber gelöscht, wenn sich ihre mittleren Farbvektoren ähnlich sind: $|\mathbf{c}(R_h) - \mathbf{c}(R_i)| \leq \vartheta_{\text{merge}}$. Der Hintergrund ist dabei definiert als die Region mit dem größten umschreibenden Rechteck.

Die Initalisierung der Saaten für das erste Bild aus einer Regionensegmentierung ohne Saaten sowie weitere Details sind ist in [Bom97] näher beschrieben.

4 Ergebnisse

Das neue Segmentierungsverfahren wurde an 14 Sequenzen mit je $30-41$ Bildern aus einem Szenario mit Objekten eines Konstruktionsbaukastens getestet. In einem Teil der Bildfolgen wurden ein oder zwei Objekte manuell auf dem Untergrund verschoben oder in der Luft bewegt (s. Sequenz LEISTE1 und REIFEN1 in Abbildung 2, die sich am Ende des Tagungsbandes im Farbanhang befindet). In den anderen Folgen wurde die Kamera gezoomt oder geschwenkt bzw. die Beleuchtung verändert (s. Sequenz LIGHT1 in Abbildung 2). Die zeitliche Auflösung beträgt in der Regel 3 Hz, teils nur 0.5 Hz. Die Segmentierungsergebnisse werden visuell inspiziert und mit dem Ziel der Trennung der Objektoberflächen beurteilt.

Im Vergleich unterschiedlicher Farbräume brachten RGB- und HSI-Raum vergleichbare Ergebnisse mit leichten Vorteilen für den RGB-Raum, während der CIELab deutlich schlechter abschnitt. Daher wählen wir in der Regel den Farbraum, in dem die Bilder vorliegen, um die zusätzliche Rechenzeit zur Farbraumkonversion zu vermeiden. Als Metriken auf dem RGB- und HSI-Raum wurden Cityblock- und euklidischer Abstand verglichen. Der HSI-Raum wurde hierzu in kartesischen statt Polarkoordinaten codiert. Mit dem euklidischen Abstand kann die Segmentierung lediglich geringfügig verbessert werden, daher wird im folgenden dem Cityblockabstand wegen des Rechenzeitvorteils von etwa 10% der Vorzug gegeben.

Der Schwellwert ϑ_{new} für neue Regionen kann sinnvoll im Intervall $[40; 100]$ für RGB bzw. $[50; 90]$ für HSI variiert werden, die Schwelle $\vartheta_{\mathrm{merge}}$ für das Verschmelzen im Bereich $[20; 40]$. Sie werden im weiteren auf $\vartheta_{\mathrm{new}} = 65$ und $\vartheta_{\mathrm{merge}} = 30$ festgesetzt.[2]

Die Objektoberflächen können im wesentlichen korrekt segmentiert werden. Beispiele sind in Abbildung 2 dargestellt. Allerdings werden die Schraubgewinde und Reifenprofile aufgrund der Texturierung teilweise in mehrere Regionen fragmentiert. Die Seitenflächen der Würfel werden meist wie gewünscht getrennt segmentiert, in einigen Fällen verschmelzen aber die zwei Vorderseiten wegen ähnlicher Farbcharakteristik. Neu ins Bild eintretende Objekte werden sicher erkannt und beim Verschwinden wieder elimiert. Die Zuordnung korrespondierender Regionen über die Bildfolge hinweg ist sowohl für bewegte wie unbewegte Objekte überwiegend korrekt. Fehler treten hier in der Zoom-Sequenz auf, da hier bei zunehmender Vergrößerung mehr Detail hervortritt und ursprünglich homogene Regionen zerfallen (beispielsweise das Reifenprofil). In einigen Fällen fehlt für kleine Regionen – wie das Lochinnere von Würfeln oder Leisten und auch für Bereiche von Reflexionen – die Überlappung der Region in aufeinanderfolgenden Bildern. Teils werden diese Regionen dann als neu detektiert, wobei die Korrespondenz verloren geht, teils von anderen Regionen vereinnahmt. Die größten Instabilitäten treten bei Schattenregionen auf. Ihre Grenzkontur zum Hintergrund ist, wie bereits in Abschnitt 3 erwähnt, oft relativ instabil, auch zerfallen manchmal große Schattenregionen. Dasselbe trifft auch für Schattenregionen zu, die auf Objektoberflächen durch andere Objekte hervorgerufen werden. Für die Szene LIGHT1 mit zunehmend sehr starker Verdunkelung kann lange eine stabile Segmentierung erzielt werden, erst am Ende der Sequenz geht etwas Detail verloren.

Die Zeit für die Segmentierung beträgt auf einer DEC Alpha 500/400 lediglich knapp 0.8 Sekunden pro Bild und ist damit sehr schnell. In dieser Zeit wird ein Bild komplett segmentiert und die Korrespondenzen der Regionen zwischen aufeinanderfolgenden Bildern der Sequenz zur Verfügung gestellt.

5 Zusammenfassung

In diesem Beitrag wurde ein neues Verfahren zur Regionensegmentierung in Farbbildfolgen vorgestellt. Es basiert auf dem Seeded-Region-Growing. Die Initialisierung der Saaten wird allerdings aus der Segmentierung des vorhergehenden Bildes gewonnen. Am Anfang der Bildfolge wird die Initialisierung

[2] Die Schwellwerte beziehen sich auf einen Wertebereich von $[0; 255]$ je Farbkanal

mit der Segmentierung durch Island-Growing vorgenommen. Das Verfahren kann sowohl neue und verschwindende Regionen detektieren, als auch die zeitliche Korrespondenz der Regionen über den Verlauf der Bildfolge bestimmen. Zur Detektion und Nachbearbeitung ist je ein Schwellwert erforderlich, der aber aufgrund der Eigenschaften des Verfahrens relativ robust gewählt werden kann. Die Ergebnisse mit RGB- und HSI-Farbraum und den Metriken Cityblock und Euklid liefern vergleichbare Ergebisse, so daß die Wahl jeweils aufgrund der benötigten Rechenzeit erfolgt. Mit knapp 0.8 Sekunden Rechenzeit auf einer DEC Alpha 500/400 ist das Verfahren sehr schnell. Durch die Segmentierung können Objektoberflächen in realen Sequenzen gut segmentiert und Korrespondenzen stabil ermittelt werden. Schwierigkeiten bereiten vor allem Schattenregionen sowie texturierte und kleine Regionen. Eine offensichtliche Erweiterung kann durch Schätzung der Regionenbewegungen und deren Kompensation bei der Initialisierung der Saaten vorgenommen werden.

Literatur

[AB94] R. Adams und L. Bischof. Seeded Region Growing. *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 16(6):641–647, 1994.

[BD95] B. Bascle und R. Deriche. Region tracking through image sequences. In *Proc. International Conference on Computer Vision*, Seiten 302–307, 1995.

[Bom97] Thorsten Bomberg. Regionensegmentierung auf Bildfolgen mit Mechanismen des perzeptiven Gruppierens. Diplomarbeit, Universität Bielefeld, Technische Fakultät, AG Angewandte Informatik, Februar 1997.

[CL95] Y.L. Chang und X. Li. Fast image region growing. *Image and Vision Computing*, 13(7):559–571, 1995.

[ES93] M. Etoh und Y. Shirai. Segmentation and 2D motion estimation by region fragments. In *Proc. International Conference on Computer Vision*, Seiten 192–199, 1993.

[Gam92] J.P. Gambotto. A region-based spatio-temporal segmentation algorithm. In *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, Jgg. C, Seiten 189–192, 1992.

[HS85] R.M. Haralick und L.G. Shapiro. Image segmentation techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29:100–132, 1985.

[Kor94] Michael Korff. Regionensegmentierung auf der Basis von Farben. Diplomarbeit, Universität Bielefeld, Technische Fakultät, AG Angewandte Informatik, 1994.

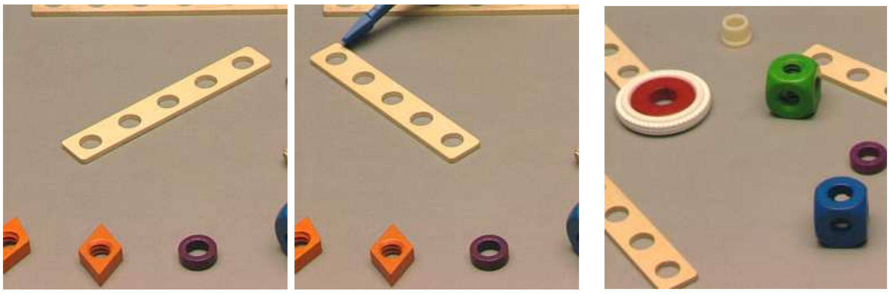
[Köt95] Ulrich Köthe. Primary Image Segmentation. In G. Sagerer, S. Posch und F. Kummert, Hrsg., *Mustererkennung 1995. Proceedings 17. DAGM-Symposium*, Informatik Aktuell, Seiten 554–561. Springer, 1995.

[PP93] N.R. Pal und S.K. Pal. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 26:1277–1294, 1993.

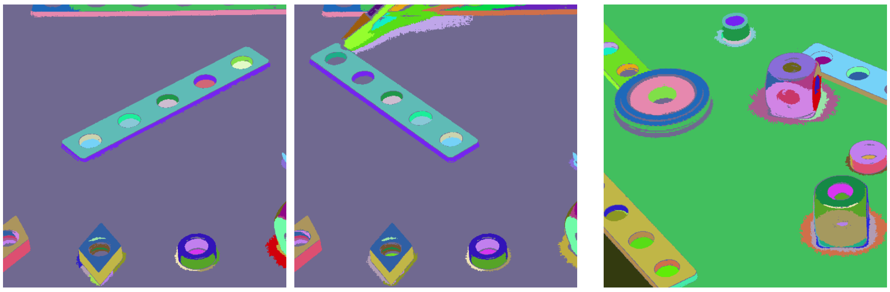
[PR93] Lutz Priese und Volker Rehrmann. A Fast Hybrid Color Segmentation Method. In S. Pöppel und H. Handels, Hrsg., *Mustererkennung 1993. Proceedings 15. DAGM-Symposium*, Seiten 297–304. Springer, 1993.

[ZSK95] Shanjun Zhang, Yuji Sakamoto und Toshio Kawashima. Multiresolution Image Segmentation by Adaptive Region Growing. In *Proc. 2nd Asian Conference on Computer Vision*, Jgg. I, Seiten 518–523, 1995. IEEE.

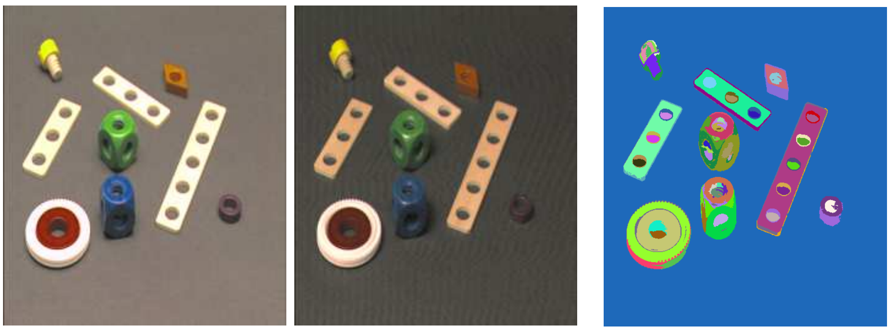
Farbanhang zu: T. Bomberg, S. Posch
Regionensegmentierung von Farbbildfolgen



(a) LEISTE1: Bild 0 (b) LEISTE1: Bild 19 (c) REIFEN1: Bild 11



(d) LEISTE1: Bild 0 (e) LEISTE1: Bild 19 (f) REIFEN1: Bild 11



(g) LIGHT1: Bild 0 (h) LIGHT1: Bild 24 (i) LIGHT1: Bild 24

Abbildung2: (a),(b) Bilder aus der Sequenz LEISTE1 mit Verschieben eines Objektes; (d),(e) Segmentierungsergebnisse hierfür (RGB-Farbraum); (c),(f) eine Bild und zugehörige Segmentierung aus der Sequenz REIFEN1 (RGB-Farbraum); (g),(h) Bilder aus der Sequenz LIGHT1 mit Verdunkelung und (i) ein Segmentierungsergebnis (HSI-Farbraum);

In allen Fällen wurde der Cityblockabstand und die Parameter $\vartheta_{\text{new}} = 65$ und $\vartheta_{\text{merge}} = 30$ verwendet. Der Farbraum ist jeweils angegeben.