

Hierarchische merkmalsbasierte Bewegungsanalysemethode für Videosequenzen

Ayoub Al-Hamadi; Robert Niese und Bernd Michaelis
Institut für Elektronik, Signalverarbeitung und Kommunikationstechnik (IESK)
Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg
D-39016 Magdeburg, P.O. Box 4210 Germany
ayoub@iesk.et.uni-magdeburg.de

Zusammenfassung

Die vorgeschlagene merkmalsbasierte Methode zur Bewegungsanalyse basiert in diesem Beitrag auf einer Zwei-Ebenen-Einteilung, bei der zwischen analytisch erfassten Bildmerkmalen und davon abstrahierten Bedeutungsträgern unterschieden wird. Zur Korrespondenzermittlung wird eine hierarchische Merkmalsextraktion verwendet, um die Begrenztheit bisheriger Konzeptionen zu überwinden. Es werden keine Bildprimitiven (wie Ecken und Kanten) extrahiert, sondern nur die sich mit dem Bildinhalt ändernden, bewegten Regionen (Motion-Blobs) betrachtet, die mittels eines modifizierten differenzbildbasierten Ansatzes in Verbindung mit morphologischen und Trennungsooperatoren extrahiert wurden.

1. Einleitung

Die Analyse von Bildsequenzen ist für viele Anwendungen des maschinellen Sehens aufgrund der Entwicklung einer Vielfalt leistungsfähiger Algorithmen sowie fallender Hardwarekosten bei steigender Rechenleistung von großer Bedeutung. Aktuelle Anwendungen reichen von der Bild-datenkompression [4, 5] über Einsatzgebiete in der Überwachungstechnik [6] bis hin zur Steuerung autonomer Fahrzeuge [2]. Die bekannten Methoden erweisen sich bei der industriellen Anwendung (z.B. Fahrerassistenten, Roboter usw.) bzw. für medizinische Zwecke (Verhaltensanalyse, Ganganalyse, Sportwissenschaft) aber auch Wachstumsvorgängen u.ä. als gut geeignete Hilfsmittel. Dennoch sind noch viele Probleme zu lösen, bis sich die Verfahren routinemäßig anwenden lassen. Dies hat einfache Gründe:

- a) *Die beobachtete Bewegung eines Objektes in realen Bildszenen wird durch verschiedene Einflüsse (Angefangen vom Kamerarauschen, über Schattenwurf und Helligkeitsschwankungen, Verdeckungen bis hin zu Reflexionen z.B. an Fahrzeugen, Deformationen u.ä.) überlagert und dadurch das Analyseergebnis zum Teil stark verfälscht.*
- b) *Bewegungen verdeckter Objekte bzw. Körperteile lassen sich oft nicht oder nur mit erheblichen Einschränkungen statistisch rekonstruieren.*

Im Gegensatz zu intensitätsbasierten Ansätzen, welche die Folgebilder Bildpunkt für Bildpunkt vergleichen, werden bei merkmalsbasierten Verfahren Bildmerkmale auf *höherer Ebene* zur Korrespondenzermittlung herangezogen [3]. Neben einfachen Objektmerkmalen (*Ecken, Punkten und Linien*) werden auch komplexere geometrische Primitiven, wie bspw. starre sowie auch flexible Konturmodelle, verwendet. Als Nachteil dieser Verfahren ist die große Anzahl von Bildprimitiven, die öfter zu Mehrdeutigkeiten bei der Korrespondenzermittlung führen. Das primäre Ziel beim Tracking besteht darin, pro Bild der Sequenz die Lage und Geschwindigkeit der verwendeten Objektprimitiven zu bestimmen. Die Menge der Bewegungsgrößen pro Primitive wird als (*Bewegungs-*) *Trajektorie* bezeichnet. Unsere Methode unterscheidet sich von anderen Methoden der Bewegungsanalyse (Blockmatching [7], optischer Fluss [8], merkmalsorientierte Methoden [6,9,10,15] und modelbasierte Methoden für deformierbare Objekte [11]) dadurch, dass auf einer Seite automatische objektadaptierte Regionen (Segmentierung) angewendet und andererseits dass die Korrespondenzermittlung in hierarchischen Korrelationsebenen erfolgt. Dieser

Vorgang führt einfach dazu, dass die Mehrdeutigkeiten aufgrund der vielen Primitiven im Bild bei der Korrespondenzermittlung stark unterdrückt werden.

2. Das Konzept- Paradigma

Das Ziel dieser Forschungsarbeit ist die Entwicklung eines hierarchischen Verfahrens, das nicht nur feste gewählte Regionen, sondern auch beliebige *veränderliche* Objekte in Bildfolgen automatisch segmentiert und verfolgt. Dabei wird durch dieses Verfahren der Einfluss von bildspezifischen *Störungen* wie *Schattenwurf*, *Beleuchtungsänderungen*, *Reflexion* und teilweise *Verdeckung* deutlich unterdrückt. Zusätzlich ist das Verfahren robust unter objektbezogenen Störungen wie *Objektdeformation*, *Rotation* bzw. *Objektvergrößerung* oder *Verkleinerung*. Insbesondere ist auch die Aufspaltung des Objektes in zwei (oder mehrere) Teile und damit verbunden unterschiedliche Trajektorien bzw. auch die erneute Vereinigung zu einem Cluster möglich. Dies repräsentiert z.B. eine typische Verkehrssituation mit relativ dicht fahrenden Fahrzeugen u.ä.

Das Konzept basiert auf einer Einteilung in zwei einander zugeordnete Ebenen. Es wird zwischen den real vorhandenen Bildbestandteilen (*Motion-Blobs und Farb-Patches*) und davon abstrahierten Meta-Objekten unterschieden. Die Lösung des Korrespondenzproblems erfolgt mit Hilfe einer merkmalsbasierten Beschreibung der Farb-Patches und der Motion-Blobs. Für die Segmentierung kommt vorzugsweise eine modifizierte Differenzbildmethode zum Einsatz. Den Ausgangspunkt für diese Arbeit bilden die allgemeinen Zusammenhänge in Abb. 1. Meta-Objekte stellen eine Abstraktion der konkreten realen Objekte dar, welche alle relevanten Informationen für eine Verfolgung enthalten, während die realen Objekte selbst durch Motion-Blobs und Farb-Patches (*color-structure-code* CSC [14]) abgebildet werden. Die daraus resultierende Aufgabe ist nun unter Ausnutzung der Korrelation der Bildmerkmale jedem Objekt der Szene genau ein Meta-Objekt zuzuordnen.

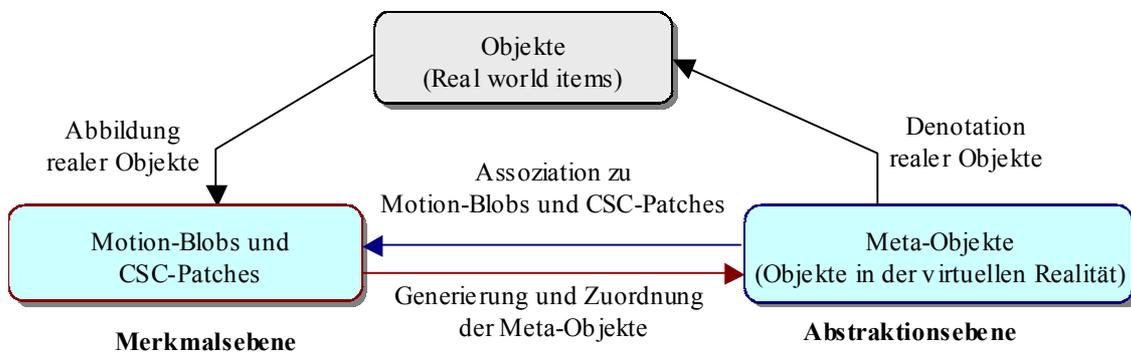


Abb. 1: Allgemeine Zusammenhänge

3. Automatische Segmentierung von bewegenden Objekten

Verfahren der Bewegungsanalyse setzen meist eine robuste Segmentierung von sich bewegenden Objekten in der Sequenz voraus, die aber nicht immer einfach aufgrund der Bildstörungen zu realisieren ist. Im Vergleich zu den Methoden der Segmentierung von bewegten Objekten auf der Basis des optischen Flusses erscheint der einfache Differenzbildbasierte Ansatz zur Extraktion von *bewegten Objekten* als besonders interessant, da hier nicht nur die Bewegung in einer Bildsequenz detektiert wird, sondern auch eine Reduktion der Datenmenge erfolgt [1]. Die Grenzen zwischen den Objekten werden durch diesen Ansatz aber noch nicht sauber erfasst.

Es wurde ein modifizierter Ansatz entwickelt. Statt der zeitlichen Ableitung werden dabei Differenzbilder (DI) verwendet. Zur Erfassung der bewegten Objekte erfolgt jetzt die Berechnung von zwei zeitlich unmittelbar aufeinander folgenden Differenzbildern. Diese werden binarisiert. Da-

nach erfolgt eine „Und“-Verknüpfung dieser binarisierten Bilder (Abb. 2). Eine relativ sichere Erfassung der bewegten Objekte gegenüber dem Hintergrund ist so möglich. Dieser *modifizierte differenzbildbasierte* Ansatz unterscheidet sich von anderen Segmentierungsverfahren von bewegenden Objekten (*Differenzbildtechnik* oder *optischer Fluss*), da er einerseits *einfach* und nicht *rechenaufwendig* ist und andererseits eine starke *Datenreduzierung* und *genaue* Objektkonturen (*Begrenzung*) liefert.

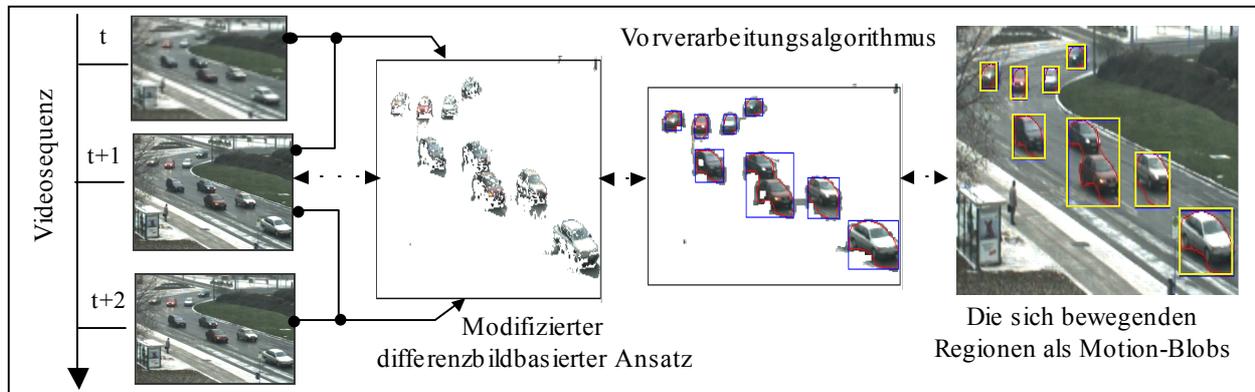


Abb. 2 : Das Prinzip des modifizierten differenzbildbasierten Ansatzes zur Erfassung von bewegenden Bildregionen anhand einer realen Bildsequenz

Ein *wesentliches Problem* ist aber mit dem *modifizierten differenzbildbasierten Ansatz* noch nicht gelöst. Hat ein Punkt eines bewegten Objektes zufällig den gleichen Grauwert wie der stationäre Hintergrund oder weisen diese Punkte keinen texturierten Vordergrund an dieser Stelle auf, dann wird die Veränderung im Differenzbild nicht detektiert. Diese Bildpunkte fehlen im Differenzbild, so dass bei einer *Binarisierung Löcher* entstehen. Infolgedessen wurde hier eine Vorarbeitungsstufe zur Unterdrückung von diesen verbleibenden Fehlern (*Löchern*) entwickelt. Diese Vorarbeitungsstufe basiert auf morphologischen Operationen und erreicht so eine Auffüllung der Löcher im Differenzbild. Generell muss für die Anwendung morphologischer Operationen aber ein geeignete Strukturelement definiert werden. Die optimale Einstellung der Größe des Strukturelements wird durch folgende Schritten erreicht:

- Operation „Closing“ mit einem größeren quadratischen Strukturelement, um Bereiche mit viel Bewegung miteinander zu verbinden
- Operation „Opening“ mit einem etwa kleinen Strukturelement, um nahliegende Objekte voneinander zu trennen

In dem zweiten Schritt der Vorverarbeitung werden die erfassten Regionen durch einen Trennungsalgorithmus bearbeitet, um verbleibende Fehler wie *Ausreißer* und *Regionsverschmelzung* zu *beseitigen*. Die Trennung findet statt, wenn zwei Randpunkte einen euklidischen Abstand d zueinander haben, der einen Schwellwert d_{\min} unterschreitet und zwischen den beiden Punkten eine Mindestzahl von n anderen Randpunkten liegt. Durch diesen Trennungsalgorithmus werden die Regionen gleichzeitig geglättet, um anschließend eine *automatische Generierung von Merkmalen* zu ermöglichen. Nun bilden diese Regionen die Objektkandidaten (*Motion-Blobs*) für die weitere Bewegungsanalyse. Dort wird die Bewegung der Bildregion (*Bewegungsvektor* $\mathbf{v} = [v_x, v_y]^T$) über Merkmalszuordnung ermittelt.

4. Merkmalszuordnung zur Korrespondenzermittlung

Die extrahierten Regionen, welche als *Motion-Blobs* bezeichnet werden, sind die Grundlage für eine weitere Merkmalsextrahierung. Die Zuordnung von Motion-Blobs in Folgebildern ist vielfäl-

tig, es kann im einfachsten idealen Fall eine 1:1 Zuordnung auftreten, bei der genau ein *Motion-Blob* in Bild n einem im Bild $n+1$ zugeordnet wird.

4.1 Motion-Blob-Korrelation (Merkmalsebene I)

Die MB-Korrelation (MBK) ist die Grundlage für die anschließende Farb-Patch Korrelation, die wiederum Basis für die Meta Objekt (MO) - Korrelation ist. Bei dieser MBK werden zu m vielen MB in Bild i , n viele MB in Bild $i+1$ ($m:n$ Zuordnung) gefunden. Die MBK basiert auf der Annahme, dass reale Objekte, welche ursächlich für jeden MB sind, nur eine bestimmte Entfernung zwischen zwei Folgebildern zurücklegen können. Bei dieser Korrelation erfolgt jedoch noch keine Berücksichtigung des zeitlichen Verlaufs der Lage- und Geschwindigkeitsgrößen. Das Finden des korrekten Paares von *Blob-Mengen* ist Grundlage für das folgende Regionen-Matching, welches das Ziel hat, Regionen und damit schließlich Objekte aus beiden Mengen zuzuordnen. Abhängig von dem Fall der Blob-Zuordnung, der *Blob-Größe*, wird entschieden wie die weitere Bewegungsanalyse realisiert wird. Bspw. kann im Falle eines einzelnen Objektes, das durch genau einen Blob repräsentiert wird, die Trajektorie direkt aus der Verschiebung des Blobs gewonnen werden.

In realen Bildszenen sind aber beliebige $m:n$ Zuordnungen möglich, bei denen aufgrund ihrer räumlichen Nähe, einzelne Blobs simultan verschmolzen und geteilt werden (Abb. 3). Dazu kommt immer das Problem, dass bei dichtem Verkehr ein Motion-Blob mehrere Objekte enthalten kann. Diese Probleme stellen nun den Ausgangspunkt für Zerlegung der Motion Blobs in *Farbregionen* in der *zweiten Ebene*. Das bedeutet, dass die Merkmalsebene II mit einer Zerlegung der Motion-Blobs in kleinere farbbasierende Bildsegmente (Patches) folgt.

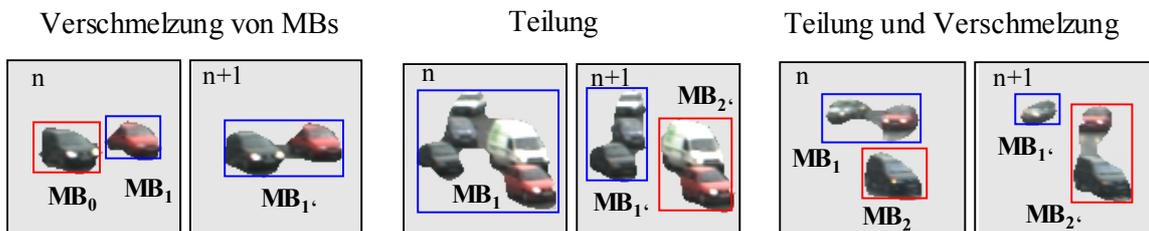


Abb. 3: Die Problemen bei MB-Korrelation

4.2 Farbregionserfassung (Merkmalsebene II)

Mit Hilfe eines Farbsegmentierungs-Algorithmus werden Farbregionen aus Motion-Blobs bestimmt. Verglichen mit den Verfahren des Farbsegmentierungs-Algorithmus (wie *Split und Merge*, oder *rekursive Histogramanalyse*) erscheint der Colour-Struktur-Code (CSC) als interessant [13,14], da er die Forderungen bezüglich Echtzeitfähigkeit und Beseitigung von Kettenfehlern erfüllt. Der CSC basiert auf dem Hierarchical-Struktur-Code (HSC), dessen grundlegendes Prinzip die Verwendung von hexagonalen Regionen, sogenannten Inseln, in einer hierarchischen Struktur ist. Während der HSC zur Codierung von Konturen und Regionen in Grauwertbildern verwendet wird, wurde der CSC für die Segmentierung von Regionen in Farbbildern erweitert. Der CSC arbeitet auf anwachsenden Regionen und besteht, wie andere Algorithmen dieser Art, aus zwei Phasen [16].

In der ersten Phase, dem Zusammenfügen werden in jeweils einer Hierarchieebene Regionen aus der nächstniedrigeren Ebene zu neuen Regionen zusammengefasst. Abwechselnd mit dem Zusammenfügen in jeder Ebene werden in der zweiten Phase solche Regionen geteilt, die aufgrund ihrer Größe eine inhomogene Farbe haben. Dadurch, dass auf Regionen niedrigerer Ebenen nur Zeiger gesetzt werden, wird die hohe Geschwindigkeit der Algorithmus erreicht [16]. Um entscheiden zu können, ob zwei Regionen zusammengefasst werden sollen, ist ein Farbähnlich-

keitsmaß nötig. Weitere Einzelheiten zum CSC können aus [14] entnommen werden. Jeder CSC-Patch wird nun durch *Farbe*, *Fläche*, *Form* und *Kontur* charakterisiert. Die erfassten Farbreionen CSC-Patches genannt, werden nun die Regionskandidaten für die CSC-Korrelation in der Merkmalsebene II bilden (Abb. 5).

4.2.1 CSC-Korrelation (Merkmalsebene II)

Nachdem alle MB des letzten Folgebildpaares korreliert wurden, kann die zweite Merkmalsebene berechnet werden. Diese Aufgabe wird unter Berücksichtigung verschiedener Matching Kriterien für alle CSC-Regionen, des jeweils zugeordneten MB-Mengen-Paares durchgeführt. Dazu werden alle CSC-Regionen der MB-Mengen-Paare in zwei weitere Mengen M_0 und M_1 eingefügt (Abb. 4).

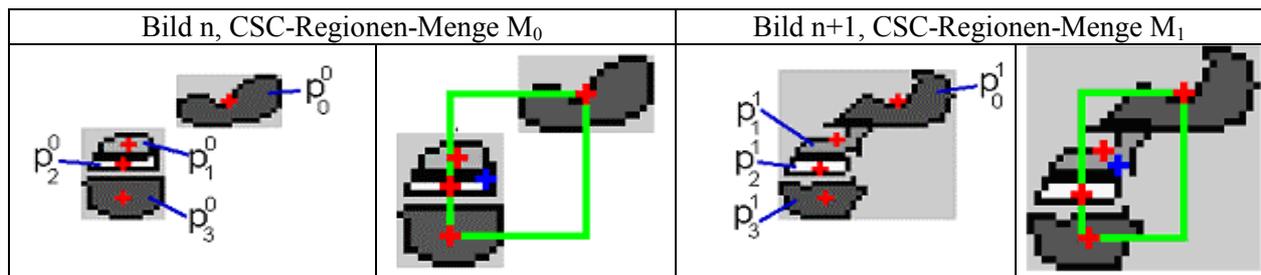


Abb. 4: Beispiel eines MB-Paares mit zu korrelierenden CSC-Regionen. Die Positionen der CSC-Patches werden relativ zu einem gewichteten Zentrum (blaues Kreuz) bestimmt

Die Zuordnung der CSC-Regionen basiert auf der Berechnung mehrerer gewichteter Korrelationsstabellen bei der durch eine Kombination von bis zu vier Eigenschaften eine sehr hohe Genauigkeit bei gleichzeitig geringem Rechenaufwand erzielt wird. Die vier Zuordnungskriterien sind :

- relative Position von CSC-Regionen innerhalb der Motion-Blobs
- Inter-Frame-Distanz der CSC-Regionen
- Farbwert und
- Größe korrelierter CSC-Regionen.

Diese vier Merkmale werden zwischen allen CSC-Regionen der Folgebilder berechnet, dabei hinsichtlich ihrer Verwertbarkeit analysiert und schließlich zu einem einzelnen Gesamtähnlichkeitsmaß kombiniert.

(a) Die relative Position von CSC-Regionen innerhalb von Motion-Blobs

Die relative Positionsinformation einzelner CSC-Regionen ist hilfreich, um bei der Zuordnung die CSC-Regionen schnell auszuschließen, die falsch lokalisiert sind. Es wird für die CSC-Regionen-Mengen M_0 und M_1 je ein gewichtetes Zentrum ermittelt, welches alle an den Mengen beteiligten CSC-Regionen berücksichtigt. Dadurch wird Fehlern durch vereinzelte Ausreißer vorgebeugt (Abb. 4). Der Korrelationswert ergibt sich aus der Position der einzelnen Regionen in bezug zu dem gewichteten Zentrum. Liegen zwei Regionen dicht beieinander, lässt dieses Ähnlichkeitsmaß eine Korrelation lediglich zu, es sind jedoch weitere Kriterien nötig um die Übereinstimmung zu sichern.

(b) Minimale Inter-Frame-Distanz der einzelnen CSC-Regionen

Dieses Kriterium resultiert wie schon bei der Blob-Korrelation aus der Annahme, dass Objekte und damit auch die Meta-Objekte inklusive der ihnen zugrundeliegenden Pixelstrukturen nur eine begrenzte Entfernung zwischen zwei Frames zurücklegen können. Für die Umsetzung wird die Entfernung zwischen den Mittelpunkten von je zwei Regionen gemessen, je geringer die Distanz ist, desto größer der Korrelationswert. Dieses Kriterium ist in seiner Intention unterstützend zu (a) zu sehen.

(c) Ähnlichkeit des Farbwertes

Die Farbinformation ist ein zentrales Kriterium bei Lösung des Zuordnungsproblems. Für die Ermittlung des Farbkorrelationswertes wird für jede CSC-Region die Durchschnittsfarbe ermittelt, die sich aus allen Pixeln der jeweiligen Region ergibt. Dabei wird mit gleichmäßiger Gewichtung der Durchschnitt der RGB- Komponenten berechnet. Um Farbregionen vergleichen zu können benötigt man ein Maß für die Ähnlichkeit von Farben. In realen Videosequenzen von Verkehrsszenen in denen häufig nicht sehr gesättigte Farben vorkommen, welche außerdem in benachbarten Regionen sehr ähnlich sein können, ist dieses Ähnlichkeitsmaß im zylindrischen HSV-Farbraum eher ungeeignet. Hier hat sich die Distanz zweier Farben im gewöhnlichen RGB-Farbraum als geeigneteres Ähnlichkeitsmaß erwiesen. Die Farbähnlichkeit ist ein sehr robustes Merkmal zur Korrelation, da die in einer durchschnittlichen Aufnahmesequenz enthaltenen Objekte, besonders aber die segmentierten CSC-Regionen farblich variieren.

(d) Ähnlichkeit der Größe korrelierter CSC-Regionen

Dieses Ähnlichkeitsmaß ergibt sich unmittelbar aus dem Quotienten der Flächenwerte zweier Regionen. Die Flächentopologie ist einzig von der Segmentierung des CSC-Algorithmus abhängig und weist gelegentlich leichte Variationen auf, die verschiedene Ursachen haben, wie spontane Beleuchtungsänderung oder Teilverdeckungen. Hierdurch werden nun Ausreißer entdeckt und eliminiert.

4.3 Schnittstellen der Ebenen

Die Schnittstelle zur zweiten Ebene dieser Technik und damit zur *Korrespondenzermittlung*, soll durch sog. Meta-Objekte MO (*Objekte der virtuellen Welt*) erfolgen (Abb. 5), die Objekte der realen Welt in der gesamten Sequenz bezeichnen. Dazu wird möglichst einem realen Objekt ein MO zugeordnet. Die zweite Ebene des Systems (*Abstraktionsebene*) soll nun greifen, Meta-Objekte werden korreliert, indem ihnen jeweils aktuelle Farb-Patches zugeordnet werden, die ihrerseits jeweils zwischen den einzelnen Bildern berechnet wurden.

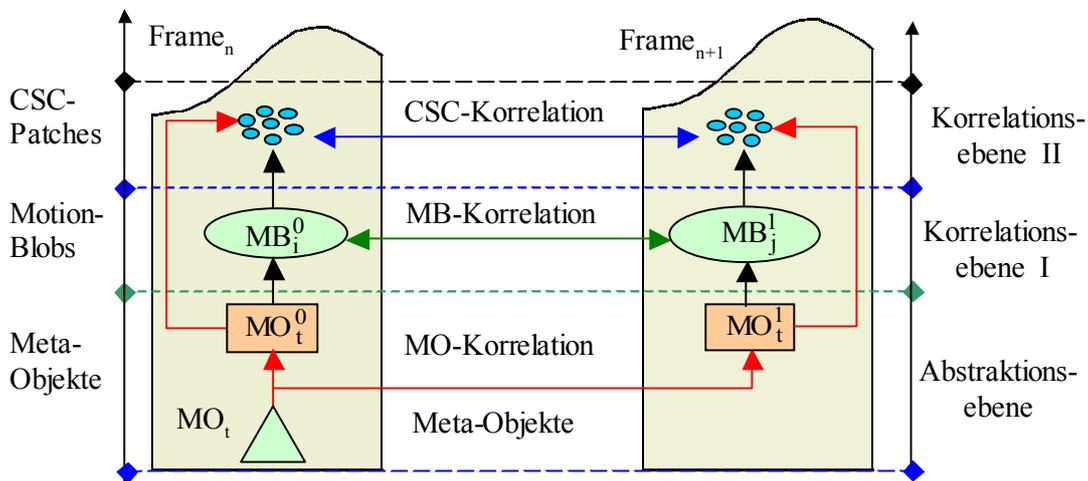


Abb. 5: Die Beziehung zwischen hierarchischen Merkmalskorrelationen in Merkmalsebene I und II

Die initiale Annahme des Systems ist, dass jeder *Motion-Blob* ein *Meta-Objekt* darstellt. Diese unwahrscheinliche Annahme der Situation wird im Verlauf der Sequenz dem realen Sachverhalt möglichst genau angeglichen. So werden Meta-Objekte die initial zu einem MB zugeordnet sind auch nach der Verschmelzung des MB weiterverfolgt, indem die unabhängig korrelierten und mit den MO assoziierten Farb-Patches, betrachtet werden. Zerfällt hingegen ein MB der mit nur einem MO verknüpft war, so wird nun die Existenz von zwei MO angenommen. Da dies ungünstigsten Fall aber auch durch eine Fehlsegmentierung passieren kann so muss im weiteren Verlauf

der Sequenz getestet werden, ob ein derart geteiltes MO wieder verschmilzt. Der gesamte Prozess der Objektverfolgung ist also dynamisch gestaltet. Durch die Trennung von Bildmerkmalen (Motion-Blobs und CSC-Patches) und damit assoziierten Bedeutungsträgern (MO) werden Objekte erst im zeitlichen Verlauf sicher erkannt und verfolgt. Generell könnten zur Verbesserung der Fehlerrobustheit zusätzliche Parameter in den Prozess der Meta-Objekt Detektierung mit einfließen, wie z.B. Annahme einer bestimmten Objektform bzw. Kontur in Kombination mit Homogenitätseinschränkungen bzgl. der Farbe.

5. Auswertung der Korrelationstabelle

Die verschiedenen Ähnlichkeitsmerkmale werden entsprechend gewichtet und zu einer einzigen Korrelationstabelle zusammengefasst (Tab.1), um schließlich die CSC-Regionen aufeinanderfolgender Bilder einander zuzuordnen. Die Spalten enthalten Regionen aus Bild t+1, die Zeilen aus Bild n. Der Tabellenwert an Spalte i / Zeile j repräsentiert den Korrelationswert zwischen CSC-Region p_{0i} und p_{1j} . Dieser liegt zwischen 0 und 1 (keine bis perfekte Übereinstimmung).

Bild t / t+1	$p_{1_0}^1$	$p_{1_1}^1$	$p_{1_2}^1$	$p_{1_3}^1$
$p_{0_0}^0$	0.9330	0.4899	0.2702	0.6893
$p_{0_1}^0$	0.4378	0.8966	0.6945	0.487
$p_{0_2}^0$	0.2459	0.7076	0.9251	0.3492
$p_{0_3}^0$	0.7152	0.7152	0.4278	0.9604

Tab. 1: Ausschnitt einer finalen CSC-Regionen. Die Korrelationstabelle entspricht dem Beispiel aus Abb. 4

Während der Auswertung der Tabelle wird jede CSC-Region p_{0i} genau einer Region p_{1j} zugeordnet, falls der Korrelationswert V für das betreffende Paar maximal ist und einen unteren Schwellwert V_{min} überschreitet. Das Verfahren arbeitet Zeilen- bzw. Spaltenweise, in Abhängigkeit vom Tabellenformat. Ein Problem das bei dieser sequentiellen Zuordnung auftreten kann ist die Mehrfachzuweisung einer CSC-Region, was einer Uneindeutigkeit entspricht, die es mit einer möglichst optimalen Lösung zu beheben gilt. Um das Problem zu lösen werden die CSC-Regionen mit dem nächst besten Korrelationswert neu zugeordnet.

Die Resultate der Segmentierung und des Tracking von bewegten Objekte mittels der vorgeschlagenen Technik sind in der Abb. 6 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass während der Auswertung die Segmentierung der bewegenden Objekten als Motion-Blobs und die Ermittlung der Bewegungstrajektorie zuverlässig ist. Diese Trajektorien beschreiben die tatsächliche Bewegungsinformation von Objekten auch bei Verschmelzung von Blobs.

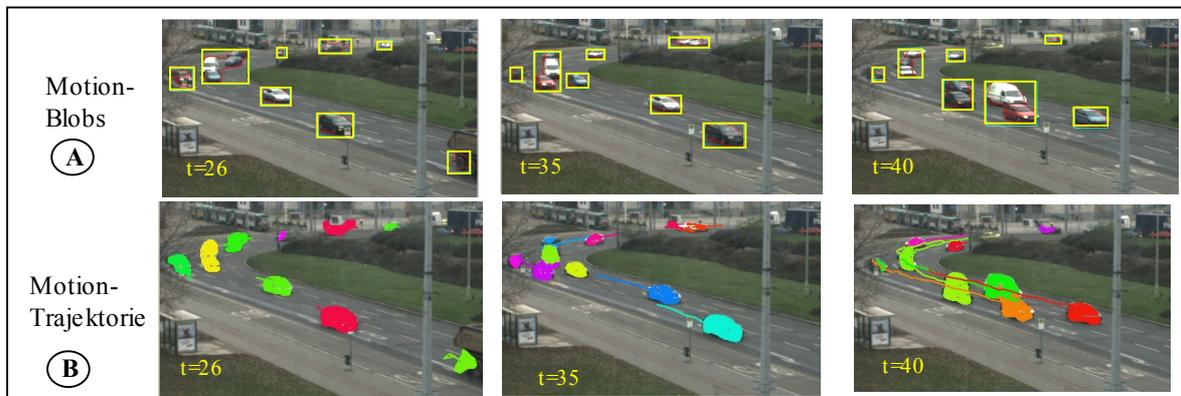


Abb. 6: Die Analyse von bewegenden Objekten in realen Videosequenzen mit der vorgeschlagenen Technik. Der Teil A zeigt die Resultate von der Segmentierung und Erfassung von Motion-Blobs in der ersten Ebene der Analyse. In B sind die ermittelten Motion-Trajektorien dargestellt.

Die Verbesserung wurde hier anhand der CSC-Patches in Verbindung mit den Meta-Objekten erreicht. Dadurch wurden robuste Ergebnisse auch bei gestörten Bildsituationen erzielt.

6. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde eine merkmalsorientierte Methode zur Bewegungsanalyse in Videosequenzen vorgeschlagen, bei der insbesondere eine hohe Robustheit und eine möglichst universelle Einsetzbarkeit im Vordergrund steht. Die vorgeschlagene Methode basiert auf einer Zwei-Ebenen-Einteilung, bei der zwischen analytisch erfassten Bildmerkmalen und davon abstrahierten Bedeutungsträgern unterschieden wird. Zur Erfassung der Bildmerkmale wurde eine hierarchische Merkmalsextraktion verwendet, um die Begrenztheit bisheriger Konzeptionen zu überwinden. Es wurden keine Bildprimitiven extrahiert, sondern nur die bildinhaltsändernden, bewegten Regionen (Motion-Blobs) betrachtet, die mittels eines modifizierten differenzbildbasierten Ansatzes in Verbindung mit morphologischen und Trennungsoperatoren extrahiert wurden. Zur Farbregionserfassung wurde hier der CSC angewendet. Diese Farbregionen bildeten die Kandidaten der zweiten Ebene für die Ermittlung der Korrespondenzen in Bildfolgen. Dadurch wurde ein Gesamtähnlichkeitsmaß zur Berechnung von Bewegungstrajektorien basierend auf diesen Merkmalen formuliert, das insbesondere bei nichtkooperativen Messsituationen (bildspezifische Störungen) durch Wichtung der Anteile genauere und robustere Ergebnisse, verglichen mit herkömmlichen Verfahren, liefert.

Danksagung

Diese Arbeit wird durch das Land Sachsen-Anhalt gefördert (FKZ: 3133A/0089A, FKZ: 0028IF0000 und 3431B/3020M).

Literatur

- [1] Al-Hamadi, A.; Niese R., Michaelis, B.: A Robust Approach for Contour Extraction and Tracking of Moving Objects in Video Sequences. The IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications, Rhodes, Greece, June 30- 2 July., 2003; pp. 336-341 [ISBN: 0-88986-363-6].
- [2] Dickmanns, E.D; Mysliwetz, B.D.: Recursive 3-D Road and Relative Ego-State Recognition. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, February 1992.
- [3] Guse, W.: Objektorientierte Bewegungsanalyse in Bildfolgen, VDI-Fortschrittberichte, Reihe 10, Nr. 223. 1992.
- [4] Torres L.; Delp E.J.: New trends in image and video compression, in X European Signal Processing Conference, Tampere, Finland, September 4-8, 2000.
- [5] Ohm, J.-R.: Digitale Bildcodierung. Springer-Verlag Berlin-Heidelberg-New York, 1995.
- [6] Huwer, S.; Niemann, H.: 2D-Objekt Tracking Based on Projection-Histograms. In: Burkhardt, H.; Neumann, B. (Hrsg.): Computer Vision - ECCV'98, Lecture Notes in Computer Science, Spr.-Verlag 1998, Vol. I, S. 961-976.
- [7] Mecke, R.: Grauwertbasierte Bewegungsschätzung in monokularen Bildsequenzen unter besonderer Berücksichtigung bildspezifischer Störungen, Dissertation, Universität Magdeburg, Fakultät Elektrotechnik, 1999.
- [8] Klette, R.; Koschan A.; Schluens K.: Computer Vision; Vieweg T.; [ISBN 3-528-06625-3].
- [9] Deriche R. and Faugeras O.: Tracking line segments. Image and Vision Computing; 8(4): 261-270,1990.
- [10]Rehrmann V.: Object-oriented Motion Estimation in colour image sequences; in Proc. Of the 5th European conference on computer vision; Springer-Verlag, June-1998, Freiburg.
- [11]Blake A., Curwen R. and Zisserman A: A framework for spatio-temporal control in the tracking of visual contours; International Journal of CV; 11(2):127-145; 1993.
- [12]Priese L.; Rehrmann V.: On hierarchical colour segmentation and applications; in proceedings of the computer vision and pattern recognition; pp. 633-634,IEEE computer society press, June 1993, New York city.
- [13]Lutz Priese: Vergleich von Farbsegmentierungstechniken, Lab. Bilderkennen Universität Koblenz, www.uni-koblenz.de/~lb.
- [14]Rehrmann, V.: Stabile, echtzeitfähige Farbbildauswertung. Dissertation, Verlag Fölbach, Koblenz, 1994.
- [15]Rehrmann,V.: Korrespondenzanalyse in Farbbildern, Dynamische Perzeption, Vol. 8, S. 23-30, Infix, 1998.
- [16]Scholz I.; Schmidt J.; Niemann H.: Farbbildverarbeitung unter Echtzeitbedingungen in der Augmented Reality; 7. Workshop Farbbildverarbeitung, 2001, Erlangen.