

Realisierungsaspekte einer weiträumigen videobasierten Verkehrsbeobachtung

M. Junghans¹, A. Leich², H.-J. Jentschel³

Technische Universität Dresden, Institut für Verkehrsinformationssysteme⁴
Mommsenstr. 13, 01069 Dresden, Germany

Kurzfassung: Das Anliegen dieses Beitrags ist es, anhand von drei Ansätzen zur Bewegungsbestimmung in Videoszenen die Realisierungsaspekte einer weiträumigen videobasierten Ermittlung von Bewegungsvektoren mittels digitaler Bildverarbeitung darzustellen und Strategien zur Lösung der bei der Bildverarbeitung auftretenden Probleme, wie beispielsweise witterungsbedingte Störungen (Niederschläge, Reflexionen auf der Fahrbahn infolge Nässe) oder die Änderung von Beleuchtungssituationen, abzuleiten. Den Ausgangspunkt dabei bildet die Kontinuitätsgleichung, die als Messmethode zur Identifikation des Verkehrszustandes in weiträumigen Straßenabschnitten Anwendung findet.

Abstract: In this paper, we discuss aspects to determine motion vectors in wide area traffic scenes on the basis of three video based approaches. Our objective is to point out strategies for solving typical problems in image processing, like changing weather conditions (reflections on the road, rainfall, etc.) or changing illumination conditions. The initial point is the continuity equation that can be applied to measure traffic density in wide area video scenes.

Schlagworte / Key words: Bildverarbeitung, Verkehrsdichtebestimmung, Verkehrszustandsidentifikation, Image Processing, Traffic Surveillance, Traffic Flow Parameters

¹E-mail: junghans@vini.vkw.tu-dresden.de

²E-mail: leich@vini.vkw.tu-dresden.de

³E-mail: jentschel@vini.vkw.tu-dresden.de

⁴URL: http://vini25.vkw.tu-dresden.de/vini_je

1 Motivation

Gegenüber herkömmlichen punktuellen Verkehrsdetektoren bieten videobasierte Anordnungen zur Erfassung der Verkehrssituation den Vorteil einer multivalenten Funktionalität und das Potential zur Steigerung der Kosteneffizienz bei der Installation und dem Betrieb von straßenseitigen Verkehrssensoren.

Insbesondere durch eine weiträumige Auswertung der Verkehrsszene eröffnen sich Möglichkeiten zur Gewinnung streckenbezogener Verkehrskenngrößen, wie beispielsweise der Verkehrsdichte im Streckenabschnitt oder der Rückstaulänge. Außerdem vereinfacht sich die Auswahl eines Standortes für den Detektor, und der Ersatz von mehreren Detektoren in der Fahrbahn durch nur einen videobasierten Detektor wird möglich. Darüber hinaus kann im Fall einer kritischen Situation Bildmaterial der aktuellen Verkehrslage bereitgestellt werden, welches für ein effizientes Störfallmanagement benötigt wird.

Bei der Realisierung eines videobasierten weiträumigen Detektors sind allerdings im Detail eine Reihe von Problemen zu lösen. Dazu gehören einerseits witterungsbedingte Störeinflüsse, wie beispielsweise Reflexionen auf der Fahrbahn bei Dunkelheit und Nässe oder Schatten bei bestimmten Beleuchtungssituationen und andererseits systematische Störeinflüsse, wie beispielsweise die teilweise und vollständige gegenseitige Verdeckung der Fahrzeuge auf der Fahrbahn. Gleichzeitig werden hohe Anforderungen an den Bildaufnehmer gestellt. Dieser muss trotz großer Beleuchtungsschwankungen Bildmaterial liefern, welches mittels der digitalen Bildverarbeitung automatisch ausgewertet werden kann. Und schließlich werden hohe Anforderungen an die Algorithmen der Bildverarbeitung gestellt, die unabhängig von Schatten, Reflexionen und Helligkeitsschwankungen gleichbleibend genaue und zuverlässige Daten über Zahl, Geschwindigkeit und Zusammensetzung des Fahrzeugstroms liefern müssen.

In diesem Beitrag wird ein Konzept zur videobasierten weiträumigen Verkehrsbeobachtung vorgestellt. Dabei wird ausgehend von einer Folge von digitalen Bildern eine Funktion der lokalen Geschwindigkeit bestimmt und aus dieser die Funktion der lokalen Verkehrsdichte berechnet. Es werden drei Ansätze zur Bewegungsbestimmung erläutert und deren Eignung für die weiträumige Verkehrsbeobachtung diskutiert.

Der Beitrag ist wie folgt aufgebaut. In Abschnitt 2 wird auf die Kontinuitätsgleichung eingegangen, die als Methode zur Messung der Verkehrsdichte in einem Straßenabschnitt benutzt wird und somit den Ausgangspunkt einer weiträumigen Verkehrsbeobachtung bildet. Im Anschluss daran wird die Leistungsfähigkeit der drei Methoden zur Bewegungsbestimmung von Fahrzeugen in Bildfolgen analysiert. Schließlich werden die Ergebnisse zusammengefasst und ein Ausblick für zukünftige Untersuchungen gegeben.

2 Kontinuitätsgleichung als Messmethode

Das Verkehrsgeschehen kann durch eine Reihe von Kenngrößen beschrieben werden. Zu den wichtigsten zählen die lokale Geschwindigkeit v , die Verkehrsstärke B und die Verkehrsdichte ρ . Bei letzterer handelt es sich um eine streckenbezogene Größe, die über einem weiträumigen Straßenabschnitt ermittelt werden muss [12, 21]. Aus diesem Grunde erscheint die Ermittlung streckenbezogener Verkehrskenngrößen (Verkehrsdichte) anhand von Bilddaten sinnvoll.

2.1 Prinzip

Die Verkehrsdichte ρ wird im Allgemeinen durch das Auszählen der Fahrzeuge in einem Abschnitt zu einem bestimmten Zeitpunkt berechnet. Es ist aber bekannt, dass die Fahrzeugerkennung in Bilddaten eine anspruchsvolle Aufgabe ist [21]. Insbesondere bei auftretenden partiellen Verdeckungen von Fahrzeugen in weiträumigen Straßenverkehrsszenen ist das zweifelsfreie Erfassen einzelner Objekte nur schwierig möglich. Im Hinblick auf die Realisierung und die gegenwärtig vorhandene Rechenleistung ist dieser Ansatz der Fahrzeugerkennung daher nicht realistisch.

Eine mögliche Alternative besteht darin, nicht die Fahrzeuge selbst in einem Straßenabschnitt zu erfassen, sondern andere Merkmale in Betracht zu ziehen, die die Berechnung der Verkehrsdichte erlauben. Ein solches Merkmal stellt der lokale Geschwindigkeitsverlauf der Fahrzeuge in einem Streckenabschnitt dar. Dieser kann in digitalen Bildfolgen ermittelt werden, wobei die erforderliche Rechenleistung vergleichsweise gering ist und Probleme, wie beispielsweise partielle Verdeckungen, implizit gelöst werden können [19, 20]. Liegt ein Verlauf der lokalen Geschwindigkeit vor, so kann aus diesem der lokale Verlauf der Verkehrsdichte berechnet werden. Ein geeigneter Ansatz zur Bestimmung der Verkehrsdichte mit Hilfe der Funktion der lokalen Geschwindigkeit besteht in der Verwendung der Kontinuitätsgleichung (1) (Abb. 1), die einen kompressiblen Verkehrsstrom modelliert und dabei kontinuierliche Verkehrskenngrößen ρ und v voraussetzt [16].

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \rho \frac{\partial v}{\partial x} + v \frac{\partial \rho}{\partial x} = 0 \quad (1)$$

Ein in diesem Zusammenhang resultierendes Problem besteht in der Lösung der Kontinuitätsgleichung. Eine allgemeine analytische Lösung liegt nicht vor, so dass eine numerische Auswertung der Kontinuitätsgleichung notwendig ist. Diese erfordert eine Diskretisierung der spatialen Dichte- und Geschwindigkeitsverläufe ($x \rightarrow s\Delta x$ und $t \rightarrow k\Delta t$).

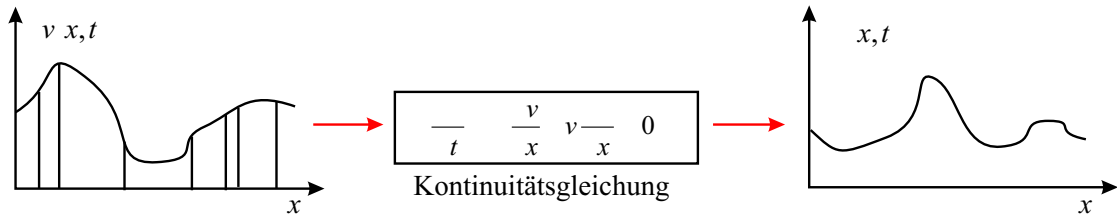


Abbildung 1: Berechnung der Verkehrsdichte mit Hilfe der Kontinuitätsgleichung

2.2 Numerische Berechnung der Kontinuitätsgleichung

Den Ausgangspunkt für die numerische Berechnung der Verkehrsdichte bilden die Initialfunktionen zu einem bestimmten Zeitpunkt $t = t_0$: ein kontinuierlicher lokaler Geschwindigkeitsverlauf $v(x, t_0)$ und ein kontinuierlicher lokaler Dichteverlauf $\rho(x, t_0)$.

2.2.1 MACCORMACK-Verfahren

Dieses Verfahren gehört zu der Familie der Methode der finiten Differenzen und wurde speziell zur numerischen Auswertung hyperbolischer Differentialgleichungen entwickelt, zu denen auch die Kontinuitätsgleichung gehört. Durch das Verfahren werden Gleichungen dieser Art in zwei Schritten numerisch berechnet [9, 11, 16]. Ausgehend von den kontinuierlichen Funktionen $v(x, t_0)$ und $\rho(x, t_0)$ werden ρ und v durch eine gleichmäßige Abtastung der Zeit $k := k\Delta t$ und des Ortes $s := s\Delta x$ in die diskretisierten Funktionen

$$\rho(x, t) \rightarrow \rho(s, k) = \rho_s(k) \quad (2)$$

$$v(x, t) \rightarrow v(s, k) = v_s(k). \quad (3)$$

überführt. Wird die Kontinuitätsgleichung in der Form

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial (\rho v)}{\partial x} = 0 \quad (4)$$

notiert, ergibt sich für das MACCORMACK-Schema:

$$\text{Prädiktor: } \rho_s^* = \rho_s(k) - \frac{\Delta t}{\Delta x} [(\rho v)_{s+1}(k) - (\rho v)_s(k)] \quad (5)$$

$$\text{Korrektor: } \rho_s(k+1) = \frac{1}{2} [\rho_s(k) + \rho_s^*] - \frac{\Delta t}{2\Delta x} [(\rho v)_s^* - (\rho v)_{s-1}^*] \quad (6)$$

$$\text{mit } (\rho v)_s^* = \rho_s^* v_s(k). \quad (7)$$

2.2.2 Methode der gewichteten Residuen

Ein grundsätzlich unterschiedlicher Ansatz zur numerischen Lösung der Kontinuitätsgleichung stellt die Methode der gewichteten Residuen (MWR) im Zusammenhang mit der Methode der finiten Elemente dar. Mitglieder der Familie der MWR sind beispielsweise die kontinuierliche Methode der kleinsten Quadrate und GALERKIN-Verfahren [8, 18]. Im Folgenden wird die kontinuierliche Methode der kleinsten Quadrate vorgestellt, da sie in Fluss- und Transportproblemen hinsichtlich der Kriterien Genauigkeit und Stabilität besser geeignet ist als GALERKIN-Verfahren [8].

Den Ausgangspunkt bildet erneut die Kontinuitätsgleichung (1), die in einem Straßenabschnitt finiter Größe \mathcal{G} definiert sei. Dieses Gebiet ist durch einen Bildausschnitt bestimmter Größe festgelegt, in den Fahrzeuge ein- und aus dem Fahrzeuge ausfahren. Die Aufgabe besteht nun darin, die unbekannt Funktionen $\rho(x, t)$ und $v(x, t)$ zu bestimmen, so dass sie einerseits die Kontinuitätsgleichung in \mathcal{G} und andererseits die Bedingungen am Rand $\partial\mathcal{G}$ des Straßenabschnittes erfüllen. Die Randbedingungen sollen dabei mit

$$\rho(\partial\mathcal{G}) = P \quad (8)$$

$$v(\partial\mathcal{G}) = V \quad (9)$$

bezeichnet werden, wobei darunter die Geschwindigkeits- und Dichtewerte am Rand des betrachteten Abschnittes zu verstehen sind. Approximierende Lösungen für die unbekannt Funktionen ρ und v können durch die folgenden Ansätze erfolgen:

$$\rho(x, t) \approx \rho_a(x, t) = \sum_{i=1}^n a_i \phi_i(x, t), \quad (10)$$

$$v(x) \approx v_a(x) = \sum_{i=1}^m b_i \psi_i(x), \quad (11)$$

mit ϕ_i und ψ_i als bekannte analytische Ansatzfunktionen, z. B. Polynomfunktionen. Es ist nun die Aufgabe, die Koeffizienten a_i and b_i zu bestimmen. Werden die Gleichungen (10) und (11) in die Kontinuitätsgleichung (1) eingesetzt, entsteht ein Residuum

$$R(x, t) = \frac{\partial \rho_a}{\partial t} + \rho_a \frac{\partial v_a}{\partial x} + v_a \frac{\partial \rho_a}{\partial x} \quad \text{mit} \quad (12)$$

$$\frac{\partial \rho_a}{\partial t} = \sum_{i=1}^n a_i \frac{\partial \phi_i}{\partial t}, \quad \frac{\partial \rho_a}{\partial x} = \sum_{i=1}^n a_i \frac{\partial \phi_i}{\partial x} \quad \text{und} \quad \frac{\partial v_a}{\partial x} = \sum_{i=1}^m b_i \frac{d\psi_i}{dt}. \quad (13)$$

Es wird gefordert, dass das mit der Gewichtsfunktion $w_j(x, t)$ gewichtete Residuum im gesamten Gebiet \mathcal{G} verschwindet:

$$\iint_{\mathcal{G}} R(x, t) w_j(x, t) dx dt = 0. \quad (14)$$

In dem Ansatz der kleinsten Quadrate ergeben sich die Gewichtsfunktionen w_j aus den nach den unbekanntem Koeffizienten $\mathbf{c} = (a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m)$ abgeleiteten Residuum

$$w_j(x, t) = \frac{\partial R}{\partial c_j}, \quad (15)$$

so dass Gleichung (14) in ein Minimalproblem umformuliert werden kann, welches durch konvexe Minimierung gelöst wird.

$$\iint_{\mathcal{G}} [R(x, t)]^2 dx dt \stackrel{!}{=} \min. \quad (16)$$

Die unbekanntem Koeffizienten c_i können durch Lösung des linearen Gleichungssystems bestimmt werden:

$$(\mathbf{Q})_i = \frac{\partial}{\partial c_i} \left[\iint_{\mathcal{G}} [R(x, t)]^2 dx dt \right] = 0 \quad \Big| \quad i \in [1; n + m]. \quad (17)$$

Dieses Gleichungssystem besitzt unendlich viele Lösungen, da die rechte Seite mit Null festgelegt ist. Da aber in den Gleichungen (8) und (9) Randwerte definiert wurden, die die Funktionen ρ_a und v_a erfüllen müssen, kann das parametrisch lösbare Gleichungssystem auf ein eindeutig lösbares reduziert werden, indem $k < n, m$ Koeffizienten des Koeffizientenvektors \mathbf{c} auf die rechte Seite gebracht werden und einen Lösungsvektor \mathbf{f} bilden. Dabei reduziert sich \mathbf{c} auf den Vektor \mathbf{c}^* , der nicht mehr alle gesuchten Koeffizienten c_i enthält. Gleichung (17) wird damit auf

$$(\mathbf{Q}^*)_i = \frac{\partial}{\partial c_i} \left[\iint_{\mathcal{G}} [R(x, t)]^2 dx dt \right] = 0 \quad \Big| \quad i \in [1; m + n - k]. \quad (18)$$

reduziert. In Matrixschreibweise ergeben sich dann die folgenden Gleichungen. Matrix \mathbf{M} wird dabei aus den Komponenten von \mathbf{Q}^* gebildet, indem die Koeffizienten c_i^* separiert werden.

$$\mathbf{f} = \mathbf{M}\mathbf{c}^* \quad (19)$$

Der Koeffizientenvektor c^* ist dann durch Inversion von Matrix M und Multiplikation mit dem Lösungsvektor f eindeutig festgelegt:

$$c^* = M^{-1}f. \quad (20)$$

Auf diese Weise sind nun die Koeffizienten a_i und b_i sowie die Näherungsfunktionen $\rho_a(x, t)$ und $v_a(x, t)$ bestimmt, welche die Randwerte 8 und 9 sowie die Kontinuitätsgleichung (1) erfüllen.

2.3 Bewertung der numerischen Lösungsverfahren

Bei experimentellen Untersuchungen hat sich herausgestellt, dass das MACCORMACK-Verfahren Stabilitäts- und Genauigkeitsproblemen unterliegt. Dabei wurde großer Aufwand zur Behandlung dieser Probleme betrieben. So wurde beispielsweise ein Filter vorgeschaltet, das die Dichtekurve glättet. Dabei traten allerdings Fehler in der berechneten Dichtekurve auf. Aufgrund dessen, dass die Kriterien Stabilität und Genauigkeit bei der Anwendung numerischer Lösungsverfahren aus der Familie der finiten Differenzen problematisch sind [8], wurde nach einer Alternative gesucht.

Aus diesem Grund wird das Verfahren der gewichteten Residuen in Verbindung mit der Methode der finiten Elemente als vielversprechendes Verfahren zur numerischen Lösung der Kontinuitätsgleichung hinsichtlich der Kriterien Genauigkeit und Stabilität gesehen.

Wie aus den Gleichungen 5 und 6 des MACCORMACK-Verfahrens sowie aus den Gleichungen 11 bis 13 der kontinuierlichen Methode der kleinsten Quadrate ersichtlich ist, ist eine Bestimmung der Funktion der lokalen Geschwindigkeit notwendig für die Berechnung der Verkehrsdichte mit Hilfe der Kontinuitätsgleichung.

3 Robuste Verfahren zur Bewegungsbestimmung

Ausgehend von der in Kapitel 2 vorgeschlagenen Methode der Berechnung der Verkehrsdichte aus Geschwindigkeitsdaten mit Hilfe der Kontinuitätsgleichung, werden in diesem Abschnitt drei grundsätzlich verschiedene Verfahren zur videobasierten Bewegungsbestimmung in Bildfolgen vorgestellt. Abb. 2 gibt einen Überblick über die untersuchten Verfahren. Die Eigenschaften und Eignung der vorgestellten Verfahren im Sinne der Realisierungsaspekte einer weiträumigen Verkehrsbeobachtung werden herausgestellt.

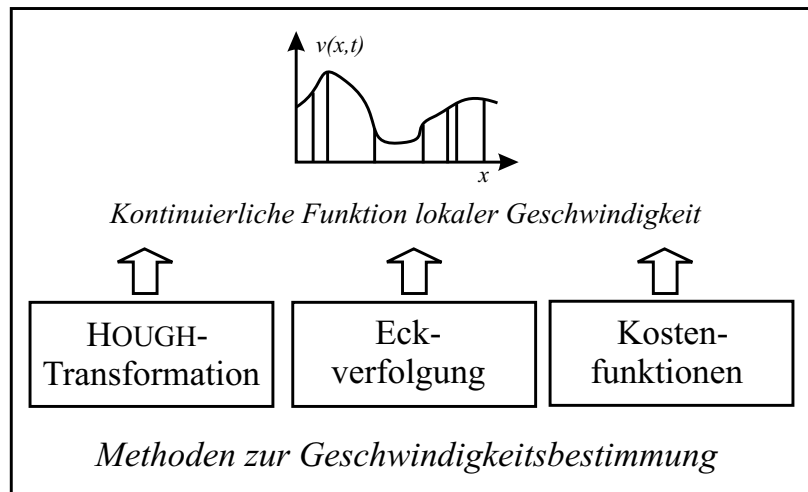


Abbildung 2: Überblick über untersuchte Verfahren zur Bewegungsbestimmung

3.1 Bewegungsbestimmung mit der HOUGH-Transformation

3.1.1 Prinzip

Angesichts der geringen Qualität der aufgenommenen Bilder bei witterungsbedingten Bildstörungen müssen spezielle und besonders robuste Verfahren zur Bewegungsbestimmung zum Einsatz kommen. In diesem Zusammenhang steht das Konzept des Weg-Zeit-Bildes. Ein gleichförmig bewegtes Objekt wird in einem Weg-Zeit-Bild als Gerade abgebildet. Durch Auffinden von Geraden in Weg-Zeit-Bildern kann daher eine Bewegungsbestimmung vorgenommen werden.

Neben anderen Methoden leistet dies die HOUGH-Transformation. Angewandt auf das beschriebene Problem, wird dabei ein zweidimensionales diskretes Weg-Zeit-Bild in ein zweidimensionales diskretes Ähnlichkeitsfeld abgebildet. Jedem Pixel des Ähnlichkeitsfeldes sind jeweils diskrete Werte der Parameter ρ und θ zugeordnet. Mit Hilfe von Gleichung (21) findet eine Zuordnung mehrerer Wertepaare $\rho(\theta)$ und θ zu einem Pixel im Weg-Zeit-Bild statt.

$$\rho(\theta) = x \sin \theta + t \cos \theta \quad (21)$$

Die Transformation beinhaltet dann die Auswertung von Gleichung (21) für alle Pixel des Eingangsbildes, wobei für jedes Paar von gegebenen Parametern $\rho(\theta)$ und θ eine Akkumulationsoperation im Ähnlichkeitsfeld stattfindet. Es kann gezeigt werden, dass das Ähnlichkeitsfeld nach der Transformation genau der abgetasteten zweidimensionalen Kreuzkorrelationsfunktion gleicht, die beim Mustervergleich mit einem

Geradenmuster entsteht [23]. Die Bestimmung der Geschwindigkeit geschieht durch die Suche des globalen Maximums im Ähnlichkeitsfeld. Der zugehörige Parameter θ liefert dann die Geschwindigkeit.

Wird ein diskretes Eingangsbild in einen diskreten Parameterraum transformiert, so treten bei der Auswertung von Gleichung (21) Rundungsfehler auf. Das Ergebnis dieser Rundungen sind fehlerhafte Werte in der Akkumulationsmatrix und damit fehlerhafte Messwerte für die Geschwindigkeit. Dieses Phänomen wird als Diskretisierungsrauschen der HOUGH-Transformation bezeichnet. Um das Problem des Diskretisierungsrauschens zu lösen, kann mit einem kontinuierlichen Weg-Zeit-Bild gearbeitet werden, welches in einen kontinuierlichen Parameterraum transformiert wird. Diese Operation wird als RADON-Transformation bezeichnet. Dabei geht die diskrete Summe aller Einträge im Ähnlichkeitsfeld in ein Integral über:

$$\mathcal{P}(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (22)$$

3.1.2 Ergebnisse

Die numerische Auswertung von Gleichung (22) würde einen viel zu hohen Rechenaufwand bei der Bewegungsbestimmung erzeugen. In [22] wurde gezeigt, dass eine adäquate diskrete Implementierung für eine RADON-Transformation realisiert werden kann, wobei das Diskretisierungsrauschen weitgehend unterdrückt wird und der Rechenaufwand in der selben Größenordnung liegt, wie bei der HOUGH-Transformation. Diese Operation wurde Diskrete RADON-Transformation genannt. Durch Auswertung von Weg-Zeit-Bildern mit Hilfe der Diskreten RADON-Transformation kann eine genaue Bewegungsbestimmung in Bildfolgen erfolgen, wobei die Auflösung der Methode einen Wert von $5 \cdot 10^{-3}$ Pixel/Bild erreicht. Es konnte demonstriert werden, dass diese Genauigkeit für die Berechnung der Funktion der lokalen Dichte $\rho(x)$ ausreicht, wobei als Lösungsverfahren für die Kontinuitätsgleichung das MACCORMACK-Verfahren zum Einsatz gekommen ist [19]. Neben dem hohen Rechenaufwand ist die Bewegungsbestimmung mit der Diskreten RADON-Transformation nur in einer Dimension möglich.

3.2 Bewegungsbestimmung durch Eckverfolgung

3.2.1 Prinzip

Die Idee dieser Methode zur Bewegungsbestimmung ist die Detektion und Verfolgung von Merkmalen (Grauwertecken) in der Videoszene und basiert auf dem allgemeinen Prinzip des *Optischen Flusses*. Das Prinzip besagt, dass Bewegung durch Auswertung

von Grauwertänderungen bestimmt werden kann [12]. In Bildfolgen auftretende Bewegungen können in einem merkmalsbasierten Ansatz durch Messung der Merkmalsverschiebungen mit Hilfe eines KALMAN-Filters bestimmt und in Trajektorien veranschaulicht werden. Eine Schätzung der Geschwindigkeiten der Fahrzeuge ist auch bei zeitweiser Verdeckung möglich. Hierbei können zweidimensionale Bewegungsvektoren bestimmt werden, während bei der Bewegungsbestimmung mit der HOUGH-Transformation nur eine Dimension zur Verfügung steht.

In Abb. 3 ist das Prinzip dargestellt, mit dem das Tracken von Fahrzeugen durch die Verfolgung von Ecken möglich ist [6].

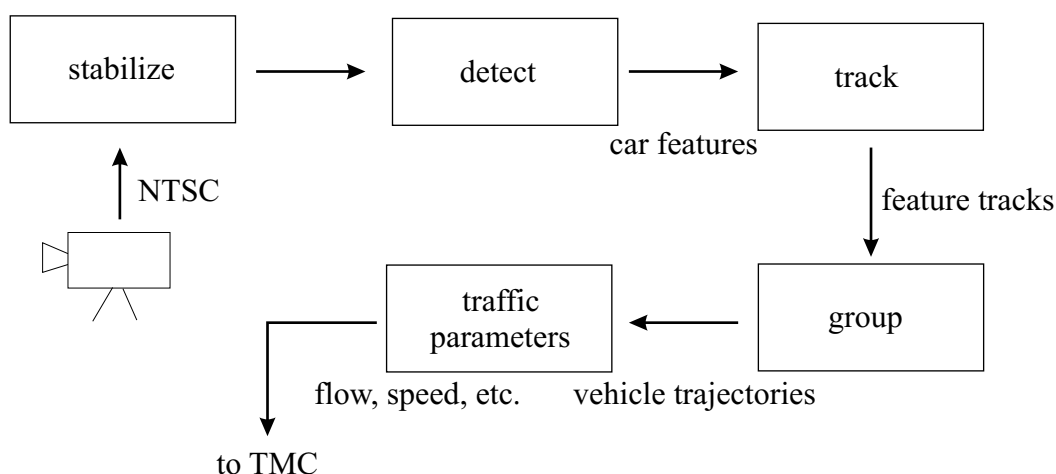


Abbildung 3: Prinzip eines „Vehicle Tracking Systems“

Durch Detektion von Grauwertecken (detect) von Fahrzeugen und Verfolgung (track) dieser entstehen Merkmalstrajektorien, die, aufgrund der gleichartigen Bewegung der zu einem Fahrzeug gehörenden Ecken, den einzelnen Fahrzeugen zugeordnet werden können (group). Das „Vehicle Tracking System“ ermöglicht dann anhand von Fahrzeugtrajektorien (vehicle trajectories) die Bestimmung von wichtigen Verkehrsparametern (traffic parameters), wie beispielsweise die lokale Geschwindigkeit, die Verkehrsstärke und die Verkehrsdichte, in einem Bereich von etwa 100 m.

Für die weiträumige Verkehrsbeobachtung (mehr als 100 m) sind die Anforderungen an ein solches System höher einzuschätzen. Deshalb wurden in [12] grundlegende Untersuchungen zur Eckdetektion in weiträumigen Bildfolgen durchgeführt und das allgemeine Prinzip modifiziert. Es hat sich herausgestellt, dass mit dem FACETT-Eckdetektor die besten Ergebnisse hinsichtlich einer korrekten Eckdetektion bei Rauscheinflüssen, Helligkeits- und Kontrastschwankungen erzielt wurden.

3.2.2 FACETT-Eckdetektor

Bei dem FACETT-Eckdetektor wird die Grauwertfunktion $I(x, y)$ in einer Bildregion \mathcal{R} als kontinuierliche Funktion approximiert. Die kontinuierliche Grauwertfunktionen in \mathcal{R} wird durch das bikubische Polynom (23) beschrieben, dessen zehn Koeffizienten k_i , $i \in [0; 9]$ zu bestimmen sind:

$$I(x, y) \Big|_{\mathcal{R}} = k_0 + k_1x + k_2y + k_3x^2 + k_4xy + k_5xy^2 + k_6x^3 + k_7x^2y + k_8xy^2 + k_9y^3. \quad (23)$$

Durch Anwendung des Normalgleichungsverfahrens, das eine optimale Approximation hinsichtlich eines Fehlerkriteriums realisiert, können die Koeffizienten k_i berechnet werden [10, 12, 27]. Das Polynom (23) repräsentiert dann eine kontinuierliche Grauwertfunktion mit der Eigenschaft, dass sie das Rauschen im Bild glättet. Als Eckigkeitskriterium wird der Verlauf zweier benachbarter Punkte im Subpixelbereich herangezogen, die auf einer Grauwertkante liegen. Dabei wird die Differenz des Betrages der Grauwertgradienten ∇I an beiden Punkten berechnet und mit einem Schwellwert T verglichen:

$$\left| |\nabla I(x_1, y_1)| - |\nabla I(x_2, y_2)| \right| \geq T. \quad (24)$$

3.2.3 Ergebnisse

Die Untersuchung der Bestimmung von Bewegungsvektoren in weiträumigen Verkehrsszenen mit Hilfe der Eckdetektion und Verfolgung mittels KALMAN-Filter hat ergeben, dass die Verfolgung von Merkmalen über eine Folge von maximal 120 Bildern möglich waren. In der Praxis hat es sich gezeigt, dass die Geschwindigkeitsbestimmung mit Hilfe dieses Verfahrens für die Verwendung im Zusammenhang mit der Auswertung der Kontinuitätsgleichung problematisch hinsichtlich der Genauigkeit ist. Konkrete Ergebnisse werden in [12] genannt.

3.3 Bewegungsbestimmung mit Kostenfunktionen

3.3.1 Prinzip

Eine Bestimmung von Bewegungsvektoren von Objekten in Videoszenen kann auch über den allgemeinen Ansatz *Optischer Fluss* erfolgen. Dabei bilden Grauwertänderungen die Grundlage für die Bewegungsbestimmung. Ist $I(x, y, t)$ die kontinuierliche Grauwertfunktion der Videosequenz an einem Ort (x, y) in einer Bildregion \mathcal{R} zu einem Zeitpunkt t und $\mathbf{u} = (u, v)^T$ der Bewegungsvektor an diesem Ort in der Bildebene, dann gilt die Helligkeitskonstanzannahme

$$I(x, y, t) = I(x + u dt, y + v dt, t + dt). \quad (25)$$

Wird davon ausgegangen, dass lediglich Bewegungen von Objekten zu Veränderungen in der Grauwertfunktion führen, kann Gleichung (25) direkt auf Bildfolgen einer Videosequenz angewandt werden. Da aber in realen Videoszenen häufig Rauschen, veränderliche Beleuchtung, Schattenwurf, Reflexionen, auftreten, ist die Helligkeitskonstanzannahme meist verletzt.

Die Bildung der Differenz der beiden Grauwerte (26) kann jedoch als Fehlerkriterium dienen, um ein Optimierungsproblem zu definieren, dessen Lösung eine robuste Formulierung hinsichtlich der Bestimmung von Bewegungsvektoren unter veränderlichen Beleuchtungssituation und Rauschen darstellt.

$$\epsilon(u, v) = I(x, y, t) - I(x + u dt, y + v dt, t + dt) \quad (26)$$

Gleichung (26) wird auch als Korrelationssansatz des Optischen Flusses bezeichnet [1, 2, 13, 17]. Werden alle Pixel innerhalb der Region \mathcal{R} gemäß (26) untersucht, so läßt sich die Optimierungsaufgabe als Minimalproblem wie folgt formulieren. Dabei bezeichnet $f(\omega)$ eine Fehlerfunktion.

$$\varepsilon(u, v) = \min_{u, v} \sum_{(x, y) \in \mathcal{R}} f[\epsilon(u, v)]. \quad (27)$$

3.3.2 Fehlerfunktionen und Lösungsstrategie

Die Verwendung der quadratischen Fehlernorm $f(\omega) = \omega^2$ zur Lösung der Minimierungsaufgabe ist nicht immer sinnvoll. Treten in einer Region \mathcal{R} mehrere Bewegungen auf, z. B. unterschiedlich schnelle Fahrzeuge, dann erzwingt die quadratische Fehlernorm – aufgrund der Eigenschaft der globalen Konvexität – einen Kompromiss aus allen in \mathcal{R} auftretenden Bewegungen zu einer mittleren Bewegung [2, 17]. Die realen Geschwindigkeiten in der Videoszene können dann nicht bestimmt werden.

Durch Verwendung sogenannter robuster Fehlerfunktionen kann die Kompromissbildung vermieden werden, da die Eigenschaften robuster Fehlerfunktionen durch den Skalierungsparameter σ modifiziert werden können. Insbesondere kann dabei der Übergang von lokaler Konvexität zu lokaler Nicht-Konvexität variiert werden. Einerseits lassen sich durch große Werte für σ Kostenfunktionen bilden, die nur ein lokales Minimum besitzen und somit auch zu Kompromissbildungen führen. Andererseits lassen sich durch kleine Werte für σ Kostenfunktionen berechnen, in denen n unterschiedliche Bewegungen auch durch n lokale Minima in der Kostenfunktion $\varepsilon(u, v)$ abgebildet werden [2, 17].

Bekannte robuste Fehlerfunktionen sind z. B.:

$$f(\omega) = \frac{\omega^2}{\omega^2 + \sigma} \quad (\text{GEMAN \& MCCLURE-Funktion}) \quad (28)$$

$$f(\omega) = 1 - e^{-\frac{\omega^2}{\sigma}} \quad (\text{LECLERC-Funktion}). \quad (29)$$

Um alle in \mathcal{R} auftretenden Bewegungen ermitteln zu können, ist es notwendig, die lokalen Minima der Kostenfunktion $\varepsilon(u, v)$ zu bestimmen. Dabei wird in der Regel so vorgegangen, dass zuerst das globale Minimum berechnet wird und danach alle Pixel aus dem Bild entfernt werden, die dem „globalen“ Bewegungsvektor genügen. Dieser Vorgang wird so lange wiederholt, bis alle Bewegungsvektoren ermittelt worden sind (Abb. 4). Es ist damit zu rechnen, dass allen Objekten Bewegungsvektoren zugeordnet werden können.

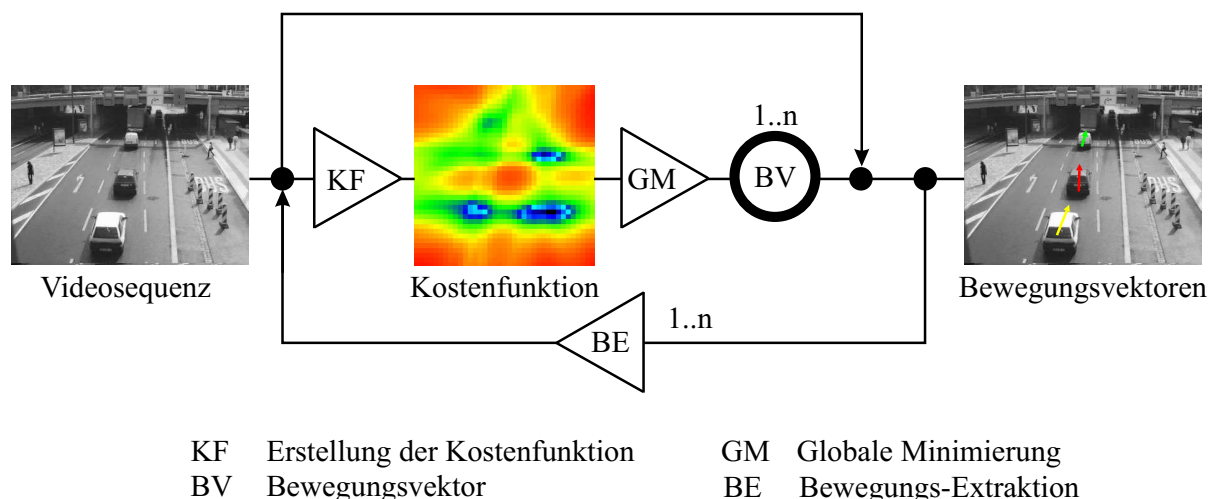


Abbildung 4: Strategie zur Bewegungsvektorbestimmung in einer Videosequenz [17]

Aus der Literatur sind zahlreiche lokalkonvergente Minimierungsverfahren bekannt [4, 5, 7, 15, 25, 26], aber nur wenige globalkonvergente [2, 3, 29]. Jedoch erlaubt in den meisten Fällen eine geeignete Steuerung des Skalierungsparameters σ in Verbindung mit einem lokalkonvergenten Verfahren das Auffinden des globalen Minimums. Dieser Vorgang wird als *Graduated Non-Convexity* (GNC) bezeichnet [1, 2] und umfasst folgende Schritte:

1. Wahl eines so großen Wertes für σ , dass die Kostenfunktion im Definitionsbereich nur ein Minimum aufweist;
2. Minimierung der entstehenden Kostenfunktion;

3. Verkleinern des Wertes von σ und Wiederholung von den Schritten 1 und 2;
4. Bei der Abfolge der Punkte 1 bis 3 entstehen mehrere lokale Minima, das lokale Minimum wird aber in Richtung des globalen Bewegungsvektors „gezogen“.
5. Wird ein bestimmtes Abbruchkriterium erfüllt, so gilt das globale Minimum als gefunden.

3.3.3 Ergebnisse

Während der Eckdetektor nur Merkmale im Bild sucht und diese verfolgt, ist bei der Bewegungsbestimmung mit Kostenfunktionen die Verarbeitung der Bildinformation einer Vielzahl von Pixeln möglich. Eine Gesamtaussage zu einer Bewegung eines Objektes wird aus diesem Grund durch eine Mittelung der Aussagen von zahlreichen Pixeln getroffen. Störungen, wie beispielsweise Rauschen im Bild oder auch witterungsbedingte Probleme (Niederschlag, etc.) erweisen sich nur dann als problematisch, wenn die Anzahl der Pixel klein ist (z. B. kleine Objekte).

Des Weiteren stehen im Unterschied zur HOUGH-Transformation beliebig viele Dimensionen bei der Bestimmung der Bewegungsvektoren zur Verfügung, wenn beispielsweise sogenannte arbiträre Bewegungsmodelle als Grundlage bei der Bildung von Kostenfunktionen dienen [2, 24, 28].

Insgesamt stellt die Bewegungsbestimmung mit Kostenfunktionen die vielseitigste der hier genannten robusten Methoden dar. Im Gegensatz zur geschilderten Methode der Weg-Zeit-Bilder ist die Genauigkeit bei der Bestimmung der Geschwindigkeit jedoch geringer. Die Genauigkeit des Verfahrens hat sich bei experimentellen Untersuchungen zu $1 \cdot 10^{-1}$ Pixel/Bild herausgestellt.

4 Zusammenfassung und Ausblick

In den vorherigen Abschnitten wurden drei verschiedene Verfahren zur videobasierten Bewegungsbestimmung in weiträumigen Verkehrsszenen vorgestellt. Dabei wurden insbesondere große Unterschiede bei der Genauigkeit der Bewegungsbestimmung sowie beim Rechenaufwand festgestellt. Die genaueste aber auch rechenintensivste Methode ist die Bewegungsbestimmung mit der HOUGH-Transformation, während das vielseitigste und am wenigsten rechenintensive Verfahren die Bewegungsbestimmung mit Kostenfunktionen darstellt. Mit Hilfe dieser Verfahren können lokale Geschwindigkeitsverläufe erzeugt werden, die die Basis für die Berechnung von Funktionen lokaler Verkehrsdichte mit Hilfe der Kontinuitätsgleichung sind.

In diesem Zusammenhang wurden zwei Möglichkeiten der numerischen Berechnung der Kontinuitätsgleichung vorgestellt. Es stellte sich heraus, dass das MACCORMACK-Verfahren als Vertreter der Methoden der finiten Differenzen, insbesondere Stabilitäts- und Genauigkeitsprobleme aufweist. Eine vielversprechende Alternative wird in der kontinuierlichen Methode der kleinsten Quadrate in Verbindung mit der Methode der finiten Elemente vermutet. Praktische Tests stellen den Gegenstand aktueller Untersuchungen dar.

In Abbildung 5 ist das Resultat der numerischen Berechnung der Verkehrsdichte mit Hilfe des MACCORMACK-Verfahrens dem Verlauf der tatsächlichen lokalen Dichte in einer dreidimensionalen Funktion $\rho(s, k)$ gegenübergestellt. Die Abszisse kennzeichnet den Ort s und die Ordinate die Zeit k . Bereiche niedriger Dichte sind blau, Gebiete mittlerer Dichte lila und Bereiche hoher Dichte sind weiß gekennzeichnet. Es fällt auf, dass beide Verläufe nahezu identisch sind und der Verkehrszustand lokal und zeitlich abgeleitet werden kann. Die Abweichungen der berechneten Dichtekurve sind einerseits auf auftretende Stabilitätsprobleme und Rundungsfehler durch Glättungsfilter begründet und andererseits durch fehlende Randwerte für die in den weiträumigen Straßenabschnitt einfließenden Fahrzeuge zu erklären.

Des weiteren wird deutlich, dass durch Stauungen der Fahrzeuge erzeugte Schockwellen rechtzeitig detektiert werden können und entsprechende Maßnahmen, wie beispielsweise eine optimale Grünschaltung der Lichtsignalanlage, eingeleitet werden können.

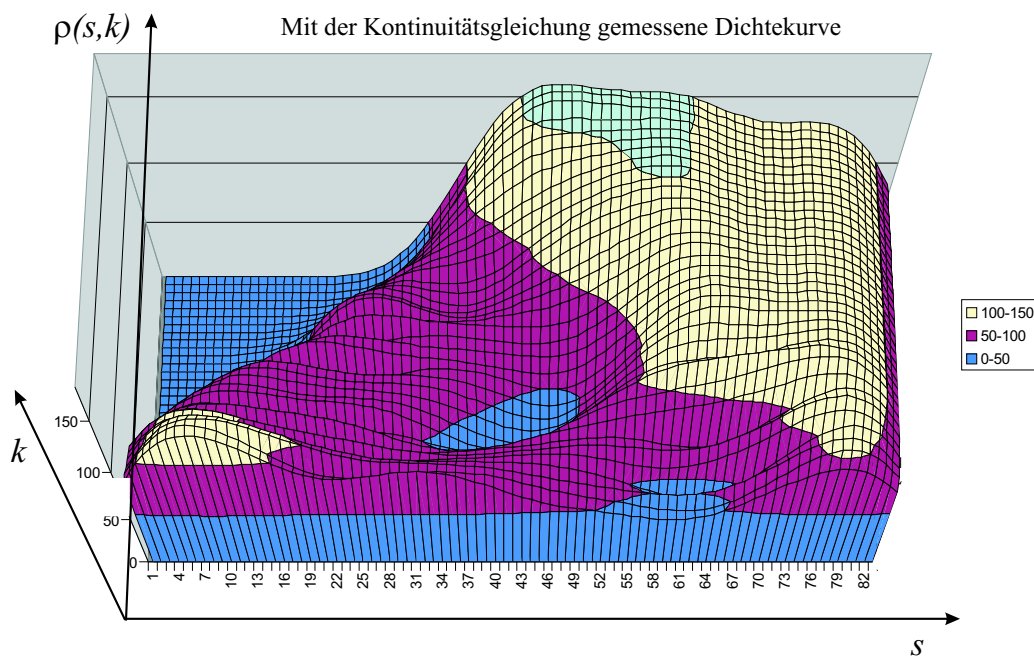
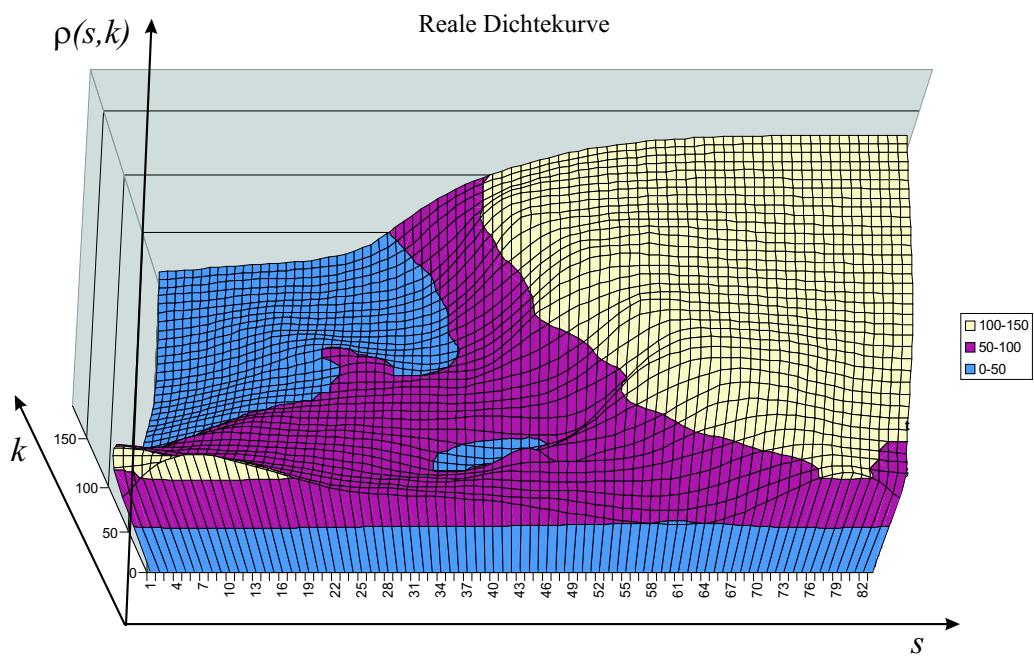


Abbildung 5: Reale und berechnete Dichtekurven in einem Straßenabschnitt [19]

Literatur

- [1] Black, M. J.: Robust Incremental Optical Flow, Ph.D. thesis, Yale University, New Haven, CT, 1992
- [2] Black, M. J.; Anandan, P.: The Robust Estimation of Multiple Motions: Parametric and Piecewise-Smooth Flow Fields, *Computer Vision and Image Understanding* vol. 63, pp. 75-104, 1996
- [3] Blake, A.; Zisserman A.: *Visual Reconstruction*, The MIT Press Series in Artificial Intelligence, Cambridge, 1987
- [4] Bronstein, I. N.; Semendjajew, K. A.: *Taschenbuch der Mathematik*, Gemeinschaftsverlag Nauka, Moskau, B. G. Teubner Verlagsgesellschaft Leipzig, 24. Auflage, 1989
- [5] Chong, E. K. P.; Zak, S. H.: *An Introduction to Optimization*, Wiley-Interscience Series in Discrete Mathematics and Optimization, Canada, 1996
- [6] Coifman, B.; Beymer, D.; McLauchlan, P.; Malik, J.: *A Real-Time Computer Vision System for Vehicle Tracking and Traffic Surveillance*, *Transportation Research*, 1998
- [7] Dennis, J. E.; Schnabel, R. B.: *Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations*, Second Edition, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 1996
- [8] Fletcher, C. A. J.: *Computational GALERKIN Methods*, Springer-Verlag New York, 1984
- [9] Fletcher, C. A. J.: *Computational Techniques for Fluid Dynamics*, Vol. I: *Fundamental and General Techniques*, Vol. II: *Specific Techniques for Different Flow Categories*, Springer Verlag Berlin Heidelberg, Second Edition, 1991
- [10] Haralick, R. M.; Shapiro, L. G.: *Computer and Robot Vision*, Madison-Wesley Publishing Company, Inc., 1992
- [11] Helbing, D.: *Verkehrsdynamik, Neue physikalische Modellierungskonzepte*, Springer Verlag Berlin Heidelberg, 1997
- [12] Heppner, G.: *Untersuchungen zur Eckdetektion in Bildfolgen bei weiträumiger Verkehrsüberwachung*, Diplomarbeit, Technische Universität Dresden, 2002
- [13] Horn, B. K. P.; Schunck, B. G.: *Determining Optical Flow*, *Artificial Intelligence* 17, pp. 185-204, 1981

- [14] Jähne, B.: Digitale Bildverarbeitung, 4. Auflage, Springer Verlag Berlin Heidelberg, 1997
- [15] Jentschel, H.-J.: Entwurf nachrichtentechnischer Systeme, Manuskript zur Vorlesung, TU Dresden, 2000
- [16] Junghans, M.: Videobasierte Verkehrsdichtebestimmung mit Hilfe der Kontinuitätsgleichung, Studienarbeit, TU Dresden, 2002
- [17] Junghans, M.: Bestimmung des Optischen Flusses durch Lösung von Minimierungsproblemen, Diplomarbeit, TU Dresden, 2002
- [18] Leich, A.; Junghans, M.; Jentschel, H.-J.: Numerical Continuity Approximation: An Application in Wide Area Traffic Surveillance, akzeptiert zur Sommerschule in JINR in Dubna, Russland, 2003
- [19] Leich A.; Junghans M.; Jentschel H.-J.: An Approach to Video Based Wide Area Traffic Surveillance, Vortrag auf dem 9th World Congress on Intelligent Transport Systems, Chicago, 2002
- [20] Leich A.; Jentschel H.-J.: Verkehrsbeobachtung mit digitaler Bildverarbeitung: Aufgaben und Lösungsansätze, Vortrag bei den 18. Verkehrswissenschaftlichen Tagen, Dresden, 2001
- [21] Leich, A.; Fließ, T.: Bildverarbeitung im Straßenverkehr - Übersicht zum Stand der Technik, Zwischenbericht, TU Dresden, 2000
- [22] Leich A.; Jentschel H.-J.: Projection Transform with Discretization Noise Suppression., Vortrag bei der 6th International Conference on Signal Processing (ICSP), Peking, 2002
- [23] Liedtke, C.-E.; Ender, M.: Wissensbasierte Bildverarbeitung, Buchreihe „Nachrichtentechnik“ Band 19; Springer Verlag Berlin Heidelberg, 1989
- [24] Mann, S.; Picard, R. P.: Video Orbits of the Projective Group: A Simple Approach to Featureless Estimation of Parameters, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, pp. 1281-1294, 1997
- [25] Papageorgiou, M.: Optimierung, *Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung*, Oldenbourg Verlag München Wien, 2. Auflage, 1996
- [26] Richter, C.: Optimierungsverfahren und BASIC-Programme, Akademie-Verlag Berlin, 1988
- [27] Schwetlick, H.; Kretzschmar, H.: Numerische Verfahren für Naturwissenschaftler und Ingenieure, *Eine computerorientierte Einführung*, 1. Auflage, Fachbuchverlag Leipzig, 1991

- [28] Stiller, C.; Konrad, J.: Estimating Motion Models in Image Sequences — *A tutorial on modeling and computation of 2D motion*, IEEE Transactions, 1999
- [29] Storn, R.; Price, K.: Differential Evolution — A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces, 1994