

Beschleunigung und Bewertung blockbasierter Bewegungsschätzmethoden für die Röntgenfluoroskopie

Claudia Mayntz, Jan-Michael Frahm¹, Til Aach, Georg Schmitz²

Institut für Signalverarbeitung und Prozeßrechentechnik,
Medizinische Universität zu Lübeck

¹ Institut für Informatik und Praktische Mathematik,
Christian-Albrechts-Universität zu Kiel

² Philips GmbH Forschungslaboratorien, Aachen
mayntz@isip.mu-luebeck.de

Zusammenfassung Ausgehend von einem für die Röntgenfluoroskopie entwickelten blockbasierten Bewegungsschätzer mit voller Suche werden verschiedene Beschleunigungsverfahren vorgestellt und bewertet. Die Verfahren werden für synthetisch erzeugte Bewegungen einer Fluoroskopiesequenz bezüglich diverser Maße verglichen, wie der Anzahl reduzierter Suchpositionen, dem mittleren Aufwand zur Berechnung des Fehlermaßes und dem Fehler zum bekannten Vektorfeld. Durch die Reduktion von Suchpositionen anhand einer gewichteten Blocknormabschätzung in Kombination mit einer effizienten Berechnung des Fehlermaßes kann der Aufwand der Bewegungsschätzung erheblich reduziert werden, ohne die Qualität der Vektorfelder maßgeblich zu beeinträchtigen.

1 Motivation und Einleitung

Bewegungsschätzung spielt für zahlreiche Anwendungen eine zentrale Rolle, z.B. zur Bewegtbildkodierung oder zur zeitlichen Filterung. Die von uns betrachtete Bildgebungsmodalität ist die *Röntgenfluoroskopie*, ein Echtzeit-Bildgebungsverfahren zur direkten Überwachung dynamischer Vorgänge im Körper des Patienten auf einem Bildschirm (z.B. Legen eines Katheters). Um die Strahlenbelastung trotz langer Untersuchungszeiten und hoher Bildwiederholraten gering zu halten, wird mit möglichst niedrigen Dosisraten gearbeitet, was eine starke Beeinträchtigung der Bildqualität durch *Quantenrauschen* zur Folge hat. Zur Reduktion des Rauschens kann zeitlich rekursive Filterung eingesetzt werden, die - um Bewegungsunschärfe zu vermeiden - entlang zuvor geschätzter Bewegungstrajektorien erfolgen sollte. Das macht eine lokale Bewegungsschätzung erforderlich.

Da in den stark verrauschten Fluoroskopiesequenzen zudem oft abrupte und schnelle Bewegungen auftreten, haben wir einen *Block-Matching*-Ansatz (BM) verwendet. Blockbasierte Methoden sind zur Erfassung größerer Bewegungen besser geeignet als die sogenannten gradientenbasierten „Optischen-Fluß“ Verfahren. Beim BM wird das aktuelle Bild zur Zeit t in Blöcke zerlegt. Für jeden dieser „Referenzblöcke“ wird der „Kandidatenblock“ im Vorgängerbild ermittelt, der den Abstand zum Referenzblock minimiert. Als Abstandsmaß wird das *MSE*

(Mean Square Error) verwendet. Aus Effizienzgründen beschränkt man sich bei der Suche auf Blöcke innerhalb eines *Suchfensters*. Werden in dem Fenster alle möglichen Positionen überprüft, spricht man von *voller Suche*. BM hat zwei wesentliche Nachteile: zum einen ist es sehr rauschempfindlich [?], zum anderen ist die volle Suche sehr aufwendig. Möglichkeiten zur Beschleunigung sind z.B. die gezielte Reduktion von Suchpositionen; die Reduktion der Bildpositionen, für die das Abstandsmaß pro Suchposition ausgewertet wird oder die Verwendung hierarchischer Ansätze, wobei letztere mit einer Reduktion von Such- und Bildpositionen kombiniert werden können.

2 Grundlagen des verwendeten Block-Matchers

2.1 Fehlerkriterium

Der Grauwert zur Zeit t an der Stelle $\mathbf{x} = (x, y)^T \in \Omega = \{0, \dots, W - 1\} \times \{0, \dots, H - 1\}$ ist mit $b_t(\mathbf{x})$ bezeichnet, wobei $b_t(\mathbf{x}) \geq 0 \forall (\mathbf{x}, t)$ gelten soll. Mit $b_t^{\mathbf{z}}$ wird der Block der Größe $B \times B$ mit Mittelpunkt $\mathbf{z} \in \Omega$ notiert, mit \mathbf{d} der betrachtete Verschiebungsvektor. Für das als Fehlerkriterium verwendete *MSE* (Mean Square Error) gilt:

$$\frac{1}{B^2} \sum_{\substack{\mathbf{x} \in \{0, \dots, B-1\} \\ \times \{0, \dots, B-1\}}} (b_t(\mathbf{x}) - b_{t-1}(\mathbf{x} + \mathbf{d}))^2 = \|b_t^{\mathbf{z}} - b_{t-1}^{\mathbf{z}+\mathbf{d}}\|_2^2 := MSE(\mathbf{z}, \mathbf{d}) \quad . \quad (1)$$

Ein zweites, häufig verwendetes Fehlermaß, im folgenden allerdings nur zur Abschätzung des *MSE* verwendet, ist das *MAD* (Mean Absolute Difference):

$$\sum_{\substack{\mathbf{x} \in \{0, \dots, B-1\} \\ \times \{0, \dots, B-1\}}} |b_t(\mathbf{x}) - b_{t-1}(\mathbf{x} + \mathbf{d})| = \|b_t^{\mathbf{z}} - b_{t-1}^{\mathbf{z}+\mathbf{d}}\|_1 := MAD(\mathbf{z}, \mathbf{d}) \quad . \quad (2)$$

2.2 Regularisierung

Reines BM liefert für stark verrauschte Sequenzen ungenügende Ergebnisse [?]. Die Regularisierung des schlecht-gestellten Bewegungsschätzproblems bzw. die Glättung der durch BM gewonnenen, stark verrauschten Vektorfelder erfolgt über einen Maximum-a-posteriori-Ansatz, den wir in einem früheren Beitrag schon zur Bildrestauration verwendet haben [?,?]. Neben einem Datenterm, der das blockweise *MSE* minimiert, wird die örtliche und zeitliche Glättung durch Verwendung *verallgemeinerter Gauß-Markov-Felder* erreicht. Die Initialisierung durch BM ist wesentlich aufwendiger als die nachfolgende Regularisierung (über 80 % der Rechenzeit), so daß nur die Beschleunigung des BM betrachtet wird.

3 Beschleunigung des Block-Matching

Die Suche kann sowohl durch Reduktion von Suchpositionen als auch durch Reduktion der Anzahl der Pixel, die in die Berechnung des Abstandsmaßes eingehen, beschleunigt werden. Bei einigen Methoden ist das erzielte Ergebnis u.U. nur suboptimal bezüglich des Abstandsmaßes. Hier soll zunächst der *Successive Elimination Algorithm* (SEA) von Li und Salari [?] betrachtet werden, der zahlreiche Suchpositionen durch Abschätzung des Abstandsmaßes ausläßt und dieses dennoch minimiert.

3.1 Elimination von Suchpositionen bei garantiert optimaler Lösung

Zur Reduktion der Anzahl der Suchpositionen wird eine Ungleichung eingeführt, die den Abstand vom Kandidaten- zum Referenzblock abschätzt. Aufgrund dieser Abschätzung wird entschieden, ob der aktuelle Kandidat das bisher gefundene Minimum unterbieten kann und das Abstandsmaß berechnet werden muß.

Blocknormkriterium: Um zu einer Abschätzung für das MSE zu gelangen, verwenden wir folgende Beziehung zwischen dem Betrag des arithmetischen und des quadratischen Mittelwertes $\frac{1}{B^2} (\sum_{i=1..B^2} a_i)^2 \leq \sum_{i=1..B^2} a_i^2$, nach entsprechendem Einsetzen ergibt sich:

$$\frac{1}{B^2} \left(\|b_t^z\|_1 - \|b_{t-1}^{z+d}\|_1 \right)^2 \leq \|b_t^z - b_{t-1}^{z+d}\|_2^2 =: MSE(z, d) \quad . \quad (3)$$

Mit (??) ergibt sich folgendes Vorgehen: Die linke Seite wird für jeden Kandidaten ausgewertet, und nur wenn das Resultat kleiner als das bisher minimale MSE ist, wird das MSE für den Kandidaten berechnet.

Subblocknormkriterium: Durch Einteilung der Blöcke in Subblöcke kann eine engere Abschätzung erreicht werden. In [?] wird für das MAD folgende Abschätzung mit Subblocknormen hergeleitet:

$$\left| \|u_t^z\|_1 - \|u_{t-1}^{z+d}\|_1 \right| + \left| \|v_t^z\|_1 - \|v_{t-1}^{z+d}\|_1 \right| \leq MAD(z, d) \quad , \quad (4)$$

wobei u_t^z und v_t^z die 2 Subblöcke sind, in die b_t^z zerlegt wird. Diese Formel haben wir durch Nutzen der Äquivalenz der Normen im Banachraum [?] zur Abschätzung des MSE erweitert. Die Verallgemeinerung für n Subblöcke erhält man, wenn jeder Subblock sukzessive als Block in (??) eingesetzt wird ($u_{t,i}^z$ ist der i -te Subblock des Blocks b_t^z):

$$\left(\sum_{i=0}^{n-1} \left| \|u_{t,i}^z\|_1 - \|u_{t-1,i}^{z+d}\|_1 \right| \right)^2 \leq MAD^2(z, d) \leq B^2 \cdot MSE(z, d) \quad . \quad (5)$$

3.2 Erweiterte Elimination von Suchpositionen

Wie die Auswertung zeigen wird, werden trotz Verwendung der Ungleichungen (??) bzw. (??) sehr viele Blöcke geprüft, von denen nur wenige das bestehende Minimum verringern. Aufgrund dieser Beobachtung haben wir die Ungleichung durch einen Faktor verschärft, der die Differenz zwischen den L_1 -Normen des Referenz- und des Kandidatenblocks wichtet. Damit lautet die *Entscheidungsregel* für (??): berechne das MSE für den Kandidaten b_{t-1}^{z+d} genau dann, wenn

$$\mu \cdot \frac{1}{B^2} \left(\|b_t^z\|_1 - \|b_{t-1}^{z+d}\|_1 \right)^2 \leq MSE_{min}(z) \quad \mu \geq 1 \quad , \quad (6)$$

wobei $MSE_{min}(z)$ das aktuelle Minimum ist (analog für (??)). Mit $\mu = 1$ erhält man wie bisher das Vektorfeld, das identisch zum Resultat des BM mit voller Suche ist. Je größer μ gewählt wird, desto schwerer ist es für einen untersuchten Block, den bisher besten Kandidaten zu unterbieten. Insbesondere wird erschwert, den Startwert erstmals zu unterschreiten, so daß der initiale Vektor implizit bevorzugt wird. Da die Initialisierung mit dem zeitlich zuletzt geschätzten, regularisierten Vektor erfolgt, entspricht dies einer stärkeren zeitlichen Glättung.

Zudem kann durch μ reguliert werden, wie nahe die Summe der Intensitäten des untersuchten Blocks an der des Referenzblocks liegen muß. Mit wachsendem μ steigt der Einfluß der mittleren Helligkeit, das Verfahren wird rauschempfindlicher. Mit $\mu > 1$ erhält man allerdings nicht mehr garantiert den bezüglich des MSE optimalen Vektor. Die Ergebnisse zeigen aber, daß eine erhebliche Beschleunigung bei sehr guter Schätzqualität erreicht wird.

3.3 Partitionierung des Abstandsmaßes

Die Berechnung des Abstandsmaßes (??) macht einen wesentlichen Anteil des Rechenaufwandes aus. Daher wird während der Berechnung des MSE nach jeder Zeile eines Blocks geprüft, ob der berechnete Teilabstand größer ist als das bisherige Minimum. Ist dies der Fall, wird die Berechnung abgebrochen. Schon dieser vorzeitige Abbruch verringert die Rechenzeit um fast 40%.

Wir stellen nun eine weitere Beschleunigung der MSE -Berechnung vor, die auf einer Zerlegung des Blocks in p Partitionen basiert. Die Partitionen entstehen durch Abtastung des Blocks, z.B. bei $p = 2$ ist die Einteilung gemäß der eines Schachbrettes, bei $p = 4$ ist jeder zweite Wert in x - und y Richtung in derselben Partition. Für jede Partition wird ein eigenes MSE verwaltet. Unter gewissen Annahmen minimiert das Minimum des *erwarteten* Block- MSE gleichzeitig auch jedes *erwartete* partitionsbasierte MSE . Die Beschleunigung beruht darauf, daß die Berechnung abgebrochen werden kann, sobald ein abschnittsweises Abstandsmaß größer als das aktuelle Minimum der Partition ist. Dies wird im folgenden erläutert. Für den durch BM bestimmten Vektor gilt nach (??):

$$\hat{\mathbf{v}} = \arg \min_{\mathbf{d} \in S} \{MSE(\mathbf{z}, \mathbf{d})\} = \arg \min_{\mathbf{d} \in S} \left\{ \sum_{k=0}^{p-1} MSE_k(\mathbf{z}, \mathbf{d}) \right\} , \quad (7)$$

wobei MSE_k das in Partition k berechnete MSE ist und S der Suchbereich.

Unter den auch implizit für das BM getroffenen Annahmen, daß keine Verdeckung oder Elimination von Objekten auftritt, und daß Grauwertvariationen entlang der Bewegungstrajektorie durch Rauschen verursacht sind, gilt bei weißem, signalunabhängigem Rauschen ¹

$$E \{MSE_k(\hat{\mathbf{v}})\} \leq E \{MSE_k(\mathbf{d})\} \quad \text{für } \mathbf{d} \in S \quad \text{und } k \in \{0, \dots, p-1\} . \quad (8)$$

Nach (??) minimiert $\hat{\mathbf{v}}$ den Erwartungswert von jedem partitionsweisen MSE_k und damit auch von jedem Summanden der rechten Seite in (??). Daher bleibt der Erwartungswert des Block-Matchers erhalten, wenn die Berechnung des MSE abgebrochen wird, sobald in einer Partition während der Berechnung das aktuelle Minimum überschritten wird. Das Verfahren wird allerdings rauschempfindlicher mit steigendem p , da sich die Varianz des Schätzers erhöht. Die theoretische Abschätzung der veränderten Varianz ist Teil der weiteren Arbeit. Da das MSE nur im Erwartungswert minimiert wird, ist das Verfahren suboptimal bzgl. des MSE -Kriteriums, liefert aber gute Ergebnisse.

¹ Die Poissonverteilung des Quantenrauschens kann durch eine Gaußverteilung mit signalabhängiger Varianz approximiert werden [?], die Signalabhängigkeit kann durch eine Punktoperation in Signalunabhängigkeit transformiert werden.

4 Datenmaterial

Referenzbild für die weitere Auswertung ist das in Abb. ?? dargestellte *Phantombild*, das mit einem echten Fluo-System unter realen Bedingungen aufgenommen wurde. Das enthaltene Rauschen ist daher typisch für Fluoroskopie-Anwendungen[?] (poissonverteilt, signalabhängig, mittlere Varianz von ca. 25 bei einem Grauwert von 100). Ausgehend von diesem Referenzbild wurden verschiedene Bewegungen simuliert.

Die erste erzeugte Bewegung ist eine globale, beschleunigte *Translation* entlang der Diagonalen und simuliert beispielsweise Bewegung des Patiententisches inklusive abruptem Stop. Die Komponenten des Bewegungsvektors lauten für die verschiedenen Frames: $v_x = v_y = (-1, -1, -2, -3, -3, -4, -5, -5, -6, -6, -7, -8, -8, -10, -10, -11, -11, 0, 0, 1, 2, 1, 3, 3, 3)$.

Da in natürlichen Sequenzen verschiedene Bewegungen auftreten, haben wir weiterhin eine *Rotation* um den Bildmittelpunkt modelliert, obwohl der BM-Ansatz für diese Art von Bewegung weniger gut geeignet ist:

$$\begin{pmatrix} x_{t-1} = x_t \cos \alpha + y_t \sin \alpha \\ y_{t-1} = y_t \cos \alpha - x_t \sin \alpha \end{pmatrix} \quad \text{mit } \alpha = \alpha_{\max} \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{\#\text{frames}} \cdot t\right) \quad \alpha_{\max} = 0,06.$$

Die dritte synthetisierte Sequenz enthält eine *lokale Ausdehnung* mit anschließender *Kompression* in x -Richtung. Dies simuliert örtliche Organbewegungen, z.B. Herzmuskelkontraktionen und wird modelliert durch die Transformation $k(x) = A \cdot \left(x - \frac{W}{2}\right)^3 \cdot \exp\left(-\frac{x - \frac{W}{2}}{\sigma_x^2 \sqrt{2}}\right)^2$ mit $A = 0,7 \cdot 10^{-5}$ und $\sigma_y^2 = 60$.

5 Auswertung

Für jeden Algorithmus und jede Bewegung geben wir den Anteil der Kandidatenblöcke an, für die das *MSE* berechnet wird (**A**). Referenzwert (100%) ist die Anzahl der Suchpositionen bei voller Suche. Diese läßt sich aus der Größe des Suchbereichs $S_W \times S_H$, der Bildgröße $W \times H$ und den Samplingraten S_x, S_y für die Verschiebung der Referenzblöcke berechnen. Die Berechnungen wurden mit nichtüberlappenden Blöcken der Größe 16×16 Pixel durchgeführt, der Suchbereich betrug 33×33 Pixel und die Bildgröße war 512×512 Pixel. Damit ergibt sich für die Anzahl der Suchpositionen bzw. der Kandidaten bei Vernachlässigung von Randeffekten: $K = \frac{WH}{S_x S_y} S_W S_H = \frac{512^2}{16^2} \cdot 33^2 = 1115136$.

Zudem ist der Anteil der Blöcke angeben, die zu einem Austausch des Minimums führen (**B**) (auch hier entspricht K 100%). Die mittlere Anzahl von Operationen zur Berechnung des *MSE* pro Suchposition wird mit OPS_{MSE} bezeichnet. Abhängig davon, ob das aktuelle Minimum früh oder spät überschritten wird, kann dieser Wert erheblich variieren und die Rechenzeit stark beeinflussen. Als Maß für die Güte der ermittelten Vektorfelder wird die mittlere quadratische Abweichung zum bekannten Vektorfeld angegeben (Fehler). Um die Auswirkung von Rauschen zu untersuchen, wurde für einige Sequenzen zusätzlich (!) zu dem immer enthaltenen starken Quantenrauschen normalverteiltes Rauschen der Varianz 25 addiert ($+\sigma^2 = 25$). Alle Werte beziehen sich auf BM mit anschließender Regularisierung (3 Regularisierungsschritte).

Bewegung	$+\sigma^2$	A: getestet (in %)		B: getauscht (in %)	OPS_{MSE}		Fehler $O_{B\&S}$	Overhead
		$n = 1$	$n = 2$		$n = 1$	$n = 2$		
Translation	0	7,7	7,6	0,23	31,6	32,1	0,02	0,46
Rotation	0	15,7	12,0	0,39	38,8	36,2	0,50	0,94
Ausdehnung	0	14,7	10,8	0,11	19,7	18,1	0,16	0,88
Translation	25	68,9	68,6	0,45	343,0	343,1	0,95	4,13
Rotation	25	65,6	65,2	0,48	354,4	354,4	7,47	3,93
Ausdehnung	25	67,2	66,8	0,28	343,6	343,4	1,69	4,03

Tabelle 1. Vergleich blocknorm- und subblocknormbasiertes Verfahren (die nicht für $n = 1$ bzw. $n = 2$ extra aufgeführten Werte sind für beide Methoden identisch)

5.1 Block- und Subblockabschätzung

In Tab. ?? sind das block- ($n = 1$) und das subblocknormbasierte ($n = 2$) Verfahren gegenübergestellt. Beide Abschätzungen verringern die Anzahl untersuchter Kandidaten erheblich (**A**). Im Vergleich zu voller Suche reduziert sich die Rechenzeit um ca. 40%. Dabei ist der Gewinn für sehr starkes Rauschen geringer, da hier das MSE größer ist und mehr Blöcke getestet werden. Die schärfere Subblock-Abschätzung eliminiert etwas mehr Suchpositionen, insgesamt werden aber kaum MSE -Operationen gespart, da die Anzahl der Operationen pro getestetem Kandidat steigt. Der Fehler entspricht dem der vollen Suche.

Im folgenden wird der Overhead für das subblockbasierte Verfahren betrachtet. Für die Berechnung der Blocknormen ist in [?] eine effiziente Implementierung mit nahezu vernachlässigbarem Aufwand beschrieben. Für die Subblocknormberechnung haben wir ein effizientes Berechnungsschema mit asymptotisch gleichem Aufwand implementiert, bei dem am linken Bildrand jeweils für $\frac{B}{n}$ viele Blöcke alle Subblocknormen berechnet werden. Bis auf den letzten Subblock jedes weiteren Blocks ergeben sich die restlichen Normen aus den Subblöcken des um $\frac{B}{n}$ verschobenen Blocks. Betrachten wir den Aufwand für die Abschätzungen, erfordert die Auswertung von (??) 2 Operationen pro Position, die von (??) erfordert $3n$ Operationen (Additionen, Beträge, Multiplikationen), womit sich durch (??) pro Suchposition $(3n - 2)$ zusätzliche Operationen ergeben. Durch Vergleich der mittleren Anzahl von MSE -Operationen für $n = 1$ und $n = 2$ wird deutlich, daß die schärfere Abschätzung nicht genug Blöcke spart, um den Mehraufwand von 6 Operationen pro Suchposition ($n = 2$) auszugleichen. Mehr Subblöcke verschlechtern dieses Verhältnis noch weiter.

Durch **Kombination von Block- und Subblockabschätzung** kann der Mehraufwand verringert werden. Dazu werden anfangs Block- und Subblocknormen berechnet. Während des BM wird für jeden Kandidaten erst Ungleichung (??) getestet, wenn diese erfüllt ist, wird (??) getestet. Der Mehraufwand durch Auswertung von (??) ergibt $3 \cdot n \cdot C$ Operationen pro Suchposition, wobei C die Anzahl der Blöcke ist, die (??) erfüllen. Durch $O_{B\&S}$ ist der so berechnete Overhead gegeben. Man sieht durch Vergleich mit OPS_{MSE} , daß bei normalem Rauschen Operationen gegenüber dem blockbasierten Verfahren eingespart werden können, bei starkem Rauschen durch die höhere Anzahl Blöcke, die beide Abschätzungen durchlaufen, jedoch nicht.

Man sollte beachten, daß sich die Ergebnisse bei anderem Bildmaterial stark unterscheiden können. Neben den obigen Sequenzen haben wir *Videodaten* mit lokaler Bewegung eines Autos untersucht. Hier spart die subblockbasierte Abschätzung durch bessere Initialisierung, sowie niedrigere und weniger stark variierende *MSE*-Werte (glattere Fehleroberfläche) insgesamt deutlich mehr Operationen ein als die blockbasierte. Damit zeigt sich, daß medizinische Bilddaten eigene Untersuchungen erfordern.

5.2 Verschärfte Abschätzung

Die Ergebnisse bei Verwendung der gewichteten Blocknormabschätzung nach (??) sind für $\mu = 50$ in Tab. ?? aufgeführt (für $\sigma^2 = 25$ nur für die Translation, da sich die Werte der anderen Bewegungen ähnlich verhalten). Die Anzahl der getesteten Blöcke verringert sich prozentual wesentlich stärker als die Anzahl der Blöcke, die einen Austausch des Minimums bewirken. Die schärfere Ungleichung sortiert also vor allem Blöcke aus, die ohnehin nicht gewählt würden. Der höchstens leicht ansteige, im Vergleich zu Tab. ?? teilweise aber sogar sinkende Fehler zeigt dies ebenfalls. Dies galt selbst für $\mu = 100$ (bei anderer Blockgröße muß μ entsprechend angepaßt werden). Obwohl die *MSE*-Operationen pro Kandidat zunehmen, da die getesteten Blöcke „besser“ sind und der Abbruch im Schnitt erst später erfolgt, werden sowohl für Blöcke als auch für Subblöcke im Schnitt sehr viele *MSE*-Operationen gespart. Im Vergleich zu voller Suche reduziert sich die Rechenzeit um ca. 82%.

Bewegung	$+\sigma^2$	A: getestet (in %)		B: getauscht (in %)		<i>OPS</i> _{<i>MSE</i>}		Fehler	
		$n = 1$	$n = 2$	$n = 1$	$n = 2$	$n = 1$	$n = 2$	$n = 1$	$n = 2$
Translation	0	2,8	2,1	0,18	0,17	12,9	11,0	0,02	0,02
Rotation	0	3,0	1,1	0,26	0,20	10,5	6,5	0,52	0,54
Ausdehnung	0	2,7	0,7	0,08	0,07	5,3	3,6	0,14	0,15
Translation	25	28,4	24,0	0,41	0,39	170,7	149,7	0,99	0,85

Tabelle 2. Ergebnisse bei gewichteter Blocknormabschätzung ($\mu = 50$)

Weiterhin wurde untersucht, μ abhängig vom Verhältnis der aktuellen zur erwarteten (aus der Rauschleistungskurve abgelesenen) Blockvarianz zu wählen. Auch die geringere Wichtung des *MSE* einzelner Vektoren, wie des initialen Vektors, wurde betrachtet. Beide Verfahren haben sich als weniger effizient und als fehleranfälliger erwiesen. Die gleichmäßig verschärfte Blocknormabschätzung ist die beste Methode, da so eine erhebliche Reduktion der Rechenzeit erreicht wird und das Verfahren sehr rauschrobust ist.

5.3 Partitionierung des Abstandsmaßes

In Tab. ?? sind die Ergebnisse bei Partitionierung der *MSE*-Berechnung in 2 und 4 Partitionen ausgewertet ($\mu = 1$). Die Suchpositionen werden anhand der blocknormbasierten Abschätzung (??) geprüft. Durch die unterschiedlichen

resultierenden MSE -Werte ändert sich auch die Anzahl getesteter und getauschter Blöcke. Wie erwartet, reduziert sich die Anzahl von MSE -Operationen pro Suchposition deutlich. Auch hier wird der Fehler nur wenig höher, teilweise sogar geringer. Für höhere μ -Werte reduzieren sich die Operationen entsprechend

Bewegung	σ^2	A: getestet (in %)		B: getauscht (in %)		OPS_{MSE}		Fehler	
		$p = 2$	$p = 4$	$p = 2$	$p = 4$	$p = 2$	$p = 4$	$p = 2$	$p = 4$
Translation	0	7,9	8,0	0,18	0,15	17,8	10,8	0,02	0,02
Rotation	0	16,7	16,9	0,35	0,32	22,5	14,2	0,50	0,52
Ausdehnung	0	15,4	15,5	0,10	0,09	11,4	8,1	0,16	0,15
Translation	25	70,0	70,1	0,30	0,22	172,2	92,1	0,91	0,89

Tabelle 3. Ergebnisse bei partitionierter MSE -Berechnung

6 Zusammenfassung

Es wurden unterschiedliche Verfahren zur schnellen Bewegungsschätzung in Fluoroskopiedaten charakterisiert und ausgewertet. Durch die gewichtete, blocknormbasierte Abschätzung läßt sich die Anzahl der Suchpositionen stark verringern, wobei die Schätzung sogar rauschrobuster wird (Reduktion um xx%). Verwendung von Subblöcken kann in Abhängigkeit von Rauschen und Bewegung zusätzliche Operationen einsparen (Reduktion um xx%). Die Reduktion von Suchpositionen kann mit einer effizienten Berechnung des Abstandsmaßes kombiniert werden, indem dieses in Partitionen zerlegt wird (Reduktion um xx%).

Literatur

1. T. Aach und D. Kunz. Bayesian Motion Estimation for Temporally Recursive Noise Reduction in X-Ray Fluoroscopy. *Philips Journal of Research*, 51(2):231–251, 1998.
2. C. Mayntz und T. Aach. Nichtlineare Bayes-Restauration mittels eines verallgemeinerten Gauss-Markov-Modells. In *Mustererkennung 1999*, 21. DAGM-Symposium, 15.–17. September 1999. Springer Verlag, Berlin.
3. W. Li und E. Salari. Successive elimination algorithm for motion estimation. In *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 4, pages 105–107, 1995.
4. M. Brünig und W. Niehsen. A Fast Full Search Block Matching Algorithm Using Subblocks. *Proc. European Signal Processing Conf. EUSIPCO '98*, 2:909–912, 1998.
5. K. A. Semendjajew und I. N. Bronstein. *Taschenbuch der Mathematik*, Kap. 11. Verlag Nauka, Moskau und BSB B. G. Teubner, Leipzig, 24. Ausgabe, 1989.