

# Korrektur von RGB-Werten für unterschiedliche Aufnahmebedingungen mit Comparagram-Technik und Ausgleichsrechnung

Matthias Hintzmann<sup>1</sup>, Josef Richardt<sup>1</sup>, Lutz Kreuchwig<sup>2</sup>

<sup>1</sup> GFaI e.V.,

Volmerstr. 3, D-12489 Berlin

eMail: {hintzmann,richardt}@gfai.de

URL: <http://www.gfai.de>

<sup>2</sup> e+v Technology GmbH,

Am Heidering 14, D-16515 Oranienburg

eMail: Lutz.Kreuchwig@eplusv.de

URL: <http://www.eplusv.de>

**Zusammenfassung** Bei den Klassifizierungsaufgaben, die mit einer automatischen Bildverarbeitung für die fleischverarbeitende Industrie gelöst werden, ist die Farbe der Produkte ein wichtiges Kriterium. Da die verwendeten CCD-Kameras die Farbe als RGB-Tripel pro Bildpunkt abbilden, werden diese RGB-Werte als (eine) Grundlage für die auszuführenden Klassifizierungen benutzt. Allerdings hängen die RGB-Werte von aktuellen Aufnahmebedingungen wie Licht und Kamerazustand ab, so dass sich ein Problem der Farbkonstanz ergibt: Die unterschiedlichen Aufnahmebedingungen im jeweiligen aktuellen Arbeitsbetrieb müssen im Vergleich zu einem Referenzbetrieb ausgewertet werden, um die Zulässigkeit der RGB-Werte zu überprüfen und sie gegebenenfalls korrigieren zu können. Eine Verfahrensweise hierzu, die Methoden der linearen Ausgleichsrechnung mit einer Fuzzy-Outlier-Analyse kombiniert, wird im nachfolgenden Beitrag beschrieben.

# 1 Problemstellung

Für viele Aufgaben der automatischen Farbbildverarbeitung ist eine ausreichende Farbkonstanz von hoher Bedeutung. Unverzichtbar wird die Farbkonstanz insbesondere dann, wenn die RGB-Werte digitaler Farbkameras für eine Klassifizierung genutzt werden sollen. Wir beziehen uns in diesem Beitrag auf Anwendungen, bei denen nicht gewährleistet werden kann, dass die Aufnahmebedingungen, insbesondere das Licht und der konkrete Zustand derameratechnik, völlig identisch sind, wenn man einen Referenzbetrieb (zum Zeitpunkt des Anlernens der Klassifizierung) mit dem aktuellen Arbeitsbetrieb in verschiedenen Industriebetrieben und zu verschiedenen Zeitpunkten vergleicht. Mit den veränderlichen Aufnahmebedingungen ändern sich also die RGB-Werte (im besten Fall nur wenig), so dass zur Überprüfung der Anlage ein Messen der Farbänderungen und eine laufende Anpassung des Arbeitsbetriebs an den Referenzbetrieb notwendig wird. Für die Änderungen der Aufnahmebedingungen kann es mehrere Gründe geben, von denen einige hier genannt seien.

Eine Beeinflussung der Farbbilder durch veränderliches Licht liegt vor, wenn sich Bildverarbeitungssysteme aufgrund der Bedingungen am Einsatzort nicht völlig von Fremdlicht abschirmen lassen. Tageszeitlich wechselndes Licht in der Produktionshalle kann beispielsweise die Farbbildaufnahmen so beeinflussen, dass hierdurch Maßnahmen zur Stabilisierung der RGB-Werte nötig werden. Außerdem kann von der eigenen Beleuchtung der Bildverarbeitungsanlage und von der Kameraelektronik nicht erwartet werden, dass ihr Verhalten immer völlig konstant bleibt. Änderungen bei der Generierung der RGB-Werte des Farbbildes ergeben sich durch Austausch eines Gerätes (Licht oder Kamera) sowie durch Alterung von Beleuchtung und Kameraelektronik.

Wenn Farbaufnahmen unter dem Einsatz von Blitzlicht generiert werden, kann sowohl die Dauer des Blitzes als auch die spektrale Zusammensetzung des Lichtes schwanken. Auch hier ergibt sich dann die Frage nach einer Anpassung der konkreten Aufnahmesituationen an eine Referenzsituation.

Ein weiteres Anwendungsgebiet, auf dem eine Farbkorrektur sinnvoll sein kann, ist die Stereobildverarbeitung. Sie dient der Gewinnung von 3D-Informationen auf der Grundlage eines Stereo-Matching. Das heißt, es werden zueinander passende Pixel (matching pixel) im linken und rechten Stereobild bestimmt, damit auf Grundlage solcher Pixelpaare eine Triangulation und 3D-Rekonstruktion ermöglicht wird. Bei diesem Herangehen bilden zwei Stereokameras dieselben Objekte ab, jedoch können auch hier die gelieferten Farb- oder Intensitätswerte der zwei Stereokameras mehr oder weniger voneinander abweichen. Es ist in der Fachliteratur bekannt, dass man sich nicht auf eine Übereinstimmung der Farbgenerierung beider Stereokameras verlassen darf [2]. Wenn man trotzdem die Farbe der Pixel als ein Kriterium für Vergleich und Ähnlichkeit der Pixel im linken und rechten Stereobild heranziehen möchte, dann kann auch hier die Bestimmung einer Farbkorrektur sinnvoll sein, um die RGB-Werte der verschiedenen Kameras aneinander anzupassen.

## 2 Comparagram-Technik zum Vergleich der Aufnahmebedingungen

Die Comparagram-Technik, die in [4] vorgeschlagen wird, dient zum Vergleich von zwei verschiedenen Situationen der Bildaufnahme. Als Grundlage wird dazu eine eindeutige

Korrespondenz zwischen den zu vergleichenden Pixeln im Referenzbild und im abzugleichenden Bild benötigt. Diese Korrespondenz ist besonders einfach gegeben, wenn die gleiche Szene zweimal unter verschiedenen Aufnahmebedingungen, wie unterschiedlicher Beleuchtung oder Kameratechnik, aufgenommen wird.

Bei einem Stereo-Matching wird eine Korrespondenz zwischen den Pixeln zweier Bildaufnahmen durch Algorithmen bestimmt, und sie kann dort zum Vergleich und zur Anpassung beider Kameras genutzt werden. Bei den anderen für uns relevanten Anwendungen – den Klassifikationsaufgaben für die fleischverarbeitende Industrie – ist es der Fall, dass in den Referenzaufnahmen (beim Anlernen des Klassifikators) und im Arbeitsbetrieb nicht die gleichen Objekte abgebildet werden. Um trotzdem eine Vergleichbarkeit der Aufnahmebedingungen sicherstellen zu können, müssen geeignete Hilfsmittel wie Farbtafeln oder Markierungen herangezogen werden, die am Einsatzort einer Anlage immer wieder im Kamerabild auftreten, um den Vergleich mit einer Referenz zu ermöglichen.

Wir erläutern als erstes die Comparagram-Technik, die von einer gegebenen Zuordnung der Pixel zweier Bildaufnahmen ausgeht. Das Comparagram wird für jeden Farbkanal  $R, G, B$  einzeln aufgestellt. Ein Comparagram ist ein 2D-Histogramm mit zwei Achsen  $i$  und  $j$ , wobei  $i \in [0, 255]$  und  $j \in [0, 255]$  die Intensitäts- bzw. RGB-Werte im Referenz- bzw. im Vergleichsbild bedeuten. Der Wert im Histogramm an der Position  $(i, j)$  wird inkrementiert, wann immer ein Pixelpaar auftritt, das den Wert  $i$  im Referenzbild und  $j$  im abzugleichenden Bild aufweist. Das so entstehende 2D-Histogramm liefert eine anschauliche Vorstellung von der Verschiebung der Intensitätswerte oder der Werte von  $R, G, B$  in den zu vergleichenden Bildaufnahmen. Ausgehend hiervon wird es möglich, die Transformation der Intensitätswerte von einem Bild zum anderen zu bestimmen.

Die Darstellungen des jeweiligen Comparagram in Abbildung 1 zeigen grob betrachtet einen annähernd linearen Zusammenhang, im Detail betrachtet gibt es aber keine exakte lineare Kurve, sondern die Einträge im 2D-Histogramm streuen um eine gedachte Gerade. Trotz solcher Streufehler streben wir an, die *mittlere Kurve* in den Histogrammen zu bestimmen, also drei Kurven  $c_R, c_G, c_B$ , mit denen die Transformation der Werte  $R_0, G_0, B_0$  im ersten Farbbild zu den korrespondierenden Werten  $R_1, G_1, B_1$  im zweiten Farbbild ausgedrückt wird:

$$R_1 = c_R(R_0), \quad G_1 = c_G(G_0), \quad B_1 = c_B(B_0).$$

Wenn es gelingt, die drei Kurven durch eine Datenanalyse zu bestimmen (dazu im nächsten Abschnitt), dann resultieren daraus Möglichkeiten, die Veränderung der  $R, G, B$ -Werte von Bild zu Bild erstens quantitativ einzuschätzen und sie zweitens ggf. zu korrigieren, indem die berechneten Kurven zur Transformation der RGB-Werte benutzt werden.

An dieser Stelle sei angemerkt, dass die in der Praxis intendierten Systeme mit 3-Chip-Farbkameras arbeiten, so dass es auch von daher eine Berechtigung gibt für das Herangehen, jeden Farbkanal einzeln für sich zu korrigieren. Ein komplexeres Modell, bei dem das RGB-Tripel im 3D-Farbraum zu korrigieren wäre, streben wir gegenwärtig nicht an (wobei anzumerken ist, dass nicht alle Untersuchungen abgeschlossen sind). Unser Modellansatz bedeutet also, dass dreimal eine Korrektur eines einzelnen Farbkannels erfolgt. Der gleiche Ansatz lässt sich auch für Intensitätsbilder verwenden, in denen jedes Pixel nur einen einzigen Intensitätswert aufweist.

Das in Abbildung 1 gezeigte Bildbeispiel stellt im Hinblick auf die einzelnen Comparagramme einen äußerst simplen Fall dar. Es soll nun demonstriert werden, dass der Schwierigkeitsgrad bei der Bestimmung der Transformationskurven noch steigen kann. Folgende zusätzliche Probleme sind zu lösen:

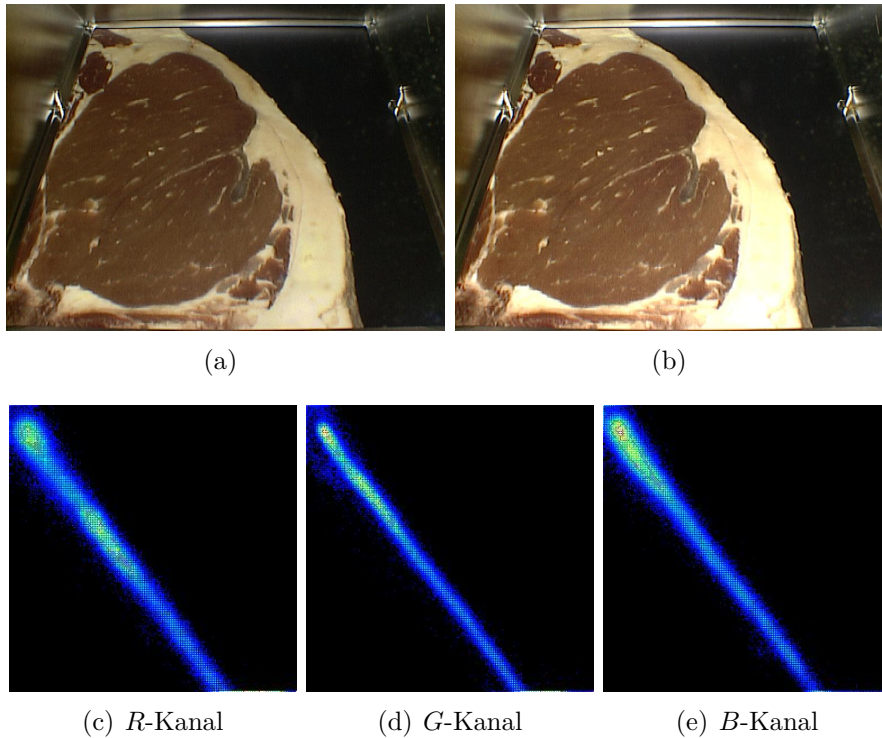


Abbildung 1: (a)-(b): Zwei Aufnahmen eines Fleischstücks in einem System der e+v Technology GmbH, wobei die Dauer des verwendeten Blitzlichts verschieden war. Entsprechend ist das zweite Bild heller als das erste. Ein Problem mit der Zuordnung der Pixel gibt es hier nicht, weil beide Aufnahmen deckungsgleich sind. (c)-(e): Diese drei Bilder zeigen jeweils ein Comparagramm für den *R*-, *G*- und *B*-Kanal in Falschfarbendarstellung. Die *x*-Achse stellt die Werte (*R*, *G*, oder *B*) der Pixel im ersten Farbbild dar, die *y*-Achse (sie zeigt auf dem Display von oben nach unten) die Intensitäten im zweiten Farbbild. Anhand der Comparagramme wird grob erkennbar, dass eine annähernd lineare Transformation der Werte *R,G,B* beim Übergang vom ersten zum zweiten Farbbild auftritt.

1. Das lineare Modell zur Beschreibung einer Transformationskurve (etwa  $R_1 = c_R(R_0) = a + b \cdot R_0$ ) kann unzureichend sein, kompliziertere Modelle werden dann erforderlich (siehe Abbildung 3(a)).
2. Die Streuung der Histogramm-Werte im Comparagramm kann stärker sein als im obigen Beispiel, weshalb ein simples Fitting der zu bestimmenden Kurve an die Daten nicht mehr ausreichend ist (siehe Abbildung 3(b)).
3. Im Unterschied zu der Situation von Abbildung 1 kann in der Praxis eine Bildanalyse erforderlich werden, um zunächst eine Zuordnung von Pixeln aus dem Referenz-Farbbild zum Vergleichsbild herzustellen. Für diese Zuordnung lassen sich in der Praxis Farbtafeln und Markierungen verwenden.

Wie Punkt 3 zu lösen ist (dies hängt stark vom konkreten Anwendungsproblem ab), ist nicht Gegenstand dieses Beitrags. Um die Punkte 1 und 2 zu demonstrieren, zeigen wir in

Abbildung 2 ein Stereo-Bildpaar, das aus dem international bekannten Stereo-Datensatz des Middlebury College [6] stammt, auf den sich viele Forscher des Bereichs Stereo-Vision beziehen, um verschiedene Algorithmen evaluieren und vergleichen zu können [8, 7, 3]. In diesem Datensatz existieren auch Stereo-Bildpaare, bei denen es größere radiometrische Unterschiede (also differierende Aufnahmebedingungen) zwischen den beiden Stereobildern gibt. Das von uns gewählte Bildpaar, das in Abbildung 2 dargestellt ist, weist eine stark unterschiedliche Belichtungszeit auf.

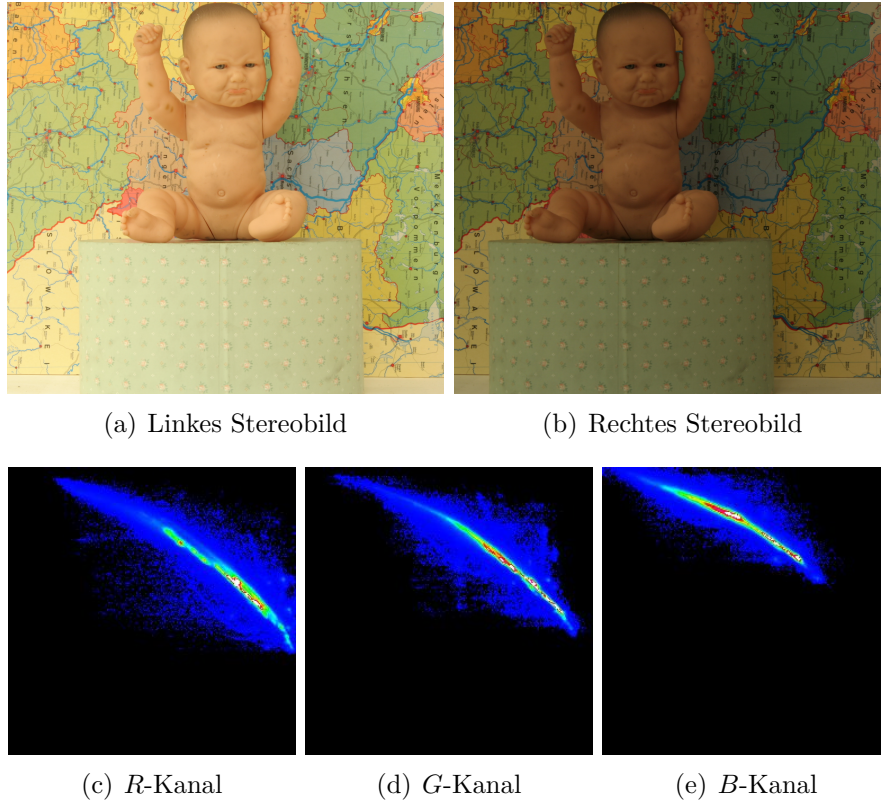


Abbildung 2: (a)-(b): Bildpaar *Baby1* aus dem Middlebury Stereo-Datensatz mit linker und rechter Ansicht. Der deutlich sichtbare Helligkeitsunterschied resultiert aus der unterschiedlichen Belichtungszeit. Die Zuordnung korrespondierender Pixel von linkem und rechtem Bild für die Comparagram-Erstellung wird durch einen Stereo-Algorithmus errechnet. (c)-(e): Diese Abbildungen zeigen das zu jedem Farbkanal gehörende Comparagram. Sehr gut sichtbar ist die Krümmung der Häufungskurven, für die ein lineares Modell unzureichend ist, ein quadratisches Modell aber genügt. Außerdem ist eine starke Streuung mit vielen Ausreißern in allen drei Kanälen zu beobachten. Dies kann bei einem simplen Fitten des Modells zu verfälschten Ergebnissen führen.

Bei Betrachtung der Comparagramme in Abbildung 2 wird deutlich, dass sich bei Bildern mit derartigen Beleuchtungsunterschieden zwischen den einzelnen Farbwerten auch ein nichtlinearer Zusammenhang herausbilden kann. Die Krümmungen der Kurven sprechen in abgebildeten Fall für ein Modell zweiten Grades, das heißt

$$R_1 = c_R(R_0) = a + b \cdot R_0 + c \cdot R_0^2.$$

Die im Bild sichtbare und relativ hohe Streuung der Werte in den Histogrammen ist hauptsächlich auf die mit Fehlern behaftete Zuordnung korrespondierender Pixel durch den Stereoalgorithmus sowie auf Bildrauschen zurückzuführen.

### 3 Comparagram-Auswertung mit Ausgleichsrechnung

Auch wenn ein Comparagram ein erhebliches Rauschen oder auch Störungen aufweist, kann es doch die Transformationen der  $R, G$  oder  $B$ -Werte anschaulich sichtbar machen, die zwischen den verschiedenen Aufnahmesituationen bestehen. In den von uns untersuchten Beispielen handelte es sich meist um eine lineare Transformation. Diese ist durch zwei Koeffizienten, einen Anstieg und ein Offset, charakterisiert. Im Beispiel von Abbildung 2 hingegen genügte ein lineares Modell nicht aus, es wurde eine Kurve zweiten Grades zur Beschreibung der Transformation benötigt.

Nachdem ein mathematisches Modell (linear, quadratisch oder Polynom höheren Grades) problemangepasst gewählt ist, kann das Comparagram genutzt werden, indem die Koeffizienten des Modells durch eine Ausgleichsrechnung berechnet werden, oder anders gesagt: durch Fitten der Kurve an die Werte im Comparagram.

Die Häufigkeitsverteilung im Histogramm, die in unseren Abbildungen durch Falschfarben dargestellt ist, spielt dabei eine entscheidende Rolle. Denn es gibt Stellen im 2D-Histogramm, die sehr stark besetzt sind, andere Stellen sind dagegen schwach besetzt oder lassen sich ggf. auch als Störung einordnen. Die Ränder des Histogramms mit Intensitätswerten in der Nähe von 0 oder 255 werden wegen der hier auftretenden Clip-Effekte (oder Übersteuerung der Kamera) am besten nicht in die Ausgleichsrechnung einbezogen. Sie liefern keinen sinnvollen Beitrag für das Fitten der Transformationskurven. Im inneren Bereich des Histogramms kann man dagegen die Häufigkeitswerte des Histogramms  $h(i, j)$  als Gewichte für den Kurvenfit verwenden. Das heißt, wir bilden eine Zielfunktion für die *Minimierung der Fehlerquadrate* wie folgt:

$$\begin{aligned} F(a_0, \dots, a_K) &= \sum_{i,j} w(i, j) \cdot q(i, j) \\ &= \sum_{i,j} w(i, j) \cdot (j - g(i))^2 = \text{Min!} \end{aligned}$$

Hierbei sind  $a_0, \dots, a_K$  die Koeffizienten der Modellfunktion,  $w(i, j)$  bezeichnen die Gewichte und  $q(i, j)$  die quadratische Abweichung zwischen Datenpunkt und Modellfunktion  $g$ :

$$q(i, j) = (j - g(i))^2$$

Im Falle einer quadratischen Modellfunktion also:

$$q(i, j) = (j - a_0 + a_1 \cdot i + a_2 \cdot i^2)^2$$

Hierbei können die Gewichte in einem ersten Ansatz als  $w(i, j) = h(i, j)$  gesetzt werden. Die obige Minimierungsaufgabe lässt sich, falls genügend Datenpunkte vorhanden sind, durch ein Standard-Lösungsverfahren der Ausgleichsrechnung lösen. Dabei tritt ein lineares Gleichungssystem mit einer symmetrischen Matrix auf, mit dem die Unbekannten, also die Koeffizienten der Modellkurve, bestimmt werden.

Im folgenden Absatz wird gezeigt, wie sich die Gewichte  $w(i, j)$  noch modifizieren lassen, damit sich die Ausgleichsrechnung robuster gegenüber Streuung und Ausreißern verhält.

Das in Abbildung 3(b) gezeigte Beispiel-Comparagramm verdeutlicht, dass eine einfache Ausgleichsrechnung ohne Outlier-Analyse nicht in allen Fällen ausreichend ist, um zufriedenstellende Ergebnisse zu erhalten.

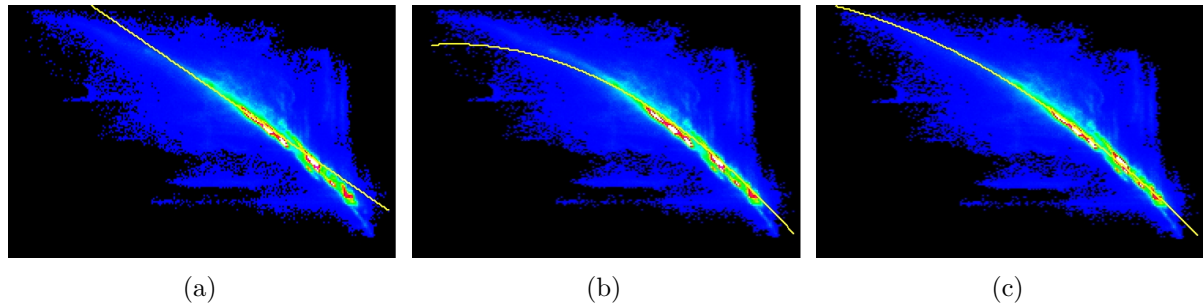


Abbildung 3: Auf allen drei Bildern ist das gleiche Comparagramm abgebildet, mit unterschiedlicher Anwendung der Ausgleichsrechnung. (a) Ausgleichsrechnung mit einem Modell ersten Grades, das hier nicht genügt. (b) Ausgleichsrechnung mit quadratischem Modell ohne Optimierung der Gewichte. (c) Ausgleichsrechnung mit quadratischem Modell und nachfolgend beschriebener Optimierung der Gewichte.

## 4 Einbeziehung von Fuzzy-Memberships und Outlier-Analyse

In diesem Abschnitt wird ein Verfahren beschrieben, mit dem sich die Robustheit der Ausgleichsrechnung verbessern lässt. Ein Ansatzpunkt hierzu ist die Verwendung von Zugehörigkeitswerten (*Fuzzy-Memberships*). Diese gehen von den quadratischen Fehlern  $q(i, j)$  aus, mit denen die Abweichung zwischen Modell und Datenpunkt gemessen wird. Hierzu definieren wir

$$m(i, j) = e^{-\alpha \cdot q(i, j)}$$

als Membership-Werte. Diese Zugehörigkeitswerte sind um so größer, je kleiner die quadratische Abweichung  $q(i, j)$  von der Modellkurve ist. Die Zugehörigkeiten werden durch einen Parameter  $\alpha$  skaliert. Wie aus Abbildung 4 ersichtlich, bewirkt ein größeres  $\alpha$  eine schärfere Definition der Zugehörigkeiten.

Die Verwendung solcher Memberships wird dann wichtig, wenn im Rahmen der linearen Ausgleichsrechnung eine Outlier-Analyse benötigt wird. Das heißt, es muss verhindert werden, dass Datenpunkte, die fern vom Modell liegen, also sozusagen Ausreißer darstellen, bei der Minimierung der Fehlerquadrate im Sinne der Zielfunktion  $F$  die resultierende Kurvenparameter zu stark beeinflussen.

Ein anderer Aspekt, der eine Verwendung von Memberships nahe legt, ist der Aspekt der Häufigkeitsdichte, mit der die Punkte im Histogramm über die Fläche verteilt sind. Es ist sinnvoll zu fordern, dass die Transformationskurve möglichst entlang der Punkte  $(i, j)$  mit der größten Häufigkeitsdichte im Histogramm gelegt wird, denn es soll eine Kurve gefunden werden, die für möglichst viele RGB-Werte gilt. Zielstellungen dieser Art sind typisch für die Mean-Shift-Verfahren, die in der Computer-Vision-Branche in den

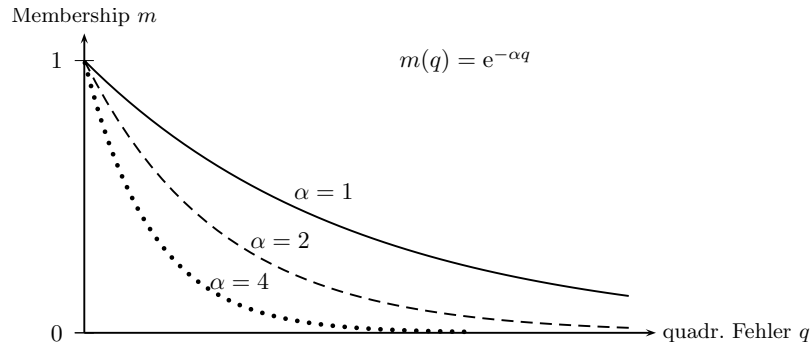


Abbildung 4: Wirkung des Skalierungsparameters  $\alpha$  auf die Fuzzy-Membership

letzten Jahren populär wurden [1, 9]. Wenn man von der Zielstellung einer maximalen Häufigkeitsdichte ausgeht, lässt sich unter Verwendung der oben definierten Membership-Werte folgende Zielfunktion  $E$  aufstellen:

$$\begin{aligned} E(a_0, \dots, a_K) &= \sum_{i,j} h(i, j) \cdot m(i, j) \\ &= \sum_{i,j} h(i, j) \cdot e^{-\alpha \cdot q(i,j)} = \text{Max!} \end{aligned}$$

Diese Zielfunktion bringt folgendes zum Ausdruck: Die Parameter  $a_0, \dots, a_K$  der zu bestimmenden Kurve sollen so gewählt werden, dass möglichst viele und hohe Werte  $h(i, j)$  des Histogramms in der Nähe der Kurve liegen, wobei die Nähe definiert ist durch die Membership  $m(i, j)$ .

Auf den ersten Blick mag es überraschen, dass sich die Optimierung der Zielfunktion  $E$  zurückführen lässt auf die Ausgleichsrechnung mit der Zielfunktion  $F$ , jetzt aber mit den Gewichten  $w(i, j) = h(i, j) \cdot m(i, j)$ . Die Zielfunktion  $E$  wird mit folgendem iterativen Verfahren optimiert, das im Anschluss kurz begründet und erläutert wird.

#### Schema des Iterations-Verfahrens:

1. *Start des Verfahrens*

Setzen der Membership-Werte  $m(i, j) = 1$ , weil das Modell noch unbekannt ist.

2. *Schritt: Ausgleichsrechnung*

Optimierung der Zielfunktion  $F$  mit den Gewichten  $w(i, j) = h(i, j) \cdot m(i, j)$ .

3. *Schritt: Berechnung der Membership*

$$m(i, j) = e^{-\alpha \cdot q(i,j)}$$

4. *Gehe zu Schritt 2*

Im Normalfall genügen einige wenige Iterationen, bis sich die berechnete Modellkurve nicht mehr ändert. Es sei angemerkt, dass auch ein zusätzlicher Schritt zur Adaption des Steuerungsparameters  $\alpha$  eingeschoben werden kann. Ein immer größer werdendes  $\alpha$  hätte eine Art Kontraktion bzw. Verschärfung der Zugehörigkeiten zur Folge, siehe auch Abbildung 4. In dem hier geschilderten Anwendungskontext kann aber darauf verzichtet werden, es reicht also den Wert  $\alpha$  konstant und problemspezifisch geeignet zu wählen.

Für eine Begründung des Iterationsverfahrens kann man sich vergegenwärtigen, dass die in den Schritten 2 und 3 genannten Abhängigkeiten als *wechselseitige* Abhängigkeiten auch anschaulich verständlich sind: Denn die Zugehörigkeiten (Memberships) zum Modell lassen sich nur definieren, wenn die Modellkoeffizienten  $a_0, \dots, a_K$  bekannt sind (dies ist Schritt 3). Und umgekehrt benötigt die Optimierung des Modells nach Schritt 2 geeignete Zugehörigkeitswerte für die Messpunkte  $(i, j)$ , um zu verhindern, dass nicht-zugehörige „Störungen“ den Kurvenfit beeinträchtigen.

Eine mathematische Begründung des Iterationsverfahrens zur Optimierung der Zielfunktion  $E$  ergibt sich aus [5] wie folgt. Als erstes werden die Exponential-Ausdrücke in der Zielfunktion  $E$  aufgelöst, indem die Technik der konjugiert-konvexen Funktion aus der Konvexitäts-Theorie angewendet wird [10]. Nach diesem Formalismus – den man elementaranalytisch leicht verifizieren kann – lässt sich ein exponentieller Ausdruck  $e^x$  darstellen als

$$e^x = \max_{z>0} [z \cdot x - l(z)]$$

mit  $l(z) = z \cdot \log(z) - z.$

Das Maximum wird hierbei angenommen für  $z = e^x$ . Die so gewonnene Formel für  $e^x$  lässt sich einsetzen in die Zielfunktion  $E$  mit der Absicht, die Exponentialausdrücke durch leichter zu optimierende Ausdrücke zu ersetzen. Diese Ersetzung wird durchgeführt für alle einzelnen Werte  $x = -\alpha \cdot q(i, j)$  innerhalb der Zielfunktion  $E$ . Damit erhält man nun folgende erweiterte Zielfunktion  $B$ , in der neben den Parametern  $a_0, \dots, a_K$  auch alle Werte  $z_{ij}$  zu optimieren sind:

$$B(a_0, \dots, a_K; z_{ij}) = \sum_{i,j} h(i, j) \cdot [z_{ij} \cdot (-\alpha \cdot q(i, j)) - l(z_{ij})] = \text{Max!}$$

Hieraus wird nun leicht ersichtlich, dass sich obiges Iterationsverfahren ergibt, wenn man die erweiterte Zielfunktion  $B$  schrittweise partiell optimiert: Denn die Optimierung der Variablen  $z_{ij}$  liefert die Werte  $m(i, j) = e^{-\alpha q(i, j)}$ . Und wenn beliebige Variablen  $z_{ij}$  gegeben sind, erhält man die Optimierung der Parameter  $a_0, \dots, a_K$  aus  $B$ , durch das Ziel  $\sum_{i,j} h(i, j) \cdot z_{ij} \cdot q(i, j) = \text{Min!}$ , wobei wegen des Weglassens des negativen Faktors  $-\alpha$  die Maximierung durch die Minimierung ersetzt wurde.

Die Abbildung 3(c) verdeutlicht beispielhaft, dass die Ausgleichsrechnung mit der beschriebenen Outlier-Analyse wesentlich robuster in Hinsicht auf Streuung und Ausreißer reagiert.

## 5 Ausblick

Das zuvor in seinen Grundzügen beschriebene Verfahren soll im weiteren Verlauf unserer FuE-Arbeiten angewendet werden, um in mehreren industriellen Anwendersystemen die Probleme der Farbkonstanz besser automatisiert lösen zu können. Zum gegenwärtigen Zeitpunkt erfordern diese Probleme den Einsatz von Service für das Nachjustieren der Systeme entweder mit Remote-Wartung über Internet oder durch Service-Techniker vor Ort.

Grundvoraussetzung der Comparagram-Technik ist es, dass man die RGB-Werte der Pixel in zwei verschiedenen Aufnahmesituationen miteinander vergleichen kann. Eine solche Vergleichbarkeit muss durch technische Hilfsmittel konstruiert werden. Hierbei kommen

der Einsatz von anwendungsspezifisch geeigneten Farbtafeln, Markierungen und spezieller Beleuchtungssequenzen in Frage.

Im Rahmen einer Stereobild-Verarbeitung kann man den aktuellen Bildinhalt verwenden, um mögliche Unterschiede zwischen beiden Kameras automatisch zu überwachen und um zu verhindern, dass sich bei größeren Abweichungen ein fehlerhaftes Verhalten des Systems einstellen kann. Da das Stereo-Matching selber eine Korrespondenz der Pixel beider Bilder bestimmt, kann man diese Korrespondenz (auch wenn sie nicht völlig fehlerfrei sein kann) benutzen, um eine systematische Abweichung der RGB-Werte beider Kameras zu detektieren. Sofern größere Abweichungen feststellbar sind, werden die berechneten Transformationskurven für eine Anpassung der RGB-Werte beider Kameras benutzt, um die RGB-Werte, die wiederum Input für das Stereo-Verfahren sind, in einem Preprocessing-Schritt zu korrigieren. Angemerkt sei, dass Stereo-Algorithmen neben RGB noch andere Matching-Kriterien, z.B. Texturmerkmale, verwenden. Daher kann eine ggf. ungenaue Stereo-Korrespondenz auch dann berechnet werden, wenn eine Farbanpassung beider Kameras noch nicht erfolgt ist.

*Dieses noch laufende Projekt wird gemeinsam von der GFaI e.V. mit der e+v Technology GmbH durchgeführt. Die Arbeiten werden gefördert vom BMWi im Rahmen des Programmes ZIM-Koop (Projektträger AiF / Reg.-Nr. KF2083606JT0).*

## Literatur

- [1] COMANICIU, DORIN und PETER MEER: *Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(5):603–619, May 2002.
- [2] HEO, YONG SEOK, KYOUNG MU LEE, und SANG UK LEE: *Simultaneous Color Consistency and Depth Map Estimation for Radiometrically Varying Stereo Images*. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2009.
- [3] HIRSCHMUELLER, HEIKO und DANIEL SCHARSTEIN: *Evaluation of Cost Functions for Stereo Matching*. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seiten 1–8, Minneapolis, Minnesota, USA, June 2007.
- [4] MANDERS, COREY und STEVE MANN: *Determining camera response functions from comparagrams of images with their raw datafile counterparts*. In: *Proceedings of the 2004 IEEE International Symposium on Intelligent Multimedia*, Seiten 418–421, Hong Kong, October 2004.
- [5] RICHARDT, J., F. KARL, C. MÜLLER und R. KLETTE: *The Fuzzy Local-Global Duality in detecting Pictorial Patterns*. Pattern Recognition Letters, 17(2):187–195, 1996. <http://www.gfai.de/forschungsbereiche/fuzzy/pubs/dual.pdf>.
- [6] SCHARSTEIN, DANIEL: *Middlebury Stereo Vision Page, Middlebury College*, August 2010. <http://vision.middlebury.edu/stereo/>, [Online; accessed 27-August-2010].

- [7] SCHARSTEIN, DANIEL und CHRIS PAL: *Learning Conditional Random Fields for Stereo*. In: *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007)*, Seiten 1–8, Minneapolis, MN, USA, June 2007.
- [8] SCHARSTEIN, DANIEL und RICHARD SZELISKI: *A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms*. *International Journal of Computer Vision*, 47(1/2/3):7–42, April–June 2002.
- [9] TAO, WENBING, HAI JIN und YIMIN ZHANG: *Color Image Segmentation Based on Mean Shift and Normalized Cuts*. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Part B – Cybernetics*, 37(5):1382–1389, October 2007.
- [10] WIKIPEDIA: *Convex conjugate* — *Wikipedia, The Free Encyclopedia*, 2010. [http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Convex\\_conjugate&oldid=375999045](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Convex_conjugate&oldid=375999045), [Online; accessed 1-September-2010].