

Farbmetrische Objekterkennung

Wolfram Hans

Benjamin Knopp

Dietrich Paulus

Universität Koblenz-Landau

Aktives Sehen

{hans,bknopp,paulus}@uni-koblenz.de,

<http://www.uni-koblenz.de/agas>

Zusammenfassung

In der Bildverarbeitung werden unterschiedliche Vorverarbeitungsschritte durchgeführt, um beispielsweise bei der Objekterkennung die Ergebnisse zu verbessern. Bei Farbbildern beinhaltet dies meist auch eine Farbnormierung. Der Beitrag stellt verschiedene Farbnormierungsverfahren vor, die einer farbmetrischen Kalibrierung gegenübergestellt werden. Dabei wird gezeigt, ob sich ein Effekt auf die Objekterkennungsraten ergibt.

Schlüsselwörter: Objekterkennung, Farbnormierung, Farbkalibrierung

1 Einleitung

Eine klassische Aufgabe der Bildverarbeitung ist die Erkennung von Objekten. Neben der Form, die meist in modellbasierter Objekterkennung (z. B. [1]) eine Rolle spielt, liegt der Schwerpunkt bei der ansichtenbasierten Objekterkennung (z. B. [2, 3]) auf den Farben der Objekte. Die Verwendung von Histogrammen als Objektmerkmal [4] ist eine gängige Praxis, bei der die statistischen Eigenschaften des Bildes oder eines Bildausschnittes verwendet werden. Dabei wird weniger die konkrete Farbe des Objektes als vielmehr die Häufigkeit des Auftretens bestimmter Farbwerte als *RGB*-Tripel ausgenutzt. In diesem Beitrag werden ebenfalls Histogramme verwendet, die jedoch nur die Information der einzelnen Farbkanäle enthalten. Die *RGB*-Farbwerte, die eine Kamera liefert, sind abhängig von den Aufnahmebedingungen - hier insbesondere der Beleuchtung. Mit der Farbtemperatur der Lichtquelle verändern sich auch die resultierenden Farbwerte. Aus diesem Grund wird häufig eine Farbnormierung vorgenommen, bei der der Einfluss von Lichtart und/oder Beleuchtungsgeometrie geschätzt und entfernt werden. Eine solche Farbnormierung liefert in vielen Fällen eine Verbesserung der Erkennungsraten (s. Absatz 5). Die Frage ist nun, ob ein Histogrammvergleich, der auf farbmetrischen *RGB*-Werten beruht, zu einer weiteren Steigerung der Erkennungsraten führt.

Im folgenden Abschnitt werden verschiedene Farbnormierungsverfahren vorgestellt. Anschließend erfolgt in Abschnitt 3 die Beschreibung des verwendeten Kalibrierverfahrens. Die in den Experimenten erzielten Ergebnisse finden sich in den Abschnitten 4 und 5.

2 Farbnormierung

In der ansichtenbasierten Objekterkennung möchte man den Einfluss der Lichtquelle schätzen, um die Farbeigenschaften des Objektes selbst bestimmen zu können. In einer normierten Darstellung lassen sich die Merkmale besser unterscheiden.

Die Zahl der Farbnormierungsverfahren scheint grenzenlos (z. B. [5, 6, 7, 8, 9, 10]). Eine besonders einfache Methode, die Farbwerte eines digitalen Bildes zu normieren, ist, die Pixel durch die jeweilige Summe aller Kanäle zu dividieren. Die so gewonnenen Farbwerte bezeichnet man auch als Chromatizitäten, da sie nur die Farbinformation aber keine Helligkeit mehr beinhalten.

Das Modell, das vielen anderen Farbnormierungsmethoden zugrunde liegt, geht davon aus, dass im Mittel die Welt grau ist. Erstmals formalisiert durch Buchsbaum [5] und gemeinhin als Graue Welt Annahme bekannt.

Finlayson [6] kombiniert die beiden vorgenannten Verfahren zu einem iterativen Algorithmus, der abwechselnd eine Normierung durch Chromatizitäten und Graue Welt Annahme vornimmt, bis sich keine Änderung mehr im Bild ergibt und nennt ihn Comprehensive Color Normalisation (CCN).

Eine weitere Variante, die Graue Welt Annahme zu nutzen, ist, die Farbwerte dreidimensional als Punktwolke darzustellen, deren Ausrichtung entlang der Raumdiagonalen erfolgt. Auf ihr liegen die unbunten, also grauen Werte. Die Hauptachse der Punktwolke wird zur Farbnormierung dann auf die Grauchse rotiert [8].

Anderer Ansätze modellieren die menschliche Farbwahrnehmung für die Gewinnung eines farbnormierten Bildes. Eine solches Verfahren wurde von Land [9] in der sogenannten Retinex-Theorie beschrieben und in diversen Variationen fortgeführt [11, 12]. Die hier genutzte Variante bezieht sich auf Fankle [11].

Die letztgenannte Theorie ermöglicht auch eine Normierung bei unterschiedlichen Lichtquellen. Während die meisten Verfahren von einer einzigen Strahlungsquelle ausgehen, sind mit dem Retinex auch Veränderungen in der Beleuchtung modelliert. Gleiches gilt für das Verfahren „Local Space Average Color“ (LSAC) von Ebner [10]. Er geht jedoch von einem sanften Übergang aus, sollte sich das Licht innerhalb der Szene ändern. Die Auswirkung der verschiedenen Farbnormierungsverfahren auf ein Bild ist in Bild 1 zu sehen. Links oben ist das Original zu sehen, rechts unten eine farbmetrisch kalibrierte Version.

3 Farbkalibrierung

Die Farbnormierungsverfahren arbeiten auf Farbwerten, die in der Regel als digitales Bild mit *RGB*-Werten vorliegen. Bei einer unbekanntem Kamera sind diese Werte nur bedingt aussagekräftig. Durch eine Kalibrierung der Kamera gewinnen die Farbwerte an Zuverlässigkeit bezüglich ihrer Charakterisierung des Objektes. Neben einer photometrischen Kalibrierung (z. B. [14]), die hier als Bestimmung der Helligkeitstransferfunktion verstanden wird, ist für die Farbe eine radiometrische Kalibrierung erforderlich. Da letztlich eine Bewertung der spektralen Information zu einer Farbvalenz führt, ist die Farbkalibrierung eine Kombination photo- und radiometrischer Betrachtungen. Ein Verfahren, das eine farbmetrische Kalibrierung vornimmt, wurde von Lee [13] vor-

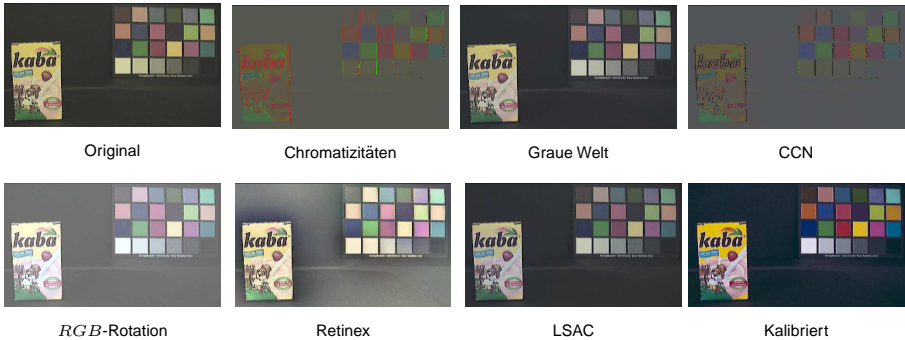


Bild 1: Einfluss verschiedener Farbnormierungsverfahren auf das Originalbild (oben links). Unten rechts die kalibrierte Version nach [13].

gestellt und liefert die Berechnungsgrundlage für die Farbvalenzen, die für den Histogrammvergleich verwendet werden.

3.1 Bildentstehung

Das im Rechnersehen übliche Bildentstehungsmodell berücksichtigt (in seiner vereinfachten Form) die Lichtquelle, das Objekt mit seinen Reflexionseigenschaften und die Kameraempfindlichkeit. Die Helligkeitstransferfunktion wird als Identität angenommen, d.h. der Zusammenhang zwischen auftreffender Bestrahlungsstärke und Sensorantwort ist linear. Bei Kameras, die dies nicht leisten, werden in einem Vorverarbeitungsschritt die Pixelwerte linearisiert [15].

Betrachtet man nun die Abhängigkeit der Größen von der Wellenlänge λ , ergibt sich für das vereinfachte Bildentstehungsmodell folgende Gleichung:

$$f^{(k)} = \int_{\lambda} E(\lambda) \cdot \rho(\lambda) \cdot R_k(\lambda) d\lambda \quad (1)$$

Darin bezeichnet $f^{(k)}$ die Sensorantwort, also das Signal, das die Kamera für den Kanal k ausgibt - meist in Form eines RGB -Wertes ($k \in \{r, g, b\}$). Die spektrale Zusammensetzung der Lichtes $E(\lambda)$ wird mit dem spektralen Reflexionsgrad $\rho(\lambda)$ des Objektes für die betreffende Wellenlänge multipliziert. $E\rho$ bildet demnach das Spektrum, das auf die Kamera trifft. Ihre spektrale Empfindlichkeit $R_k(\lambda)$ entscheidet über das Ausgangssignal, das als Integral über den von der Kamera verarbeiteten Wellenlängenbereich gebildet wird. Für die Berechnung der Farbvalenzen wird der Bereich von 360 nm bis 720 nm berücksichtigt, den das verwendete Spektrometer „Eye-One Photo“ von Gretag Macbeth als Messbereich bietet. Dabei erfolgt die Abtastung des Spektrums in $\Delta\lambda = 10$ nm-Schritten, was $L = 36$ Messwerten pro Spektrum

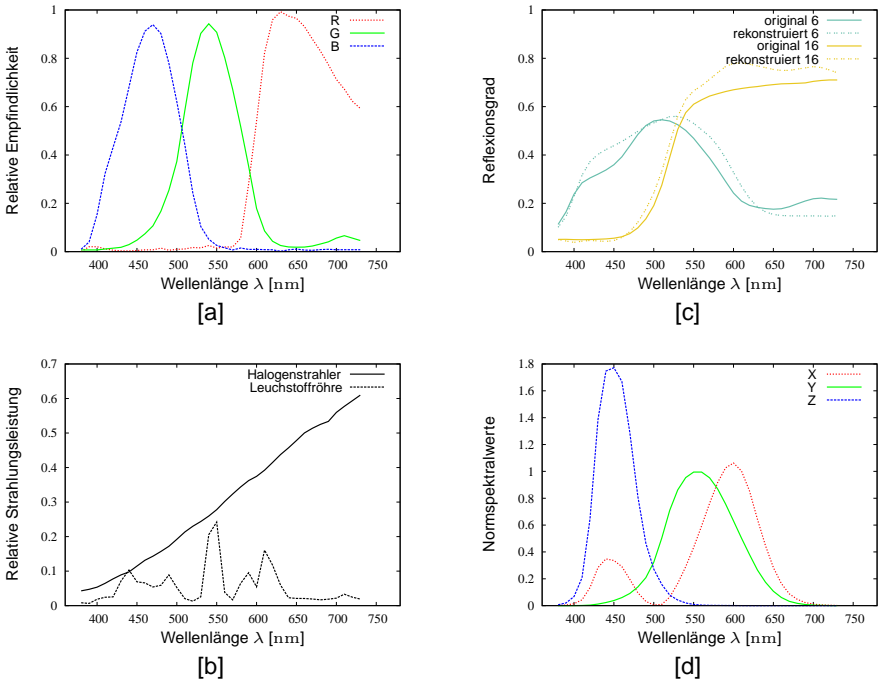


Bild 2: Für die Kalibrierung verwendete Spektren: Kameraempfindlichkeit [a], die bei der Aufnahme verwendeten Lichtquellen [b], beispielhaft die Reflexionsspektren der Farbflächen 6 und 16 des ColorChecker® und deren durch das Verfahren rekonstruierte Spektren [c], sowie die Normspektralwertkurven zur Gewinnung der Normfarbwerte XYZ [d].

entspricht. Die diskretisierte Version von Gleichung (1) lautet damit

$$f^{(k)} = \sum_{n=1}^L E_{\lambda} \cdot \rho_{\lambda} \cdot R_{k,\lambda} \cdot \Delta\lambda \quad \text{oder in Matrixnotation} \quad \mathbf{f} = \mathbf{EPR}, \quad (2)$$

wobei $\Delta\lambda$ als konstanter Faktor implizit in der Sensorantwort enthalten ist.

3.2 Farbmetrische Kalibrierung

Die in diesem Beitrag verwendete Kalibrierung der Farbvalenzen stützt sich auf die Arbeit von Lee [13]. Für die Kalibrierung benötigt man zunächst kontrollierte Bedingungen. In einem ersten Schritt wird die Kameraempfindlichkeit bestimmt. Dazu ist eine erste Schätzung $\hat{\mathbf{R}}$ nötig, über deren Güte Lee keine Aussage trifft. In unserem Experiment werden daher dafür die Herstellerangaben verwendet (Bild 2[a]). Diese

erste Näherung wird dann mit einer Korrekturmatrix $\tilde{\mathbf{R}}$ an die vorherrschenden Bedingungen angepasst. Dazu wird eine Aufnahme des ColorChecker[®] unter bekannter Beleuchtung (2[b]) gemacht. Die spektralen Reflexionskoeffizienten der einzelnen Farbflächen (beispielhaft Bild 2 [c]) sind dabei ebenfalls durch Messung mit dem Spektralphotometer bekannt. Die 24 *RGB*-Tripel, die der Kamerantwort in den drei Kanälen entspricht, wird in einer 24×3 Matrix \mathbf{F} zusammengefasst. Die unbekannte Korrekturmatrix $\tilde{\mathbf{R}}$ schließlich kann mit Hilfe der Moore-Penrose Pseudoinversen aus $\mathbf{F} = \mathbf{P}\tilde{\mathbf{R}}\mathbf{R}$ bestimmt werden. Die neue, angepasste Kameraempfindlichkeit \mathbf{R} ist durch die Multiplikation von $\tilde{\mathbf{R}}$ und $\tilde{\mathbf{R}}$ gegeben. Dabei ist festzuhalten, dass diese Matrix \mathbf{R} durch die gegebenen *RGB*-Werte des ColorChecker[®] und die Beleuchtung \mathbf{E} beeinflusst ist. Ändert sich das Spektrum der Lichtquelle, muss neu kalibriert werden. Auch die Farbvalenzen sind ohne weitere Korrekturen, die weiter unten beschrieben werden, nur für die Farben des Prüfmusters vollständig korrekt.

Der nächste Schritt besteht darin, für die Spektren der Farbflächen eine Hauptkomponentenanalyse durchzuführen. In Anlehnung an die Ausführungen von Lee werden die ersten drei Hauptkomponenten verwendet. Diese werden in einer Matrix \mathbf{P}_B gespeichert. Der Vektor \mathbf{P}_M enthält die Mittelwerte der Spektren an den Stützstellen. Mit den entsprechenden Gewichten \mathbf{G} , lässt sich das Spektrum über

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_M + \mathbf{G}\mathbf{P}_B \quad (3)$$

rekonstruieren. Damit kann Gleichung (2) umgeschrieben werden zu

$$\mathbf{G} = (\mathbf{f} - \mathbf{P}_M\mathbf{E}\mathbf{R})(\mathbf{P}_B\mathbf{E}\mathbf{R})^{-1}, \quad (4)$$

was die zentrale Gleichung in seinem Verfahren darstellt. Die Gewichte \mathbf{G} sind dann durch die zugehörigen *RGB*-Werte \mathbf{f} bestimmbar und werden in Gleichung (3) eingesetzt, um die zugehörigen Spektren zu rekonstruieren (s. Bild 2 [c]). Im weiteren Verlauf werden diese Werte weiter korrigiert, um eine farbmetrisch korrekte Beschreibung zu liefern. Dazu wird eine Korrekturmatrix \mathbf{C} generiert, die ihre Daten zunächst aus dem Quotient von theoretisch erreichbaren *RGB*-Tripeln ($\mathbf{P}\mathbf{E}\mathbf{R}$) und tatsächlich vorliegenden *RGB*-Tripeln \mathbf{F} berechnet. Eine weitere Korrektur wird eingeführt, indem jede Zeile der Matrix, also pro Farbfläche, durch das Verhältnis der Summe des rekonstruierten Spektrums zur Summe des gemessenen Spektrums dividiert wird. Mit $\mathbf{f} = \mathbf{C} \circ \mathbf{F}$ werden dann die neuen *RGB*-Werte gewonnen, wobei „ \circ “ die elementweise Multiplikation meint.

Nun bleibt eine Bestimmung der Farbvalenzen übrig, die nicht denen der 24 Farbflächen des ColorChecker[®] entsprechen. Sie müssen aus den gegebenen Daten entsprechend interpoliert werden. Dabei wird vorausgesetzt, dass eine kleine Änderung in der spektralen Zusammensetzung zu einer kleinen Änderung in den *RGB*-Werten führt. Damit kann für ein unbekanntes Tripel das Spektrum aus den Spektren naheliegender Farbwerte interpoliert werden. Dazu wird der euklidische Abstand des zu rekonstruierenden \mathbf{f}_r zu jedem der Elemente von \mathbf{F} bestimmt. Dieser Abstand wird mit einem Faktor h gewichtet, der weite Entfernungen schwächer einfließen lässt. Lee schlägt dafür $h = \ln(10^{-9})$ vor. Daraus ergibt sich für den Abstand zur j ten Farbfläche des ColorChecker[®] ein Gewicht $W(j) = e^{\frac{h \cdot D[j]}{\text{Wertebereich}}}$. „Wertebereich“ meint die Differenz von maximalem und minimalem Pixelwert, den die Kamera liefern kann – also

theoretisch 255 bei 8 Bit – in den unten beschriebenen Versuchen wird jedoch der tatsächlich auftretende Wertebereich genutzt. Der so gewonnene Vektor \mathbf{W} wird auf seine Summe normiert und mit der empirischen Korrekturmatrix \mathbf{C} multipliziert. Bei der Berechnung der Matrix \mathbf{C} wurde angenommen, dass hier die Elemente des Vektors \mathbf{W} Null sind, wenn sie nicht genau einer Farbfläche entsprechen. Für diese selbst nimmt \mathbf{W} den Wert Eins an. Durch die Interpolation ist das nicht mehr gegeben, weshalb Lee eine weitere Korrekturmatrix \mathbf{W}' einführt. Sie enthält in der j ten Zeile den Vektor \mathbf{W} , der aus dem Abstand zur j ten Farbfläche (j te Zeile in \mathbf{F}) ermittelt wird. Um für die Farbflächen selbst den ursprünglichen Korrekturfaktor zu erhalten, wird eine letzte Korrekturmatrix \mathbf{C}' eingeführt: $\mathbf{C}' = (\mathbf{W}')^{-1} \mathbf{C}$, mit deren Hilfe der Korrekturvektor $\mathbf{c} = \mathbf{W}\mathbf{C}'$ berechnet wird. Die elementweise Multiplikation von \mathbf{f}_j mit \mathbf{c} liefert das \mathbf{f} , das in Gleichung (4) eingesetzt die neuen Gewichte liefert, aus denen in Gleichung (3) das Spektrum rekonstruiert wird (z. B. Bild 2 [c]).

Aus den Spektren werden durch Gewichtung mit den Normspektralwertkurven (Bild 2 [d]) anschließend die Normspektralwerte XYZ berechnet. Diese werden abschließend, der Vergleichbarkeit halber, in RGB -Werte umgerechnet, die Basis für die Histogrammerzeugung in den Experimenten sind.

4 Experimente

Die Versuche basieren auf Bildern der KOPID, einer Bilddatenbank, die 17 verschiedenen Verpackungen enthält. Diese sind aus zwölf unterschiedlichen Richtungen unter drei verschiedenen Beleuchtungen aufgenommen, wobei die Kamera außerdem in fünf unterschiedlichen Höhen positioniert ist. Anders als die aufwändigeren Bilddatenbanken wie z. B. COIL-100¹ [16] oder ALOI² [17], enthält die KOPID bei ihren Aufnahmen den ColorChecker[®] und ermöglicht so eine Kalibrierung anhand der bekannten Farbflächen.

Anders als die Histogrammvergleiche in [4] werden die Histogramme pro Kanal erstellt, also drei eindimensionale Häufigkeitsverteilungen ermittelt. Dies hat den Vorteil, dass sich die Earth Mover's Distance (EMD) zur Match Distance vereinfacht [18]. Dies reduziert die Berechnungskomplexität erheblich, wobei der Informationsverlust für den untersuchten Fall vertretbar ist.

Die Histogramme werden aus den Bildausschnitten gewonnen, die die Objekte enthalten. Die Bilder selbst haben bereits eine der oben beschriebenen Farbnormierungen durchlaufen. Dabei wird die Quantisierung der Histogramme von 8 bis 16 Urnen vorgenommen. Für den anschließenden Histogrammvergleich werden die Summe der quadratischen Abstände (SSD), sowie der Histogramm-Schnitt (HI), ein χ^2 -Abstand und die Earth Mover's Distance aus [18] verwendet.

Dabei werden die Erkennungsraten wie folgt ermittelt: Das Bild, genauer, das Histogramm eines Objektes, beleuchtet mit einer Halogenlampe, wird mit allen anderen Histogrammen der Objektbilder, die mit Licht der Leuchtstoffröhre aufgenommen wurden, verglichen. Wird der geringste Abstand in einem Bild mit dem gleichen Objekt ermittelt, gilt das Objekt als erkannt. Vergleichbar einem „leave-one-out-Verfahren“, bei

¹<http://www1.cs.columbia.edu/CAVE//software/softlib/coil-100.php>

²<http://staff.science.uva.nl/~aloi/>

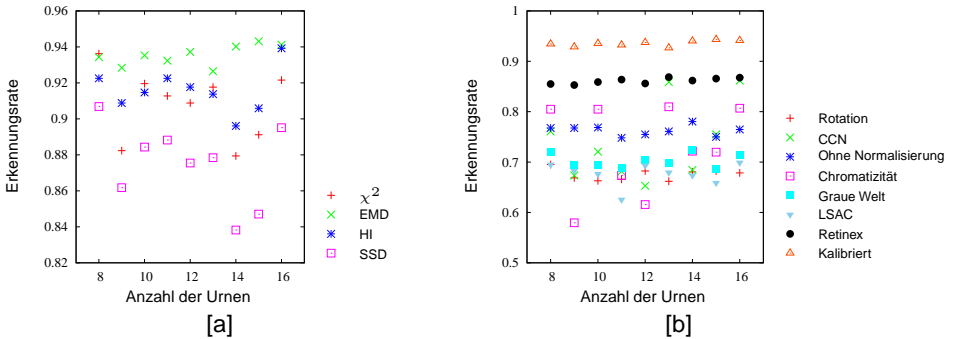


Bild 3: Erkennungsraten der Histogrammvergleiche: Die Ergebnisse für die unterschiedlichen Histogramm-Abstandsmaße für die kalibrierten Bilder [a] und die Erkennungsraten der verschiedenen Farbnormierungsverfahren für den Histogrammvergleich mit dem EMD [b].

dem eine ganze Bildserie (Beleuchtungsserie) ausgelassen wird. Die Erkennungsrates ergibt sich schließlich durch Division der Anzahl der richtig erkannten Objekte durch die Summe aller Anfragen.

5 Ergebnisse

Das Bild3 [a] zeigt den Vorteil des EMD bezüglich der Erkennungsrates gegenüber den anderen Histogramm-Vergleichsverfahren. Die Objekterkennung mit dem SSD liefert dabei die geringsten Erkennungsrates. Aus diesem Grund werden in Bild 3 [b] nur die Erkennungsrates für den Histogramm-Vergleich mit dem EMD dargestellt.

Die erste Marke, an der sich die Farbnormierungsverfahren messen lassen müssen, ist die Erkennungsrates ohne jegliche Farbnormierung (Im Bild 3 [b] als blaue Sterne). Man erkennt, dass in dieser Auswertung die Farbnormierung durch Rotation, die Graue Welt Annahme und der LSAC-Algorithmus die Erkennungsrates ohne Farbnormierung nicht erreichen. Die CCN und die Normierung auf Chromatizitäten sind auf beiden Seiten der blauen Linie zu finden, wobei letztere deutliche Sprünge enthält. Leider hängt diese Unstetigkeit nicht von der einer geraden oder ungeraden Urnenzahl ab und müsste daher weiter untersucht werden.

Die Farbnormierung mit Hilfe des Retinex-Verfahrens ist mit durchschnittlichen 86,11% durchweg besser in den Erkennungsrates, als die vorgenannten. Die verwendete Matlab[®] Implementierung [19] ist mit ca. 8 Sekunden auf einem 3GHz-Rechner rund fünf mal schneller als die farbmetrische Kalibrierung nach Lee.

Für die Kalibrierung spricht allerdings, dass sie im Vergleich zum Retinex noch einmal ca. 7% höhere Erkennungsrates liefert und mit durchschnittlich 93,54% die besten Ergebnisse im Vergleich liefert. Gegenüber einer unnormierten Objekterkennung ist sie im Schnitt um 17% im Vorteil.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Um die vorgenannten Ergebnisse in der Objekterkennung zu festigen sind folgende Erweiterungen denkbar. Zum einen kann geprüft werden, in wie weit die Resultate auf dreidimensionale Histogramme übertragbar sind. Zum anderen ist zu untersuchen, woher die Schwankungen in einigen Erkennungsraten bei verschiedenen Farbnormierungsverfahren stammen. Weiterhin sollte geprüft werden, ob die gegenüber keiner Farbnormierung schlechter abgeschnittenen Verfahren nicht doch eine Verbesserung bewirken - bei anderen Urnenzahlen oder Histogramm-Vergleichsverfahren. Bei entsprechend vorliegender Kalibrierinformation (Spektrale Kenntnis der Bildentstehung und Aufnahmebedingungen) sollte eine größere Daten- und Objektmenge untersucht werden.

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass eine farbmetrische Kalibrierung gegenüber den üblichen Farbnormierungsverfahren im Hinblick auf die Erkennungsraten bei der Objekterkennung zu einer deutlichen Steigerung führt.

Literatur

- [1] Winzen, A.: Automatische Erzeugung dreidimensionaler Modelle für Bildanalyse-systeme. PhD thesis, Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg, Univ. Erlangen-Nürnberg, Erlangen (1994)
- [2] Deinzer, F.: Optimale Ansichtenauswahl in der aktiven Objekterkennung. Logos Verlag, Berlin (2005)
- [3] Grzegorzek, M.: Appearance-Based Statistical Object Recognition Including Color and Context Modeling. PhD thesis, Technische Fakultät der Universität Erlangen-Nürnberg (2007)
- [4] Swain, M.J., Ballard, D.H.: Color indexing. *International Journal of Computer Vision* **7**(1) (1991) 11–32
- [5] Buchsbaum, G.: A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin Institute* **310** (1980) 1–26
- [6] Finlayson, G.D., Schiele, B., Crowley, J.L.: Comprehensive colour image normalization. *Lecture Notes in Computer Science* **1406** (1998) 475–490
- [7] Pomierski, T., Gross, H.M.: Biological neural architecture for chromatic adaption resulting in constant color sensations. In: *International Conference on Neural Networks*, Berlin, Springer Verlag (1995)
- [8] Paulus, D., Csink, L., Niemann, H.: Color cluster rotation. In: *Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP)*, Chicago, Illinois, IEEE Computer Society Press (1998)
- [9] Land, E., McCann, J.: Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America* **61**(1) (1971) 1–11

- [10] Ebner, M.: Color constancy based on local space average color. *Machine Vision and Applications* (2008)
- [11] Frankle, J.J., McCann, J.J.: Method and apparatus for lightness imaging (1983) US Patent no. 4,384,336.
- [12] McCann, J.: Lessons learned from mondrian applied to real images and color gamuts. In: *Proceedings of the IS&T/SID Seventh Color Imaging Conference*. (1999) 1–8
- [13] Lee, R.L.: Colorimetric calibration of a video digitizing system: algorithm and applications. *Color Research and Applications* **13**(3) (1988) 180–186
- [14] Krawczyk, G., Goesele, M., Seidel, H.P.: Photometric calibration of high dynamic range cameras. Technical report, Max-Planck-Institut für Informatik, Stuhlsatzenhausweg 85 66123 Saarbrücken Germany (2005)
- [15] Vora, P.L., Farrell, J.E., Tietz, J.D., Brainard, D.H.: Digital color cameras – 1 – response models. Technical report, Hewlett Packard Laboratories, & University of California at Santa Barbara, Palo Alto / Santa Barbara (1997) Hewlett-Packard Company Technical Report, HP-97-53, March 1997.
- [16] Nayar, S., Nene, S.A., Murase, H.: Real-time 100 object recognition system. In: *Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*. Volume 3. (1996) 2321–2325 vol.3
- [17] Geusebroek, J.M., Burghouts, G.J., Smeulders, A.W.M.: The amsterdam library of object images. *Int. J. Comput. Vis.* **61**(1) (2005) 103–112
- [18] Rubner, Y., Tomasi, C., Guibas, L.J.: The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *International Journal of Computer Vision* **40**(2) (2000) 99–121
- [19] Funt, B., Ciurea, F., McCann, J.: Retinex in matlab. In: *Proceedings of IS&T/SID Eighth Color Imaging Conference*. (2000) 112–121