

Lokale Beleuchtungsschätzung und Farbkorrektur bei ungleichmäßiger Beleuchtung

Marc Ebner

Die Fähigkeit des Menschen, Farben weitgehend unabhängig von der Beleuchtung als konstant wahrzunehmen, wird als Farbkonstanz bezeichnet. Wird z.B. ein Raum mit einer Lichtquelle beleuchtet, die hauptsächlich Licht im roten und grünen Bereich des Spektrums ausstrahlt, so nimmt ein menschlicher Betrachter die Farben der Objekte des Raumes dennoch korrekt wahr, ganz im Gegensatz zu einem maschinellen Sensor. Ein digitaler oder analoger Sensor mißt das von den Objekten reflektierte Licht. Daher würden die Objekte auf einem Foto einen starken Gelbstich bekommen. Da die Bildinformation bei modernen Kameras digital vorliegt, kann diese weiterverarbeitet werden, um ein farbkorrigiertes Bild zu erhalten, dessen Farben den tatsächlichen Objektfarben entsprechen. Im Bereich der Fotografie wird dies als Weißabgleich bezeichnet. Die korrekte Bestimmung der Objektfarben ist nicht nur in der Fotografie sondern auch bei der automatischen Objekterkennung und der gesamten Farbbildverarbeitung von großer Wichtigkeit. Viele bisher entwickelte Algorithmen zur Farbkonstanz bzw. zum automatischen Weißabgleich gehen davon aus, das die Beleuchtung über das gesamte Bild gleichmäßig ist oder sind sehr aufwendig in der Implementierung. Im Rahmen dieses Beitrags wird ein paralleles Verfahren zur Bestimmung der tatsächlichen Objektfarben vorgestellt. Das Verfahren basiert auf der Berechnung der durchschnittlichen lokalen Farbe. Mit Hilfe der durchschnittlichen lokalen Farbe wird die Beleuchtung für jeden Bildpunkt bestimmt. Bei bekannter Beleuchtung eines jeden Objektpunktes kann die Reflektanz der Objekte und somit deren Farbe bestimmt werden. Das Verfahren zeichnet sich durch seine Einfachheit aus. Dadurch könnte es sehr einfach direkt in Bildaufnahme- und Bildwiedergabegeräte integriert werden.

1 Einleitung und Motivation

Der Mensch ist in der Lage, die Farbe von Objekten weitgehend unabhängig von der Art der Beleuchtung korrekt einzuschätzen. Hierzu stelle man sich einen Raum mit einem gedeckten Tisch und einer weißen Tischdecke vor. Die Beleuchtung des Raumes könnte z.B. durch Verwendung von gelben Lampenschirmen leicht gelblich sein. Das gelbliche Licht fällt auf die Tischdecke und gelangt von dort in das Auge des Betrachters. Da die Tischdecke weiß ist, reflektiert sie das Licht gleichmäßig, so daß leicht gelbliches Licht in das Auge des Betrachters gelangt. Für den Betrachter ist dennoch klar, daß die Tischdecke weiß ist. Die Fähigkeit, die Farben von Objekten korrekt einzuschätzen, wird als Farbkonstanz [44, 13] bezeichnet. Die Farben bleiben konstant, unabhängig von der Art der Beleuchtung. Ein Sensor dagegen, wie er z.B. in einer Digitalkamera verwendet wird, mißt das von den Objekten reflektierte Licht. Die Tischdecke erscheint also auf einem Foto gelblich. Da die Bildinformation digital vorliegt, kann entweder direkt in der Kamera oder durch spätere Nachbearbeitung eine Farbkorrektur vorgenommen werden. In der Fotografie ist solch eine Farbkorrektur unter der Bezeichnung Weißabgleich bekannt. Hierbei wird der Einfluß der Farbe der Lichtquelle herausgerechnet und das Bild erscheint als sei es unter einer kanonischen, meist weißen, Lichtquelle entstanden.

Bei der Entwicklung von Algorithmen zur Farbkonstanz werden zwei unterschiedliche Ziele verfolgt:

1. Bestimmung der Reflektanz der betrachteten Objekte.
2. Farbkorrektur von Bildern, so daß sie der menschlichen Wahrnehmung entsprechen.

Betrachten wir zunächst das erste Ziel. Die Reflektanz der Objekte wird durch die Materialeigenschaften des Objekts bestimmt. Die Farbe eines Objekts hängt von der Reflektanz ab. Hierbei handelt es sich um eine objektive Eigenschaft, die eindeu-

tig einem Objekt bzw. einem Punkt auf dem Objekt zugeordnet werden kann. Im Labor kann die Reflektanz von Objekten gemessen werden. Im Bereich der automatischen Objekterkennung ist es jedoch wichtig, die Reflektanz von Objekten anhand eines einzigen Bildes zu schätzen. Ein Objekt kann nur dann korrekt erkannt werden, wenn die Farbe des Objekts eindeutig bestimmt werden kann. Die korrekte Bestimmung der Reflektanz ist für alle Algorithmen aus dem Bereich Computer Vision relevant, die sich auf Farbinformationen stützen. Bewegt sich, z.B. ein autonomer Serviceroboter sowohl im Inneren eines Hauses als auch außerhalb, so müssen Farbkonstanz-Algorithmen eingesetzt werden, damit der Roboter Objekte sowohl außen bei Sonnenlicht als auch im Inneren bei künstlicher Beleuchtung korrekt erkennen kann.

Betrachten wir nun das zweite Ziel, die Farbkorrektur von Bildern, so daß sie der menschlichen Wahrnehmung entsprechen. Dies ist vor allem für die Digitalfotografie von Interesse. Ein Hobby-Fotograph möchte in der Regel, daß die gemachten Bilder möglichst genau die eigene Wahrnehmung der Szene wiedergeben. Software zur Farbkorrektur von Bildern ist in vielen Bildbearbeitungsprogrammen integriert oder wird als externes Plugin vertrieben. Die Farbwahrnehmung des Menschen korreliert mit der tatsächlichen Farbe, der Reflektanz [31]. Es hat sich jedoch gezeigt, daß das visuelle System nicht die Reflektanz der Objekte bestimmt [25]. Es ist bekannt, daß für die Farbwahrnehmung des Menschen der visuelle Bereich V4 zuständig ist. Dort wurden Zellen gefunden, die auf bestimmte Objektfarben ansprechen und zwar unabhängig von der Art der Beleuchtung [43, 44]. Mit welchem Verfahren das visuelle System des Menschen wirklich die Objektfarben bestimmt, ist derzeit nicht bekannt. Dennoch gibt es eine ganze Reihe neuronaler Modelle für die Farbwahrnehmung [8, 9, 28, 14].

Während das zweite Ziel aus wirtschaftlicher Sicht vor allem

aufgrund der großen Zahl verkaufter Digitalkameras von Interesse ist, ist das erste Ziel vor allem für Unternehmen von Interesse, die Software oder Hardware im Bereich automatischer Objekterkennung anbieten oder in sonstiger Weise auf dem Gebiet der Farbbildverarbeitung tätig sind. Grundsätzlich ist es nicht möglich, die Reflektanz eines Objektpunktes aus drei gemessenen Farbwerten für diesen Bildpunkt abzuleiten. Damit das Problem überhaupt gelöst werden kann, müssen einige Annahmen entweder über die Art der Beleuchtung oder die Zusammensetzung der Szene gemacht werden.

Aus der Literatur sind eine ganze Reihe von Algorithmen zur Farbkonzanz bekannt. Die meisten Algorithmen gehen davon aus, daß die Beleuchtung konstant über das gesamte Bild ist. Nimmt man nun noch an, daß irgendwo im Bild eine weiße Fläche vorhanden ist, so kann anhand des von dort reflektierten Lichtes die Farbe der Lichtquelle geschätzt werden. Dieser Algorithmus wird auch als White-Patch-Retinex Algorithmus bezeichnet [24]. Eine andere, häufig getroffene Annahme ist, daß die Welt im Mittel grau ist [7]. Dies wird als sog. Graue-Welt-Hypothese bezeichnet.

Von Forsyth [23] wurde ein Algorithmus entwickelt, der den Farbraum als Ganzes betrachtet und eine Farbkorrektur durch Skalierung der Farbwerte vornimmt. Hierbei wird versucht, den Farbraum eines Bildes in einen kanonischen Farbraum zu überführen. Finlayson [17] schlug eine zweidimensionale Variante des Algorithmus vor, um die Datenmenge zu reduzieren und den Algorithmus robuster zu machen. Paulus et al. [33] schlugen vor, den Farbraum anhand der Hauptachsen auszurichten.

Eine umfassende Farbnormierung, bei der sowohl eine Normierung des Mittelwerts der Bildpunkte als auch eine Normierung der Farbkanäle stattfindet, wurde von Finlayson et al. [22] vorgeschlagen. Eine weitere Klasse von Algorithmen zerlegen den Raum der Reflektanzen und den Raum der Lichtquellen in Basisfunktionen und versuchen die Koeffizienten dieser Basisfunktionen zu bestimmen [30, 41].

Die bisher genannten Algorithmen gehen zusätzlich zu der Annahme, daß die Beleuchtung innerhalb des Bildes konstant ist, von einer diffusen, also gleichmäßigen Reflektion des Lichtes aus. Dies trifft aber nicht auf alle Objekte zu. Metallische oder lackierte Objekte sind derart beschaffen, daß das einfallende Licht nicht nur diffus reflektiert, sondern auch gespiegelt wird. Lackierte Objekte zeichnen sich z.B. durch sehr helle Bereiche aus, in denen sich die Lichtquelle spiegelt. Da der Betrachter an solchen Punkten sozusagen indirekt die Lichtquelle sieht, kann hieraus die Farbe der Lichtquelle ermittelt werden. Algorithmen, die auf einem Reflektionsmodell basieren, das sowohl aus einer diffusen Reflektion und einer gespiegelten Reflektion besteht, wurden von Tominaga und anderen entwickelt [15, 21, 35, 39, 40].

Nur wenige Algorithmen versuchen auch dann die Farbe eines Objektpunktes korrekt zu bestimmen, wenn die Beleuchtung über das gesamte Bild nicht uniform ist. In der Praxis ist dies häufig der Fall. Z.B. ist oft eine Mischung zwischen Sonnenlicht, das durch ein Fenster scheint, und künstlicher Raumbeleuchtung gegeben. Von Land und McCann wurde die sog. Retinex-Theorie entwickelt [29] (siehe auch [28]). Die von Land und McCann [29] entwickelte Retinex-Theorie verwendet einen Schwellwert, um Änderungen in der Beleuchtung von einer Änderung der Reflektanz zu unterscheiden. Beleuchtungsänderungen werden aus dem Bild herausgerechnet. Zu der

Retinex-Theorie wurden mehrere Veränderungen bzw. Verbesserungen vorgeschlagen [5, 27]. Die ursprüngliche Fassung der Retinex-Theorie, die im eindimensionalen Raum arbeitet, wurde von Horn auf den zweidimensionalen Raum erweitert [26]. Blake wiederum verbesserte die zweidimensionale Retinex-Theorie von Horn [4]. Der Retinex-Algorithmus wurde von Moore et al. [32] in VLSI implementiert. Bei der sog. homomorphen Filterung eines Bildes wird das Bild in den Frequenzraum transformiert. Dort werden dann niederfrequente Änderungen unterdrückt [16]. Niederfrequente Änderungen, so die Annahme, werden durch Beleuchtungsänderungen verursacht, während höherfrequente Änderungen durch Änderungen der Reflektanz gegeben sind. Barnard et al. [2] erweiterten den Farbraum-basierten Ansatz [17, 23] auf Szenen mit variabler Beleuchtung.

Finlayson and Hordley gehen von der Annahme aus, daß die Lichtquelle durch einen schwarzen Strahler approximiert werden kann [20]. Dies ist für viele natürliche Lichtquellen, wie z.B. eine Kerzenflamme, das Licht einer Glühbirne oder Sonnenlicht der Fall. Trifft diese Annahme zu, so kann ein beleuchtungsinvariantes Bild berechnet werden, wenn zuvor eine Kalibrierung der Kamera vorgenommen wird. Ein Verfahren, das ohne vorhergehende Kalibrierung der Kamera auskommt, wurde von Finlayson et al. [19] entwickelt. Weitere Verfahren zur Berechnung sog. intrinsischer Bilder wurden von Weiss [42] und von Tappen et al. [38] entwickelt.

Um eine Beleuchtungskorrektur vornehmen zu können, brauchen wir zunächst ein Modell für die Bildentstehung.

2 Theorie der Bildentstehung

Betrachten wir eine Sensormatrix, wie sie bei Digitalkameras Verwendung findet. Solch ein Sensor spricht auf Licht in einem Teilbereich des sichtbaren Spektrums an. Gewöhnlich werden drei Sensoren verwendet, die das Licht im roten, grünen und blauen Teil des Spektrums messen. Es sei $\mathbf{S}(\lambda)$ ein Vektor, der die Absorptionscharakteristik des Sensors beschreibt. Dabei sei $S_i(\lambda)$ die Absorptionscharakteristik des i -ten Sensors für die Wellenlänge λ . In der Regel werden Rot-, Grün- und Blausensoren verwendet. In diesem Fall haben wir $i \in \{r, g, b\}$. Es existieren aber auch Kameras mit mehr als drei Sensoren. Licht fällt nun durch das Objektiv auf die Sensormatrix und wird dort gemessen. Betrachten wir einen Objektpunkt an der Position \mathbf{x}_{obj} , der auf einen korrespondierenden Punkt \mathbf{x}_I auf der Sensormatrix abgebildet wird. Die Irradianz der Wellenlänge λ , die auf den Sensor an der Position \mathbf{x}_I fällt, sei durch $E(\lambda, \mathbf{x}_I)$ gegeben. Die vom Sensor gemessene Energie $\mathbf{I}(\mathbf{x}_I)$ ist daher durch

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}_I) = \int E(\lambda, \mathbf{x}_I) \mathbf{S}(\lambda) d\lambda \quad (1)$$

gegeben. Betrachten wir nun den abgebildeten Objektpunkt. Es sei $L(\lambda, \mathbf{x}_{\text{obj}})$ die Irradianz, die auf den Punkt an der Position \mathbf{x}_{obj} fällt. Ein Teil des Lichtes wird absorbiert, der Rest wird reflektiert. Der Anteil des reflektierten Lichtes wird durch die Reflektanz-Funktion $R(\lambda, \mathbf{x}_{\text{obj}})$ für jeden Objektpunkt \mathbf{x}_{obj} definiert. Daher ergibt sich für eine Lambertsche Oberfläche, die das einfallende Licht gleichmäßig in alle Richtungen reflektiert

$$E(\lambda, \mathbf{x}_I) = R(\lambda, \mathbf{x}_{\text{obj}}) L(\lambda, \mathbf{x}_{\text{obj}}) G(\mathbf{x}_{\text{obj}}) \quad (2)$$

wobei ein Skalierungsfaktor $G(\mathbf{x}_{\text{obj}})$ eingeführt wurde, der die Objektgeometrie an der Position \mathbf{x}_{obj} beschreibt. Für eine Lambertsche Oberfläche, die durch eine punktförmige Lichtquelle beleuchtet wird, ist dieser Faktor durch

$$G(\mathbf{x}_{\text{obj}}) = \cos \alpha = \mathbf{N}_{\text{obj}} \mathbf{N}_L \quad (3)$$

gegeben. Dabei ist α der Winkel zwischen dem Normalenvektor \mathbf{N}_{obj} der Oberfläche und einem Vektor \mathbf{N}_L , der vom Objektpunkt in die Richtung der Lichtquelle weist. Somit ist die Energie \mathbf{I} , die durch den Sensor gemessen wird, durch

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}_I) = G(\mathbf{x}_{\text{obj}}) \int R(\lambda, \mathbf{x}_{\text{obj}}) L(\lambda, \mathbf{x}_{\text{obj}}) \mathbf{S}(\lambda) d\lambda \quad (4)$$

gegeben. Dieses Modell der Bildsynthese liegt vielen Farbkonstanz-Algorithmen zugrunde [7, 17, 18, 19, 21, 22, 23].

Ein Sensor, der das einfallende Licht mißt, spricht in der Regel auf eine ganze Reihe von Wellenlängen an. Im folgenden approximieren wir die Absorptionscharakteristik des Sensors als Delta-Funktion [20]

$$S_i(\lambda) = \delta(\lambda - \lambda_i) \quad (5)$$

wobei $i \in \{r, g, b\}$. In diesem Fall spricht der Sensor nur auf eine einzige Wellenlänge an. Falls die Absorptionscharakteristik des Sensors nicht schmalbandig ist, kann diese geschärft werden [1, 18]. Die Annahme, daß die Sensoren durch Delta-Funktionen modelliert werden können, vereinfacht die obige Gleichung ganz erheblich. Wir erhalten

$$I_i(\mathbf{x}_I) = G(\mathbf{x}_{\text{obj}}) R(\lambda_i, \mathbf{x}_{\text{obj}}) L(\lambda_i, \mathbf{x}_{\text{obj}}) \quad (6)$$

für die Energie $I_i(\mathbf{x}_I)$, die vom Sensor an der Position \mathbf{x}_I gemessen wird. Wir bezeichnen von nun an die Sensorposition durch die Bildkoordinaten (x, y) und verwenden weiterhin den Index i für den i -ten Farbkanal. Betrachten wir ein RGB Farbbild, das durch den Sensor aufgenommen wird. Es sei

$$\mathbf{c}(x, y) = [c_r(x, y), c_g(x, y), c_b(x, y)] \quad (7)$$

die Farbe im Bild an der Position (x, y) .

3 Farbkorrektur bei ungleichmäßiger Beleuchtung

Falls die Beziehung zwischen den Bilddaten und die durch den Sensor gemessene Energie linear ist, so gilt

$$\mathbf{c}(x, y) = G(x, y) \mathbf{R}(x, y) \mathbf{L}(x, y) \quad (8)$$

wobei $\mathbf{R}(x, y)$ ein Vektor ist, der die Reflektanz am korrespondierenden Objektpunkt beschreibt, und $\mathbf{L}(x, y)$ ein Vektor ist, der die Farbe der Lichtquelle beschreibt. Die Multiplikation wird komponentenweise ausgeführt. Falls die Beziehung zwischen den Bilddaten und die durch den Sensor gemessene Energie nicht linear ist, so müssen die Daten linearisiert werden. Dies ist z.B. der Fall, wenn Bilddaten, die z.B. nach dem sRGB Standard [36] abgelegt wurden, verarbeitet werden. Wir sehen nun, daß die Intensität eines Farbkanals proportional zum Produkt aus Reflektanz

und Beleuchtung ist, die noch durch einen Geometrie-Faktor skaliert wird. Da für jeden Bildpunkt nur drei Meßwerte vorliegen, aber mindestens 6 Unbekannte vorhanden sind, müssen weitere Annahmen gemacht werden, damit das Problem gelöst werden kann.

Wie wir anhand der hergeleiteten Gleichung für das gemessene Licht sehen, können wir unter der Annahme, daß die Sensoren sehr schmalbandig sind, durch eine einfache Skalierung der Farbkanäle, ein farbkorrigiertes Bild erhalten. Wir benötigen dazu eine möglichst genaue Schätzung der Farbe der Lichtquelle $\mathbf{L}(x, y) = [L_r(x, y), L_g(x, y), L_b(x, y)]$ an dem korrespondierenden Objektpunkt. Algorithmen, die auf der Graue-Welt-Hypothese basieren, lösen das Problem, indem sie von der Annahme ausgehen, daß die Beleuchtung über das gesamte Bild gleichmäßig ist $\mathbf{L}(x, y) = \mathbf{L}$. In diesem Fall brauchen nur drei Parameter L_r , L_g und L_b bestimmt werden, anhand derer dann eine Farbkorrektur des gesamten Bildes vorgenommen wird.

Die Graue-Welt-Hypothese wurde von Buchsbaum [7] aufgestellt. Die Farbe der Lichtquelle wird bestimmt, indem der Mittelwert aller Farben des Bildes berechnet wird. Unter der Annahme, daß die Welt im Mittel grau ist, kann daraus die Farbe der Lichtquelle abgeleitet werden. Eine ganze Reihe von Algorithmen nutzen die Annahme, daß die Welt im Mittel grau ist, auf die eine oder andere Weise [11, 22, 32, 33, 34, 39].

Nehmen wir an, daß die gemessenen Intensitäten linear im Bereich $[0, 1]$ vorliegen. Für den Fall, daß wir mit 8-Bit sRGB Daten arbeiten, linearisieren wir diese zuerst und skalieren die Daten anschließend auf den Bereich $[0, 1]$. Wir berechnen nun den Erwartungswert für die durchschnittliche Farbe aller Bildpunkte $\mathbf{a} = [a_r(x, y), a_g(x, y), a_b(x, y)]$, wobei wir davon ausgehen, daß wir n Bildpunkte im Bild haben.

$$a_i = \frac{1}{n} \sum_{x,y} c_i(x, y) \quad (9)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{x,y} G(x, y) R_i(x, y) L_i \quad (10)$$

$$= L_i \frac{1}{n} \sum_{x,y} G(x, y) R_i(x, y) \quad (11)$$

Gehen wir nun davon aus, daß die Reflektanzen der Objekte je Wellenlänge zufällig im Bereich $[0, 1]$ verteilt sind. D.h., wir nehmen an, daß viele unterschiedlich farbige Objekte im Bild vorhanden sind und alle Farben gleich wahrscheinlich sind. Zusätzlich gehen wir davon aus, daß die Geometrieinformation unabhängig von der Farbe eines Objekts ist. Farbe und Form sind unterschiedliche Eigenschaften, die unabhängig voneinander sind. Bei einer gleichmäßigen Verteilung der Reflektanzen erhalten wir

$$a_i \approx L_i E[G] E[R_i] = L_i E[G] \frac{1}{2} \quad (12)$$

für die durchschnittliche Farbe des Bildes. Dabei ist $E[G]$ der Erwartungswert des durchschnittlichen Geometriefaktors und $E[R_i]$ der Erwartungswert der Reflektanz. Der Erwartungswert $E[G]$ skaliert alle Farbkanäle gleichmäßig. Wir erhalten also folgende Beziehung zwischen der Farbe der Lichtquelle \mathbf{L} und dem durchschnittlichen Farbwert aller Bildpunkte \mathbf{a}

$$\mathbf{L} \approx \frac{2\mathbf{a}}{E[G]} = f\mathbf{a} \quad (13)$$

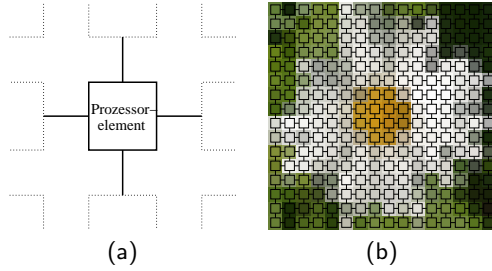


Abbildung 1: (a) Einzelnes Prozessorelement, das mit seinen nächsten Nachbarn verbunden ist. (b) Gitter aus 16×16 Prozessorelementen. Jedes Element hat Zugriff auf die Farbe eines Bildpunktes.

wobei $f = \frac{2}{E[G]}$ ein Skalierungsfaktor ist. Dieser Skalierungsfaktor hängt von der betrachteten Szene ab.

Nun, da die Farbe der Lichtquelle annähernd bekannt ist, können wir korrigierte Farbwerte wie folgt berechnen. Es sei o_i der korrigierte Farbwert und c_i der ursprüngliche Farbwert des Bildes.

$$o_i(x, y) = \frac{c_i(x, y)}{L_i} \approx \frac{c_i(x, y)}{f a_i} = G(x, y) R_i(x, y) \quad (14)$$

Falls die Szene durch mehrere Lichtquellen beleuchtet wird, muß die Beleuchtung $L_i(x, y)$ lokal für jeden Bildpunkt (x, y) bestimmt werden. In der Praxis ist dies fast immer der Fall, denn die Beleuchtung ist meist nicht homogen. Selbst wenn nur eine einzige Lichtquelle die Szene beleuchtet, entsteht durch indirekte Beleuchtung eine inhomogene Beleuchtung. Die Beleuchtung können wir lokal schätzen, indem wir die durchschnittliche lokale Farbe \mathbf{a} berechnen

$$\mathbf{L}(x, y) \approx f \mathbf{a}(x, y) \quad (15)$$

wobei f wiederum ein Skalierungsfaktor ist. Nachdem wir nun einen Wert für die lokale Beleuchtung haben, können wir wieder wie oben gemäß

$$\frac{c_i(x, y)}{L_i(x, y)} = \frac{G(x, y) R_i(x, y) L_i(x, y)}{L_i(x, y)} = G(x, y) R_i(x, y) \quad (16)$$

ein farbkorrigiertes Bild berechnen. Der verbleibende Geometriefaktor kann noch durch eine Normalisierung entfernt werden.

Die durchschnittliche lokale Farbe kann durch eine Faltung des Eingangsbildes mit einem Glättungsfilter, wie z.B. einer Gaußfunktion, berechnet werden. In diesem Fall ist die durchschnittliche lokale Farbe \mathbf{a} durch

$$a_i(x, y) = k(x, y) \int \int c_i g(r) dx' dy' \quad (17)$$

gegeben, wobei $g(r)$ ein Glättungsfilter mit $r = \sqrt{dx'^2 + dy'^2}$ und die lokale Konstante $k(x, y)$ so gewählt wird, daß gilt

$$k(x, y) \int \int g(r) dx' dy' = 1. \quad (18)$$

Durch die Normierung auf 1 wird erreicht, daß für jeden Bildpunkt der lokale durchschnittliche Farbwert durch Formel 17 berechnet wird.



Abbildung 2: Durchschnittliche lokale Farbe. Berechnet nach 1, 100 und 500 Iterationen.

Die durchschnittliche lokale Farbe kann aber auch mit einem parallelen Algorithmus berechnet werden [11]. Solch ein Algorithmus könnte direkt in Bildaufnahme- bzw. Bildwiedergabegeräte integriert werden. In diesem Fall wird weder eine CPU noch ein externer Speicher benötigt, in dem das Bild zur Verarbeitung abgelegt werden muß. Wir gehen im folgenden davon aus, daß ein Gitter aus einfachen Verarbeitungselementen existiert, wobei jeder Knoten Zugriff auf die Farbe des Bildpunktes hat (Abbildung 1). Jeder Knoten ist mit seinen direkten Nachbarn verbunden. Da nur lokale Verbindungen bestehen, kann das Gitter leicht auf beliebige Bildgrößen angepaßt werden. Für jeden Knoten können wir eine Reihe von elementaren Operationen ausführen. Alle Knoten des Gitters führen die gleichen Verarbeitungsschritte, jedoch auf unterschiedlichen Daten aus.

Es sei $\mathbf{c}(x, y)$ die Farbe, die durch den Sensor am Punkt (x, y) des Gitters gemessen wurde. Zunächst haben wir noch keinen Schätzwert für die durchschnittliche lokale Farbe \mathbf{a} . Nehmen wir einmal an, wir hätten solch einen Wert. Es seien $N(x, y)$ die Knoten, die zum aktuellen Knoten (x, y) Verbindungen haben. Der aktuelle Knoten kann ebenfalls zu dieser Menge hinzugefügt werden. Dann führen wir folgende Berechnungen iterativ aus

$$\mathbf{a}'(x, y) = \frac{1}{|N(x, y)|} \sum_{(x', y') \in N(x, y)} \mathbf{a}(x', y') \quad (19)$$

$$\mathbf{a}(x, y) = \mathbf{c}(x, y) \cdot p + \mathbf{a}'(x, y) \cdot (1 - p) \quad (20)$$

wobei p ein kleiner Wert größer Null ist. Die erste Operation mittelt die Daten benachbarter Knoten. Die zweite Operation fügt etwas von der gemessenen Farbe zum bisher berechneten Wert hinzu. Als Ergebnis erhalten wir einen neuen Schätzwert für die durchschnittliche lokale Farbe \mathbf{a} am Punkt (x, y) . Wenn wir die obigen Operationen lange genug wiederholen erfolgt mit der Zeit ein Austausch der Daten mit immer weiter entfernten Knoten. Die Daten diffundieren sozusagen zwischen benachbarten Knoten. Der Parameter p bestimmt dabei den Bereich, über den die durchschnittliche lokale Farbe berechnet wird. Wenn der Parameter p sehr klein gewählt wird, dann wird die durchschnittliche lokale Farbe für einen großen Bereich berechnet. Wird dagegen der Parameter p sehr groß gewählt, dann wird die durchschnittliche lokale Farbe für einen kleinen Bereich berechnet. Da der aktuelle Schätzwert in jeder Iteration mit $(1 - p)$ multipliziert wird und $(1 - p)$ kleiner als Eins ist, bleibt von dem ursprünglichen Schätzwert nach einigen Iterationen nichts mehr übrig. Wir sehen also, daß der ursprüngliche Schätzwert für die durchschnittliche lokale Farbe beliebig gewählt werden kann.

Abbildung 2 veranschaulicht die Berechnung der durchschnittlichen lokalen Farbe für ein Beispielbild. Gezeigt ist der aktuelle Stand nach 1, 50, und 200 Iterationen. In diesem Beispiel haben wir den ursprünglichen Schätzwert für die durchschnittliche lokale Farbe auf Null gesetzt. Daher ist der erste berechnete Wert bis auf eine Skalierung mit dem Eingabebild

identisch. Die Diffusion zwischen benachbarten Elementen geht solange weiter, bis ein stabiler Zustand erreicht wird. Eine sehr schnelle Konvergenz kann durch Verwendung von sukzessiver Überrelaxation [6] erreicht werden. Das Interessante an diesem Verfahren ist, daß die durchschnittliche lokale Farbe durch ein Gitter aus Widerständen berechnet werden kann. Die Beziehung zwischen dem Parameter p und den Widerständen des Gitters ist durch

$$p = \frac{R}{4R_o + R} \quad (21)$$

gegeben. Dabei ist R_o der Eingangswiderstand und R der Widerstand zwischen benachbarten Knoten. Mit anderen Worten, der Widerstand R_o sollte um den Faktor $\frac{1-p}{4p}$ größer als der Widerstand R gewählt werden.

Benachbarte Knotenpunkte sind in einem Gitter aus Widerständen exponentiell gewichtet. Daher ist die Berechnung, die durch ein Gitter aus Widerständen berechnet wird, annähernd identisch mit der Faltung des Bildes mit einem exponentiellen Glättungskern $g(r) = e^{\frac{-|r|}{\sigma}}$ wobei $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ und σ die Ausdehnung des Kerns beschreibt. Wird ein Gitter aus Widerständen zur Berechnung der durchschnittlichen lokalen Farbe eingesetzt, so liegt der Schätzwert für die Beleuchtung für jeden Bildpunkt fast sofort vor. Die gemessene Farbe wird dann durch die geschätzte Beleuchtung dividiert, um einen Farbwert zu erhalten, der unabhängig von der Beleuchtung ist. Eine Beleuchtungskorrektur kann auch durch Subtraktion der geschätzten Beleuchtung erfolgen [10]. Wir berechnen in diesem Fall den Ausgabewert $o = [o_r, o_g, o_b]$ gemäß

$$o_i = c_i - a_i + \bar{a}. \quad (22)$$

wobei $\bar{a} = \frac{1}{3}(a_r + a_g + a_b)$ gewählt wird. In diesem Fall wird die gemessene Farbe senkrecht zum Grauvektor verschoben, so daß die durchschnittliche lokale Farbe auf dem Grauvektor zu liegen kommt. Diese Art der Farbkorrektur entspricht eher der menschlichen Wahrnehmung während die erste Variante sich dagegen für die Objekterkennung eignet.

Da die oben beschriebenen Schritte durch ein einfaches Gitter aus Widerständen berechnet werden können, läßt sich das Verfahren direkt in Bildaufnahme- und Bildwiedergabegeräte integrieren.

4 Experimentelle Ergebnisse

Abbildung 3 zeigt zwei Bilder, die mit einer Digitalkamera (Canon 10D) aufgenommen wurden. Die Farbtemperatur wurde auf 6500K eingestellt. Im linken oberen Bild ist ein gedeckter Tisch zu sehen. Aufgrund einer leicht gelblichen Beleuchtung wirkt die gesamte Szene gelblich. Tatsächlich ist die Tischdecke weiß. Im Bild oben rechts ist eine Büroszene zu sehen. Das Foto wurde an einem sonnigen Tag aufgenommen. Sonnenlicht fällt durch einen geschlossenen blauen Vorhang, was zu der blauen Hintergrundbeleuchtung führt. Auf dem Schreibtisch befindet sich eine Tischlampe, die mit weißem Licht den Tisch beleuchtet. Die beiden Bilder darunter zeigen die durch den oben beschriebenen Algorithmus bearbeiteten Bilder.

Betrachten wir nun die Performance des Algorithmus im Vergleich zu anderen Farbkonstanz-Algorithmen, die aus der Literatur bekannt sind. Um die Performance der einzelnen Algorithmen



Abbildung 3: Oben sind zwei Bilder zu sehen, die mit einer Digitalkamera aufgenommen wurden. Im Bild links ist die Beleuchtung gleichmäßig. Im Bild rechts ist eine ungleichmäßige Beleuchtung zu sehen. Direkt darunter sind die mit dem entwickelten Verfahren korrigierten Bilder dargestellt.

einschätzen zu können, verwendeten wir Algorithmen zur automatischen Objekterkennung. Barnard et al. [3] erstellten eine Bild-Datenbank für Farbkonstanz-Experimente. Die Datenbank enthält Aufnahmen von unterschiedlichen Objekten, wobei jede Aufnahme mit einer ganzen Reihe von unterschiedlichen Beleuchtungen zur Verfügung steht.

Wir testen nun die Qualität eines Farbkonstanz-Algorithmus, indem wir jedes der Bilder durch den Algorithmus bearbeiten lassen. Im Idealfall, bei einem perfekt arbeitenden Algorithmus, wären alle Bilder einer Szene identisch, denn die Beleuchtung wird herausgerechnet. Wir wählen je Szene zwei Bilder aus und versuchen nun die Bilder einander zuzuordnen. Für die Zuordnung verwenden wir ein von Swain und Ballard [37] vorgeschlagenes Verfahren zur automatischen farbbasierten Objekterkennung. Anhand der Zuordnung der Bilder berechnen wir die Erkennungsrate. Sie gibt den Prozentsatz der Bilder an, die korrekt erkannt wurden. Im Idealfall liegt die Erkennungsrate bei 1, im schlechtesten Fall bei 0. Tabelle 1 zeigt die Ergebnisse des Experiments. Die erste Zeile der Tabelle zeigt die Erkennungsrate bei zufälliger Zuordnung der Bilder.

Wie anhand der experimentellen Ergebnisse zu sehen ist, stellt das entwickelte Verfahren einen effektiven Ansatz zur Farbkorrektur von Bildern dar. Der Ansatz basiert auf der Berechnung der durchschnittlichen lokalen Farbe. Aus Sicht des Betrachters liefert es ein farbkorrigiertes Bild mit ansprechenderen Farben. Zudem eignet sich das Verfahren zur Farbkorrektur von Bildern, die zur Objekterkennung eingesetzt werden. Damit der Algorithmus korrekt arbeitet, ist es notwendig, daß ausreichend unterschiedliche Farben im Bild vorhanden sind. Dies ist für natürliche Szenen in der Regel der Fall. Wir haben zudem die Annahme gemacht, daß die Absorptionscharakteristik des Sensors sehr schmalbandig ist. Ist dies nicht der Fall, so könnten die Daten nachträglich geschärft werden. Ferner gehen wir davon aus, daß die Beleuchtung sich über die Szene nur langsam ändert. Der Ansatz ist nicht für abrupte Beleuchtungsänderungen ausgelegt. Falls starke Beleuchtungsänderungen, wie sie z.B. mit einem Theaterstrahler erzeugt werden können, vorhanden sind, bietet sich ein erweiterter Ansatz an, bei dem die Daten entlang einer Vorzugsrichtung gemittelt werden [12].

Tabelle 1: Ergebnisse des Objekterkennungsexperiments für 5 unterschiedliche Bild-Serien und 6 verschiedene Farbkonstanz-Algorithmen. Zum Vergleich ist die Erkennungsrate bei zufälliger Auswahl ebenfalls gezeigt. Die beste Erkennungsrate ist fett gedruckt (siehe Ebner [13] für weitere Ergebnisse).

Algorithm	1	2	3	4	5
Zufällige Auswahl	0.048	0.071	0.111	0.167	0.050
White-Patch-Retinex Algorithmus	0.613	0.672	0.939	0.885	0.409
Graue-Welt-Hypothese	0.805	0.726	0.980	0.968	0.421
Vereinfachter Algorithmus von Horn	0.462	0.451	0.744	0.617	0.182
Drehung des Farbraumes	0.465	0.544	0.640	0.608	0.510
Horn (1974)/Blake (1985)	0.480	0.409	0.597	0.613	0.254
Moore et al. (1991) Retinex	0.907	0.810	0.767	0.812	0.504
Durchschnittliche lokale Farbe	0.948	0.885	1.000	1.000	0.545

5 Ausblick und Abschluß

Korrekte Farbwiedergabe ist sowohl für Hobby-Fotographen als auch im Bereich automatischer Objekterkennung sowie der gesamten farbbasierten Bildverarbeitung von großem Interesse. Der Ansatz ist leicht zu implementieren und könnte direkt in Bildaufnahme- und Bildwiedergabegeräte integriert werden. Eine CPU und ein Speicher werden nicht für die Farbkorrektur benötigt. Daher könnte das Verfahren z.B. direkt in Kameras integriert werden, deren Ausgabedaten dann in Hardware weiterverarbeitet werden. Eine interessante wissenschaftliche Frage, die bisher nicht abschließend beantwortet werden konnte, ist, welches Verfahren im visuellen System des Menschen realisiert ist. Ebner [14] zeigt auf, wie das Verfahren, das auf lokalen Farbverschiebungen basiert, auf die Arbeitsweise des menschlichen visuellen Systems abgebildet werden kann.

Literatur

- [1] Kobus Barnard, Florian Ciurea, and Brian Funt. Sensor sharpening for computational color constancy. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(11):2728–2743, November 2001.
- [2] Kobus Barnard, Graham Finlayson, and Brian Funt. Color constancy for scenes with varying illumination. *Computer Vision and Image Understanding*, 65(2):311–321, February 1997.
- [3] Kobus Barnard, Lindsay Martin, Brian Funt, and Adam Coath. A data set for color research. *Color Research and Application*, 27(3):147–151, 2002.
- [4] Andrew Blake. Boundary conditions for lightness computation in mondrian world. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 32:314–327, 1985.
- [5] David H. Brainard and Brian A. Wandell. Analysis of the retinex theory of color vision. In Glenn E. Healey, Steven A. Shafer, and Lawrence B. Wolff, editors, *Color*, pages 208–218, Boston, 1992. Jones and Bartlett Publishers.
- [6] I. N. Bronstein, K. A. Semendjajew, G. Musiol, and H. Mühling. *Taschenbuch der Mathematik*. Verlag Harri Deutsch, Thun und Frankfurt/Main, 5. edition, 2001.
- [7] G. Buchsbaum. A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin Institute*, 310(1):337–350, July 1980.
- [8] Susan M. Courtney, Leif H. Finkel, and Gershon Buchsbaum. A multistage neural network for color constancy and color induction. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6(4):972–985, July 1995.
- [9] P. A. Dufort and C. J. Lumsden. Color categorization and color constancy in a neural network model of V4. *Biological Cybernetics*, 65:293–303, 1991.
- [10] Marc Ebner. Color constancy using local color shifts. In Tomáš Pajdla and Jiří Matas, editors, *Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision, Part III, Prague, Czech Republic, May, 2004*, pages 276–287, Berlin, 2004. Springer-Verlag.
- [11] Marc Ebner. A parallel algorithm for color constancy. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 64(1):79–88, 2004.
- [12] Marc Ebner. Verfahren und Vorrichtung zur Farbkorrektur von Bildern mit nicht-linearen Beleuchtungsänderungen. *Deutsche Patentanmeldung*, 28 Seiten, 4. Juni, DE 102004027471 A1, 2004.
- [13] Marc Ebner. *Color Constancy*. John Wiley & Sons, England, 2007.
- [14] Marc Ebner. How does the brain arrive at a color constant descriptor? In *Proceedings of the 2nd International Symposium on Brain, Vision and Artificial Intelligence, 10-12 October, 2007, Naples, Italy*. (accepted), 2007.
- [15] Marc Ebner and Christian Herrmann. On determining the color of the illuminant using the dichromatic reflection model. In Walter Kropatsch, Robert Sablatnig, and Allan Hanbury, editors, *Pattern Recognition, Proceedings of the 27th DAGM Symposium, Vienna, Austria*, pages 1–8, Berlin, 2005. Springer-Verlag.
- [16] Olivier D. Faugeras. Digital color image processing within the framework of a human visual model. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, ASSP-27(4):380–393, 1979.
- [17] G. D. Finlayson. Color in perspective. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(10):1034–1038, October 1996.
- [18] Graham D. Finlayson, Mark S. Drew, and Brian V. Funt. Spectral sharpening: sensor transformations for improved color constancy. *Journal of the Optical Society of America A*, 11(4):1553–1563, April 1994.

- [19] Graham D. Finlayson, Mark S. Drew, and Cheng Lu. Intrinsic images by entropy minimization. In Tomáš Pajdla and Jiří Matas, editors, *Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision, Part III, Prague, Czech Republic, May, 2004*, pages 582–595, Berlin, 2004. Springer-Verlag.
- [20] Graham D. Finlayson and Steven D. Hordley. Color constancy at a pixel. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(2):253–264, February 2001.
- [21] Graham D. Finlayson and Gerald Schaefer. Solving for colour constancy using a constrained dichromatic reflection model. *International Journal of Computer Vision*, 42(3):127–144, 2001.
- [22] Graham D. Finlayson, Bernt Schiele, and James L. Crowley. Comprehensive colour image normalization. In Hans Burkhardt and Bernd Neumann, editors, *Fifth European Conference on Computer Vision (ECCV '98), Freiburg, Germany*, pages 475–490, Berlin, 1998. Springer-Verlag.
- [23] D. A. Forsyth. A novel approach to colour constancy. In *Second International Conference on Computer Vision (Tampa, FL, Dec. 5-8)*, pages 9–18. IEEE Press, 1988.
- [24] Brian Funt, Kobus Barnard, and Lindsay Martin. Is machine colour constancy good enough? In Hans Burkhardt and Bernd Neumann, editors, *Fifth European Conference on Computer Vision (ECCV '98), Freiburg, Germany*, pages 445–459, Berlin, 1998. Springer-Verlag.
- [25] Harry Helson. Fundamental problems in color vision. I. the principle governing changes in hue, saturation, and lightness of non-selective samples in chromatic illumination. *Journal of Experimental Psychology*, 23(5):439–476, November 1938.
- [26] Berthold K. P. Horn. Determining lightness from an image. *Computer Graphics and Image Processing*, 3:277–299, 1974.
- [27] Anya Hurlbert. Formal connections between lightness algorithms. *J. Opt. Soc. Am. A*, 3(10):1684–1693, October 1986.
- [28] Edwin H. Land. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 83:3078–3080, May 1986.
- [29] Edwin H. Land and John J. McCann. Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*, 61(1):1–11, January 1971.
- [30] Laurence T. Maloney and Brian A. Wandell. Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance. *Journal of the Optical Society of America A*, 3(1):29–33, January 1986.
- [31] John J. McCann, Suzanne P. McKee, and Thomas H. Taylor. Quantitative studies in retinex theory. *Vision Res.*, 16:445–458, 1976.
- [32] Andrew Moore, John Allman, and Rodney M. Goodman. A real-time neural system for color constancy. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2(2):237–247, March 1991.
- [33] D. Paulus, L. Csink, and H. Niemann. Color cluster rotation. In *Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 161–165. IEEE Computer Society Press, 1998.
- [34] Zia-ur Rahman, Daniel J. Jobson, and Glenn A. Woodell. Method of improving a digital image. *United States Patent No. 5,991,456*, November 1999.
- [35] Valery J. Risson. Determination of an illuminant of digital color image by segmentation and filtering. *United States Patent Application, Pub. No. US 2003/0095704 A1*, May 2003.
- [36] Michael Stokes, Matthew Anderson, Srinivasan Chandrasekar, and Ricardo Motta. A standard default color space for the internet - sRGB. Technical report, Version 1.10, 1996.
- [37] Michael J. Swain and Dana H. Ballard. Color indexing. *International Journal of Computer Vision*, 7:11–32, 1991.
- [38] Marshall F. Tappen, William T. Freeman, and Edward H. Adelson. Recovering intrinsic images from a single image. Technical Report AI Memo 2002-015, Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory, September 2002.
- [39] Shoji Tominaga. Surface identification using the dichromatic reflection model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(7):658–670, July 1991.
- [40] Shoji Tominaga and Brian A. Wandell. Component estimation of surface spectral reflectance. In Glenn E. Healey, Steven A. Shafer, and Lawrence B. Wolff, editors, *Color*, pages 87–97, Boston, 1992. Jones and Bartlett Publishers.
- [41] Brian A. Wandell. The synthesis and analysis of color images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-9(1):2–13, January 1987.
- [42] Yair Weiss. Deriving intrinsic images from image sequences. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision, Vancouver, Canada, July 9-12, 2001*. IEEE, 2001.
- [43] S. Zeki and Ludovica Marini. Three cortical stages of colour processing in the human brain. *Brain*, 121:1669–1685, 1998.
- [44] Semir Zeki. *A Vision of the Brain*. Blackwell Science, Oxford, 1993.

Kontakt

PD Dr. Marc Ebner
 Universität Würzburg
 Lehrstuhl für Informatik II
 Am Hubland, 97074 Würzburg
 Tel: +49(0)931/888-6612
 Fax: +49(0)931/888-6603
 E-Mail: ebner@informatik.uni-wuerzburg.de
 www2.informatik.uni-wuerzburg.de/staff/ebner/

Bild PD Dr. Marc Ebner erhielt 1994 den Master of Science in Computer Science von der New York University, NY, 1996 den Titel Dipl.-Inform. von der Universität Stuttgart und 1999 den Titel Dr. rer. nat. von der Universität Tübingen. Dr. Ebner ist seit 1999 an der Universität Würzburg beschäftigt. Im Juli 2006 habilitierte er sich im Fach Informatik an der Universität Würzburg und ist seit November 2006 Privatdozent und wissenschaftlicher Assistent. Er hält die Vorlesungen Computergraphik, Virtual Reality und Evolutionäre Algorithmen. Dr. Ebner ist Autor des ersten Lehrbuchs zum Thema Farbkonstanz, das die visuelle Farbwahrnehmung des Menschen und deren Umsetzung in Verfahren zum automatischen Weißabgleich bzw. zur Farbkonstanz zum Thema hat.