

CIE 昼光に基づく 複数枚のカラー画像からの照明色と物体色の復元

林 泰博 大田 友一

筑波大学電子・情報工学系

屋外環境下でのロボットビジョンに適する CIE 昼光に基づいた色恒常性アルゴリズムを提案する。我々は先に、ロボットが過去の画像を正確な数値として記憶できることに着目し、複数枚の画像に基づく色恒常性アルゴリズムを提案した。本稿では、このアルゴリズムの精度と安定性を改善するために、CIE 昼光を用いて解を拘束する方法について述べる。情景中の照明が自然昼光ならば、その分光分布は、ある色温度の CIE 昼光に近いとの仮説に基づき、照明色の自由度を下げることによって、誤差の含まれる状況下でも安定な復元が可能となった。誤差解析による検討と、実カラー画像を用いた実験により本手法の有効性を示した。

Recovery of Illuminant and Surface Colors from Images Based on the CIE Daylight

Yasuhiro HAYASHI and Yuichi OHTA

Institute of Information Sciences and Electronics
University of Tsukuba
Tsukuba, Ibaraki, 305, JAPAN

We propose a color constancy algorithm suitable for robot vision under natural environments based on the CIE daylight. By utilizing the advantage of a robot which can exactly memorize images observed in the past, we have proposed the color constancy algorithm based on multiple images. By employing the CIE daylight as a constraint, the stability and the accuracy of the color constancy algorithm are remarkably improved. Effectiveness of the constraint is examined theoretically by analysing the behaviour of the algorithm under the existence of noise and also experimentally by using real color images.

1 はじめに

色情報は、ロボットが情景認識を行なうための有用な手がかりとなる。しかし、画像を通して観測される色情報は照明条件の変動に伴って大きく変化し、安定な特徴量として活用することは困難である。一方、我々人間の視覚には色恒常性と呼ばれる機能があり、照明条件の変動にもかかわらず、色情報を重要な手がかりとして物体を同定することができる。コンピュータビジョンの分野において、色恒常性の計算理論は重要な研究課題となっている [2] [3] [4] [5]。この、人間の色恒常性に類似した機能をロボットに実装することによって、色情報は情景認識の安定した特徴量として活用可能となる。

色恒常性を実現する方法の一つは、画像を通して得られる色情報から、照明色と物体色とを分離し復元することである。我々は先に、ロボットまたはコンピュータが過去の画像を正確に記憶できることに着目し、複数枚の画像に基づく色恒常性アルゴリズムを提案した [1]。このアルゴリズムは、情景中の色情報に関して特定の仮定は必要なく、異なる照明環境下で撮影された2枚の画像間で2組の物体が予め同定されているとき、観測される RGB 値から情景中の照明色と物体色を復元することができる。

一般に色恒常性問題は逆問題であり、モデル化誤差や観測誤差の含まれる状況下では復元が不安定になる。実際に画像から得られる色情報には、モデル化誤差や観測誤差が含まれていることを考慮すれば、こういった誤差に対してもロバストなアルゴリズムを開発することが重要となる。アルゴリズムを不安定にする原因の一つは、照明色復元に関する自由度が大き過ぎることにあると考えられる。例えば、自然昼光の分光分布は、そのモデルである CIE 昼光にほぼ一致し、照明色はある範囲に限定される。情景中の照明が自然昼光であるならば、CIE 昼光を利用して復元過程における照明色の自由度を下げる事が可能となる。

本稿では、複数枚の画像に基づく色恒常性アルゴリズムにおいて、CIE 昼光を用いて照明色の自由度を下げ、情景の色情報を安定に精度良く復元するための手法と、その実験結果について述べる。

2 色恒常性問題

色恒常性の計算理論の一つは、画像として観測される見かけの色情報から、情景中の照明色と物体色とを分離し復元することである。先駆的な研究としては、Land と McCann [2] によるレティネクス理論が有名であるが、最近の研究としては、大きく2通りの方法に

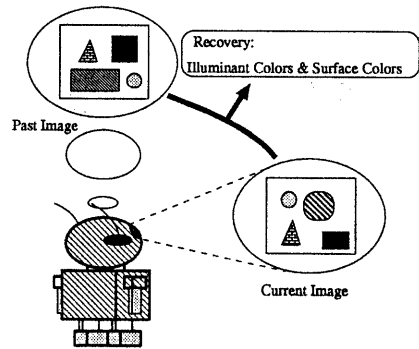


図1: ロボットビジョンに適した色恒常性実現法

分けることができる。

Gershon [3] は Buchsbaum [4] の提案した計算理論に基づき、照明の分光分布と物体の分光反射率をそれぞれ3個の基底ベクトルの加重和で表現し、画像から得られる RGB 値からこの加重係数を求めることによって、照明色と物体色を復元した。この方法では、情景中には十分に多種類の色の物体が含まれており、それらの分光反射率の平均値は一定値を持つとの仮定を置いている。すなわち、情景中の色情報の「真の値」が少なくとも1個は既知であり、それに対応する見かけの色情報が画像から得られることを前提とする方法である。しかし、仮定と実際の情景との不一致がある場合、良い結果を期待することはできない。

Maloney [5] は、情景中の色情報の「真の値」を必要としない理論を提案した。画像から得られる方程式数と求める未知パラメータ数との関係から、物体の分光反射率を表現している基底ベクトルの数よりも多くの線形独立なカラーセンサを用いて情景を観測することにより、照明と物体の分光特性を復元する方法である。例えば、Gershon の方法のように物体の分光反射率を3個の基底ベクトルで表現した場合には、4個以上のカラーセンサが必要となる。すなわち、全ての線形独立なカラーセンサは、有効な色情報を得ることを前提とし、カラーセンサの数を増やす方法である。しかし、色情報の次元数自体があまり大きいものではなく、カラーセンサ数を単に増加しても有効な情報が観測可能かどうかは疑問があるが、この点に関しての検討は行なわれていない。

これらの研究では、現時点で観測されている1枚の画像のみが利用できるという制約の中で情景の色情報を復元する手法を模索している。これに対して、ロボッ

トの視覚機能を実現するという観点に立てば、利用する画像を1枚に限定する理由はない。ロボットまたはコンピュータは、過去の画像を正確に記憶することができる。これに着目し、我々は図1に示すような複数枚の画像を用いた色恒常性アルゴリズムを提案した。この理論では、照明の分光分布と物体の分光反射率を復元するために、情景中の色情報の「真の値」は必要なく、カラーセンサはRGBの3個で十分である。

色恒常性問題は逆問題であり、必ずしも解は安定に定まらない。以前に提案した我々のアルゴリズムでも、モデル化誤差や観測誤差の含まれる状況下では、復元が不安定になる傾向があった。色恒常性を実現するためには、アルゴリズムの安定性を改善することが重要となる。実際に画像から得られる色情報には、モデル化誤差や観測誤差が含まれるにもかかわらず、誤差を考慮した色恒常性アルゴリズムの研究は、十分になされているとは言えない。

Maloney[5]は、画像上での観測物体数や、カラーセンサ数を増やし、最小二乗法の考えを利用することによって、復元精度が向上すると述べている。観測物体数を増やすことは、均一照明の仮定の条件をさらに厳しくすることになる。また、観測物体数が少数に限られている場合には、線形独立なカラーセンサの数をさらに増やさなくてはならない。

本研究では、観測物体数やカラーセンサの数を増やすことなく、復元の精度を安定化させるための手法を考えた。復元が不安定になる大きな原因の一つは、復元する照明色の自由度が大きいことである。照明が自然昼光であることを前提とすれば、色恒常性アルゴリズムにおいて、自然昼光の良いモデルであるCIE昼光を用いて照明色の自由度を下げるのが可能となる。CIE昼光は、CIE（国際照明委員会）が定めた昼光のモデルで、実際の昼光を良好に近似しており、その分光分布は色温度をパラメータとして決定される。CIE昼光に基づき、復元する照明色に制約を設けることによって、実際の照明から遠くはなれた解を選択する危険性がなくなり、情景中の色情報を精度よく安定に復元できる。本手法では、観測物体の数を増やす必要がないことから、比較的狭い範囲に色情報復元の処理を限定でき、観測物体間での均一照明の仮定を満たすことは容易である。一方、情景中の照明が自然昼光であるとの仮定が新たに必要となるが、これは屋外であれば容易に満たされる。

3 複数枚の画像に基づく

照明色と物体色の復元

3.1 画像入力モデル

画像に記録される色情報の入力過程を図2に示す。まず照明光が物体に当たり反射する。この反射光はカメラレンズに入射し、三色分解プリズムによりRGBの三原色に分解される。それぞれの三原色光は撮像デバイスにより電気信号に変換され、増幅されてRGBの出力信号となる。こうしてカメラによって撮影された物体のRGB値は、物体からの反射光の分光分布を $E(\lambda)$ 、撮像系の分光感度特性を $S_R(\lambda)$ 、 $S_G(\lambda)$ 、 $S_B(\lambda)$ とすると式(1)のように表される。

$$\begin{aligned} R &= \int S_R(\lambda)E(\lambda)d\lambda \\ G &= \int S_G(\lambda)E(\lambda)d\lambda \\ B &= \int S_B(\lambda)E(\lambda)d\lambda \end{aligned} \quad (1)$$

ここで λ は波長を表し、積分は可視光領域で行なう。物体からの反射光 $E(\lambda)$ は以下のように表すことができる。

$$E(\lambda) = I(\lambda)R(\lambda) \quad (2)$$

ただし、 $I(\lambda)$ は照明光の分光分布、 $R(\lambda)$ は物体の分光反射率である。照明光が変化すれば分光反射率が同じ物体でも反射光は変化し、異なったRGB値として画像に記録されることになる。

3.2 照明色と物体色の分光特性モデル

画像から得られるRGB値から、 $I(\lambda)$ と $R(\lambda)$ を復元するためには、それぞれを少数のパラメータでモデル化する必要がある。このようなモデル化のために用いられるのが有限次元線形モデルである[3][4][5]。このモデルでは、照明の分光分布や物体の分光反射率が、少数の互いに線形独立な基底ベクトルの加重和で表現できるとの仮定に基づいている。

物体の分光反射率の基底ベクトルを得るためには、多数の物体の分光反射率のサンプルを測定する必要がある。Cohen[6]は、全433色票のマンセル色票からランダムに選び出した150色票の主成分分析を行なった。その解析の結果、平均と第1、第2主成分でサンプルの分散の99.18%を占めたと報告している。Parkkinen[7]の1257色票を使った研究においても同様な報告がなされている。

照明の基底ベクトルに対しては、Judd[8]が自然昼光の622の分光分布を主成分分析した。その結果、平

均と第1、第2主成分でサンプルの分散のほぼ100%を占めたと報告している。

上記に基づき、ここで $I(\lambda)$ と $R(\lambda)$ をそれぞれ3個の基底ベクトルの加重和で表現する。

$$\begin{aligned} I(\lambda) &= a_1 I_1(\lambda) + a_2 I_2(\lambda) + a_3 I_3(\lambda) \\ R(\lambda) &= b_1 R_1(\lambda) + b_2 R_2(\lambda) + b_3 R_3(\lambda) \end{aligned} \quad (3)$$

このときの係数 $(a_1, a_2, a_3), (b_1, b_2, b_3)$ をそれぞれ照明の分光分布、物体の分光反射率を表す特性パラメータと呼ぶ。

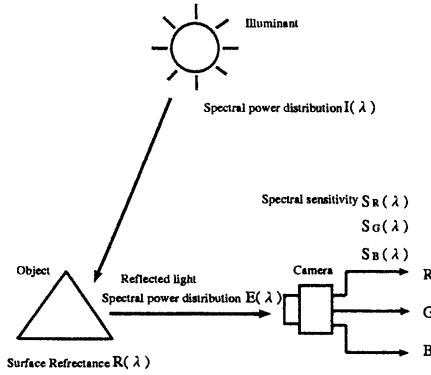


図2: 色情報の入力過程

3.3 照明色と物体色の復元

式(2)と式(3)を式(1)に代入することにより RGB 値と照明の分光分布、物体の分光反射率との関係を表す式(4)を得る。

$$\begin{aligned} R &= \int S_R(\lambda) \sum_{i=1}^3 a_i I_i(\lambda) \sum_{j=1}^3 b_j R_j(\lambda) d\lambda \\ &= \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_i b_j \left\{ \int S_R(\lambda) I_i(\lambda) R_j(\lambda) d\lambda \right\} \\ G &= \int S_G(\lambda) \sum_{i=1}^3 a_i I_i(\lambda) \sum_{j=1}^3 b_j R_j(\lambda) d\lambda \\ &= \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_i b_j \left\{ \int S_G(\lambda) I_i(\lambda) R_j(\lambda) d\lambda \right\} \\ B &= \int S_B(\lambda) \sum_{i=1}^3 a_i I_i(\lambda) \sum_{j=1}^3 b_j R_j(\lambda) d\lambda \\ &= \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 a_i b_j \left\{ \int S_B(\lambda) I_i(\lambda) R_j(\lambda) d\lambda \right\} \end{aligned} \quad (4)$$

撮像系の分光感度特性 $S_R(\lambda), S_G(\lambda), S_B(\lambda)$ があらかじめ既知であると仮定すると、式(4)の $I_i(\lambda), R_j(\lambda), S_R(\lambda), S_G(\lambda), S_B(\lambda)$ は全て既知となり、積分の項をあらかじめ計算することができる。つまり、式(4)は未知である特性パラメータ $a = (a_1 \ a_2 \ a_3)^t$ と $b = (b_1 \ b_2 \ b_3)^t$ に関する2次の非線形方程式の形に書くことができる。

$$\begin{aligned} R &= b^t S_R a \\ G &= b^t S_G a \\ B &= b^t S_B a \end{aligned} \quad (5)$$

ただし、 S_R, S_G, S_B は 3×3 の定数行列であり、その ij 要素は、例えば R については $\int S_R(\lambda) I_i(\lambda) R_j(\lambda) d\lambda$ により求められる。これら3個の方程式は、情景の色情報に関する6個の特性パラメータと、画像から得られる RGB 値との間の関係を示す観測方程式と考えられ、以下のように略記する。

$$C = F(a, b) \quad (6)$$

ただし、 $C = (R \ G \ B)^t$ であり、 $F()$ は3個の非線形方程式の組を表す。

色恒常性問題は、式(6)に基づいて未知量 a, b を求める問題と考えられる。画像を観測して得られる方程式数と求める未知パラメータ数との関係を考慮すると、方程式を解くことのできる最も基本的な状況は、図3で示すように、異なる照明環境下 a_1, a_2 で撮影された2枚の画像間で、2種類の物体 b_1, b_2 が同定されている場合である[1]。このとき、方程式数と未知パラメータ数ともに12個となる。

$$\begin{aligned} C_{11} &= F(a_1, b_1) \\ C_{12} &= F(a_1, b_2) \\ C_{21} &= F(a_2, b_1) \\ C_{22} &= F(a_2, b_2) \end{aligned} \quad (7)$$

ただし、 C_{pq} は照明 p の下での物体 q の $(R \ G \ B)^t$ を表す。

式(7)の右辺は、式(4)で示したように、全て $a_i b_j$ の項で構成されており、12個の未知パラメータのうち任意の1個を固定しないと全てのパラメータが定まらない(すなわち、式(7)のうち1個の式は冗長である)。したがって、 a_1 の第1パラメータ a_{11} を定数に固定し、式(8)に基づいて最小二乗法を用いて全ての未知パラメータを求める。

$$\min \left[\sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^2 \{ C_{pq} - F(a_p, b_q) \}^2 \right] \quad (8)$$

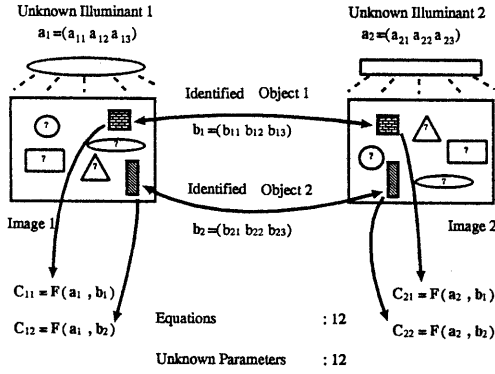


図3: 2枚のカラー画像に基づく色情報の復元

3.4 誤差解析による安定性の検討

前節で述べたアルゴリズムは“理想的”な状況(すなわち、照明の分光分布と物体の分光反射率が、それぞれ3個の基底ベクトルで正確に表現でき、さらに、画像の入力過程でノイズが含まれない状況)では良好な結果を示す。ところが実際に画像から得られるRGB値と式(4)(または式(5))の計算により得られるRGB値との間には誤差がある。図4に示すように、モデル化誤差、測定誤差、光電変換に伴うノイズが画像入力過程の各段階で含まれ、実際に観測される $\tilde{R}\tilde{G}\tilde{B}$ は式(9)のようになる。

$$\begin{aligned}
 \tilde{R} &= R + \Delta R + N_R \\
 &= \int \{S_R(\lambda) + \Delta S_R(\lambda)\} \\
 &\quad \cdot \{I_{\text{model}}(\lambda) + \Delta I(\lambda)\} \\
 &\quad \cdot \{R_{\text{model}}(\lambda) + \Delta R(\lambda)\} d\lambda \\
 &\quad + N_R \\
 \tilde{G} &= G + \Delta G + N_G \\
 &= \int \{S_G(\lambda) + \Delta S_G(\lambda)\} \\
 &\quad \cdot \{I_{\text{model}}(\lambda) + \Delta I(\lambda)\} \\
 &\quad \cdot \{R_{\text{model}}(\lambda) + \Delta R(\lambda)\} d\lambda \\
 &\quad + N_G \\
 \tilde{B} &= B + \Delta B + N_B \\
 &= \int \{S_B(\lambda) + \Delta S_B(\lambda)\} \\
 &\quad \cdot \{I_{\text{model}}(\lambda) + \Delta I(\lambda)\} \\
 &\quad \cdot \{R_{\text{model}}(\lambda) + \Delta R(\lambda)\} d\lambda \\
 &\quad + N_B
 \end{aligned} \tag{9}$$

ただし、照明の分光分布のモデル化誤差を $\Delta I(\lambda)$ 、物体の分光反射率のモデル化誤差を $\Delta R(\lambda)$ 、分光感度測定誤差を $\Delta S_R(\lambda)$ 、 $\Delta S_G(\lambda)$ 、 $\Delta S_B(\lambda)$ 、またこれらの誤差に起因するRGB値の誤差を ΔR 、 ΔG 、 ΔB とし、光電変換に伴うノイズを N_R 、 N_G 、 N_B で表す。このような状況では、式(8)の最小値は不明確になり、アルゴリズムの安定性が低下する。

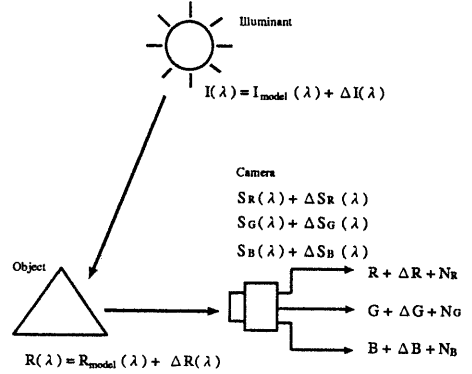


図4: 誤差の要因

非線形連立方程式(7)は、照明の特性パラメータ a_1 と a_2 を固定することにより、6個の未知パラメータ b_1 、 b_2 に関する線形連立方程式となる。

$$Y_C = Ax_b \tag{10}$$

ここで、 Y_C は、2枚の画像間で観測された2組の物体の R_{pq} 、 G_{pq} 、 B_{pq} ($p = 1, 2$; $q = 1, 2$)を要素に持つ 6×2 行列であり、 A は S_R 、 S_G 、 S_B と a_1 、 a_2 とによって決定される 6×3 行列であり、 x_b は物体の未知特性パラメータで構成される 3×2 行列である。実際に観測されるRGB値は式(9)で示した $\tilde{R}\tilde{G}\tilde{B}$ なので、式(10)は式(11)のようになる。

$$Y_C + \Delta Y_C + N_C = (A + \Delta A)(x_b + \Delta x_b) \tag{11}$$

ただし、 ΔY_C と N_C は、それぞれ式(9)の ΔR 、 ΔG 、 ΔB と N_R 、 N_G 、 N_B に対応する 6×2 行列である。 ΔA は特性パラメータ a_1 、 a_2 の変動による A の変化である。式(10)の解 x_b に対して、上記の変動による式(11)の解を $x_b + \Delta x_b$ とすれば、解の相対的変化量 $\|\Delta x_b\|/\|x_b\|$ は次のようになる。

$$\frac{\|\Delta x_b\|}{\|x_b\|} \leq \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_3} \right) \left(\frac{1}{1 - \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_3} \right) \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|}} \right)$$

$$\cdot \left(\frac{\|\Delta Y_C\|}{\|Y_C\|} + \frac{\|N_C\|}{\|Y_C\|} + \frac{\|\Delta A\|}{\|A\|} \right) \quad (12)$$

ただし、 $\|\cdot\|$ はスペクトルノルムを、 σ_1 と σ_3 は、それぞれ行列 A の最大と最小の特異値を表している。また、 σ_1/σ_3 は行列 A の条件数である。式 (12) は ΔY_C , N_C , ΔA の変動による、 b_1, b_2 の変化量が行列 A の条件数によって拡大されることを示している。

一方、物体の特性パラメータ b_1, b_2 を固定することによって、式 (7) は 6 個の未知パラメータ a_1, a_2 に関する線形連立方程式となる。

$$Y_C = Bx_a \quad (13)$$

ここで、 B は S_R, S_G, S_B と b_1, b_2 とによって決定される 6×3 行列であり、 x_a は、照明の未知特性パラメータで構成される 3×2 行列である。式 (12) を得たのと同様に、式 (9) を考慮して式 (14) を得る。

$$\frac{\|\Delta x_a\|}{\|x_a\|} \leq \left(\frac{\sigma'_1}{\sigma'_3} \right) \left(\frac{1}{1 - \left(\frac{\sigma'_1}{\sigma'_3} \right) \frac{\|\Delta B\|}{\|B\|}} \right) \cdot \left(\frac{\|\Delta Y_C\|}{\|Y_C\|} + \frac{\|N_C\|}{\|Y_C\|} + \frac{\|\Delta B\|}{\|B\|} \right) \quad (14)$$

ただし、 σ'_1 と σ'_3 は、それぞれ行列 B の最大と最小の特異値を表し、 σ'_1/σ'_3 は、行列 B の条件数である。

実際のデータから得られる a, b の値を用いて、行列 A と B の条件数を調べた。ここでは、撮像系の分光感度特性には実際の 3CCD-TV カメラの測定値、照明には Judd の基底ベクトル、物体には Macbeth Color Checker[9] の色票の分光反射率を主成分分析して得た基底ベクトルを用いている。表 1 に行列 A, B の条件数の最大値、最小値、平均値を示す。この結果から、式 (14) は式 (12) にくらべて、モデル化誤差、測定誤差、光電変換に伴うノイズに対して非常に敏感で、照明の特性パラメータの決定は、少量の誤差に対して不安定になりやすいことがわかる。

表 1: 行列 A と B の条件数

	max.	min.	mean
matrix A	2.62	1.27	1.54
matrix B	291.35	50.62	89.23

4 CIE 昼光に基づく照明色と物体色の復元

実際の照明の特性パラメータ (a_1, a_2, a_3) は 3 次元空間を自由に動くわけではない。例えば、照明が太陽

光や白熱灯ならば、その分光分布は黒体放射に近く、照明色はある範囲に限定される。また、誤差解析の結果から、本アルゴリズムでは、照明に拘束を与えることが、安定性の向上のために有効であることが判る。従って、照明色の自由度を下げることによって復元を安定化させることを考える。情景中の照明が自然昼光であるならば、その分光分布は、ある色温度の CIE 昼光に近いはずであり、この仮説に基づき照明色の自由度を下げ、解を拘束する。

4.1 CIE 昼光

CIE 昼光は Judd[8] の提案に基づいて CIE (国際照明委員会) が定めた昼光のモデルである。Judd が主成分分析した 622 サンプルの自然昼光の分光分布とその他の測定値から、色度座標での軌跡が式 (15) で表されるものを CIE 昼光と定めた [11]。

$$y = -3.000x^2 + 2.870x - 0.275 \quad (15)$$

与えられた色温度 T_C に対する x 座標は式 (16) によって得られる。

$$x = -4.6070 \frac{10^9}{T_C^3} + 2.9678 \frac{10^6}{T_C^2} + 0.09911 \frac{10^3}{T_C} + 0.244063 \quad (\text{for } 4000K \leq T_C < 7000K)$$

$$x = -2.0064 \frac{10^9}{T_C^3} + 1.9018 \frac{10^6}{T_C^2} + 0.24748 \frac{10^3}{T_C} + 0.237040 \quad (\text{for } 7000K \leq T_C < 25000K)$$

分光分布 $I_{day}(\lambda)$ は式 (17) でモデル化される。

$$I_{day}(\lambda) = I_{mean}(\lambda) + M_1 I_{first}(\lambda) + M_2 I_{second}(\lambda) \quad (17)$$

ただし、 $I_{mean}(\lambda)$, $I_{first}(\lambda)$, $I_{second}(\lambda)$ はそれぞれ Judd によって得られた平均と、第 1、第 2 主成分ベクトルである。 M_1, M_2 は、与えられた昼光の色度座標 (x, y) から計算できる。

$$M_1 = \frac{-1.3515 - 1.7703x + 5.9114y}{0.0241 + 0.2562x - 0.7341y}$$

$$M_2 = \frac{0.0300 - 31.4424x + 30.0717y}{0.0241 + 0.2562x - 0.7341y} \quad (18)$$

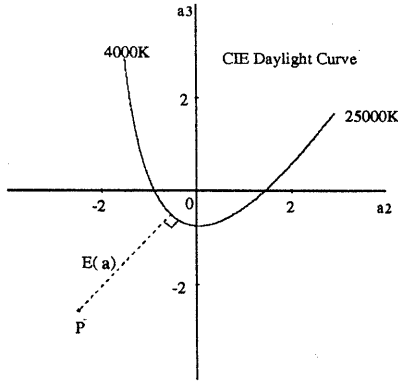


図5: (a_2, a_3) 平面上の CIE 昼光曲線と距離 $E(a)$

4.2 CIE 昼光に基づく復元

本研究では式 (3) における照明の基底ベクトル $I_1(\lambda)$, $I_2(\lambda)$, $I_3(\lambda)$ として Judd の基底ベクトルを採用しており、それぞれ式 (17) の $I_{mean}(\lambda)$, $I_{first}(\lambda)$, $I_{second}(\lambda)$ に対応している。ここで、 $a_1 = 1$ とすると、特性パラメータ (a_2, a_3) は、式 (17) の (M_1, M_2) に対応し、式 (15)、式 (16)、式 (18) から、CIE 昼光の (a_2, a_3) が図 5 に示すような曲線を描く。従って、与えられた照明と CIE 昼光との差異を (a_2, a_3) 平面上の距離 $E(a)$ によって測定することができる。色恒常性アルゴリズムによって復元される照明は、式 (8) と距離 $E(a)$ とを共に小さくする必要があり、式 (19) を目的関数として新たに定義する。ただし、 α は重みを表す。

$$\min \left[\sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^2 \{C_{pq} - F(a_p, b_q)\}^2 + \alpha \sum_{p=1}^2 E^2(a_p) \right] \quad (19)$$

式 (8) と式 (19) を最小にするパラメータの組を求めるために、非線形シンプレックス法を用いた [10]。目的関数を最小にする 11 個のパラメータの組を見つけるために、シンプレックス法では、11 次元パラメータ空間中に 12 個の頂点を持つシンプレックスを生成する。12 個の頂点それぞれの関数値を比較し、最大の値をもつ頂点を鏡映、拡張、収縮の操作によって新しい頂点に置き換えてゆき、シンプレックスが収束するまで繰り返す。12 個の頂点の中の 1 個を原点に置いた、各辺が単位長さのシンプレックスを初期シンプレックスとし、鏡映、拡張、収縮の係数は、それぞれ 1.0, 0.5, 2.0 とした。

5 実験

本手法の有効性を示すために、実際に撮影されたカラー画像を用いて復元実験を行なった。撮像系としては $\gamma = 1$ のモノクロ CCD カメラを用い、三色分解フィルタ No.25, No.58, No.47 (コダック) によって RGB の画像を得た。なお、赤外線カットオフフィルタ 301A (コダック) を併用して、撮像系の分光感度を可視光領域内に限定した。 $\gamma = 1$ のカメラを用いることで、入力される輝度値と出力の RGB 値との間で良好な線形性を得たが、高輝度領域での飽和を考慮し、多段階の絞りで撮影された画像を合成してダイナミックレンジの広い画像を作成した。色温度 6500K の昼光の分光分布に近い人工太陽照明灯と 6500K \Rightarrow 10000K への色温度変換フィルタを用いて、フィルタをかけた状態とかけない状態とで Macbeth Color Checker を撮影した。

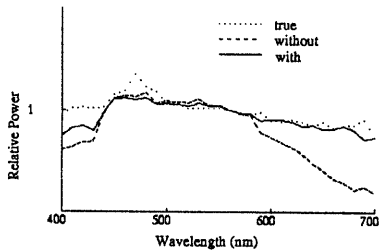
ここで、フィルタかけた状態とかけない状態とで 2 枚の画像を得るということは、実験の便宜上のためであり、我々のアルゴリズムが Maloney [5] の方法のように、3 個よりも多くのカラーセンサを必要としていることを意味してはいない。人工太陽照明灯、色温度変換フィルタ、Macbeth Color Checker の各色票の分光特性は、復元過程においては未知であるものとしており、これらの真の値は、色恒常性アルゴリズムの復元精度を評価するためだけに用いている。

図 6 は “Yellow” と “Cyan” の色票が、あらかじめ同定されている 2 組の物体であると想定したときの復元結果を示している。図 6(A) は 6500K 照明光 (人工太陽照明灯) の分光分布を、(B) は “Yellow” の色票の分光反射率を示している。それぞれの図における、“with” / “without” は、CIE 昼光による解の拘束手法を “用いている” / “用いていない” を意味している。

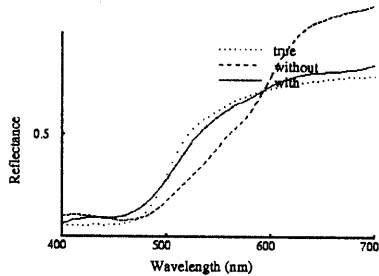
復元結果を定量的に評価するために、真の分光特性 $X_{true}(\lambda)$ に対する分光特性 $X(\lambda)$ の誤差の測度を、式 (20) のように定義した。

$$Error = \sqrt{\frac{\int_{400}^{700} \{X_{true}(\lambda) - X(\lambda)\}^2 d\lambda}{700 - 400}} \quad (20)$$

誤差の大きさは、図 6(A) では、“with” / “without” に対してそれぞれ 0.095, 0.303 であり、(B) では、0.037, 0.187 であった。予め 2 画像間で同定されている 2 色票の選び方の変化による復元精度の変化を調査するために、Macbeth Color Checker の 19 色票から 2 色票を選ぶ組合せ 171 通り全てについて復元実験を行なった。図 7 は、復元した照明色と物体色の誤差の大きさの分布を示している。

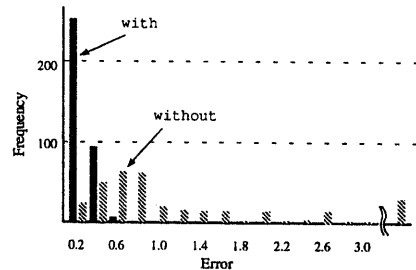


(A): 照明の分光分布(色温度6500K)

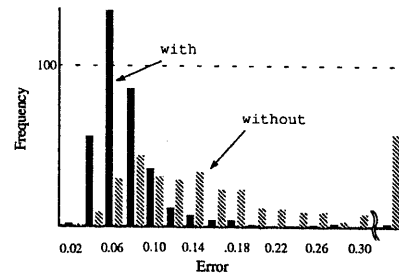


(B): 物体の分光反射率(Yellow色票)

図 6: 実カラー画像からの復元結果



(A): 照明色



(B): 物体色

図 7: 復元誤差の分布

6 まとめ

CIE 昼光に基づく、ロボットビジョンに適した色恒常性アルゴリズムを提案した。自然昼光のモデルである CIE 昼光を用いて、復元過程での照明色の自由度を下げるにより、復元精度が著しく向上した。実カラー画像による実験により、本手法の有効性を示した。情景中の照明が自然昼光であるとの仮定を置いているが、これは屋外であれば容易に満たされる。

参考文献

- [1] M.Tsukada, Y.Ohta, "An Approach to Color Constancy Using Multiple Images," *IEEE 3rd International Conference on Computer Vision*, pp. 385 - 389, (1990).
- [2] E.Land, J.J.McCann, "Lightness and retinex theory," *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 61, pp. 1 - 11, (1971).
- [3] R.Gershon, A.D.Jepson, J.K.Tsotsos, "From R, G, B to Surface Reflectance: Computing Color Constancy Descriptors in Images," *Proc. of 10th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 755 - 758, (1987).
- [4] G.Buchsbaum, "A Spatial Processor Model for Object Colour Perception," *J. Franklin. Inst.*, 310 (1), pp. 1 - 26, (1980).
- [5] L.T.Maloney, B.A.Wandell, "Color Constancy: a method for recovering surface spectral reflectance," *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol. 3, No. 1, pp. 29 - 33, (1986).
- [6] J.Cohen, "Dependency of the spectral reflectance curves of the Munsell color chips," *Psychonomical Science*, Vol.1, pp. 369 - 370, (1964).
- [7] J.P.S.Parkkinen, J.Hallikainen, T.Jaaskelainen, "Characteristic spectra of Munsell colors," *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol. 6, No.2, pp. 318 - 322, (1989).
- [8] D.B.Judd, D.L.MacAdam, G.Wyszecki, "Spectral Distribution of Typical Daylight as a Function of Correlated Color Temperature," *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 54, No. 8, pp. 1031 - 1046, (1964).
- [9] C.S.McCamy, H.Marcus, J.G.Davidson, "A Color-Rendition Chart," *Journal of Applied Photographic Engineering*, Vol.2, No.3, pp. 95 - 99, (1976).
- [10] J.A.Nelder, R.Mead, "A simplex method for function minimization," *The Computer Journal*, Vol. 7, pp. 308 - 313, (1965).
- [11] 日本色彩学会, "色彩科学ハンドブック," 東京大学出版会, (1992).