

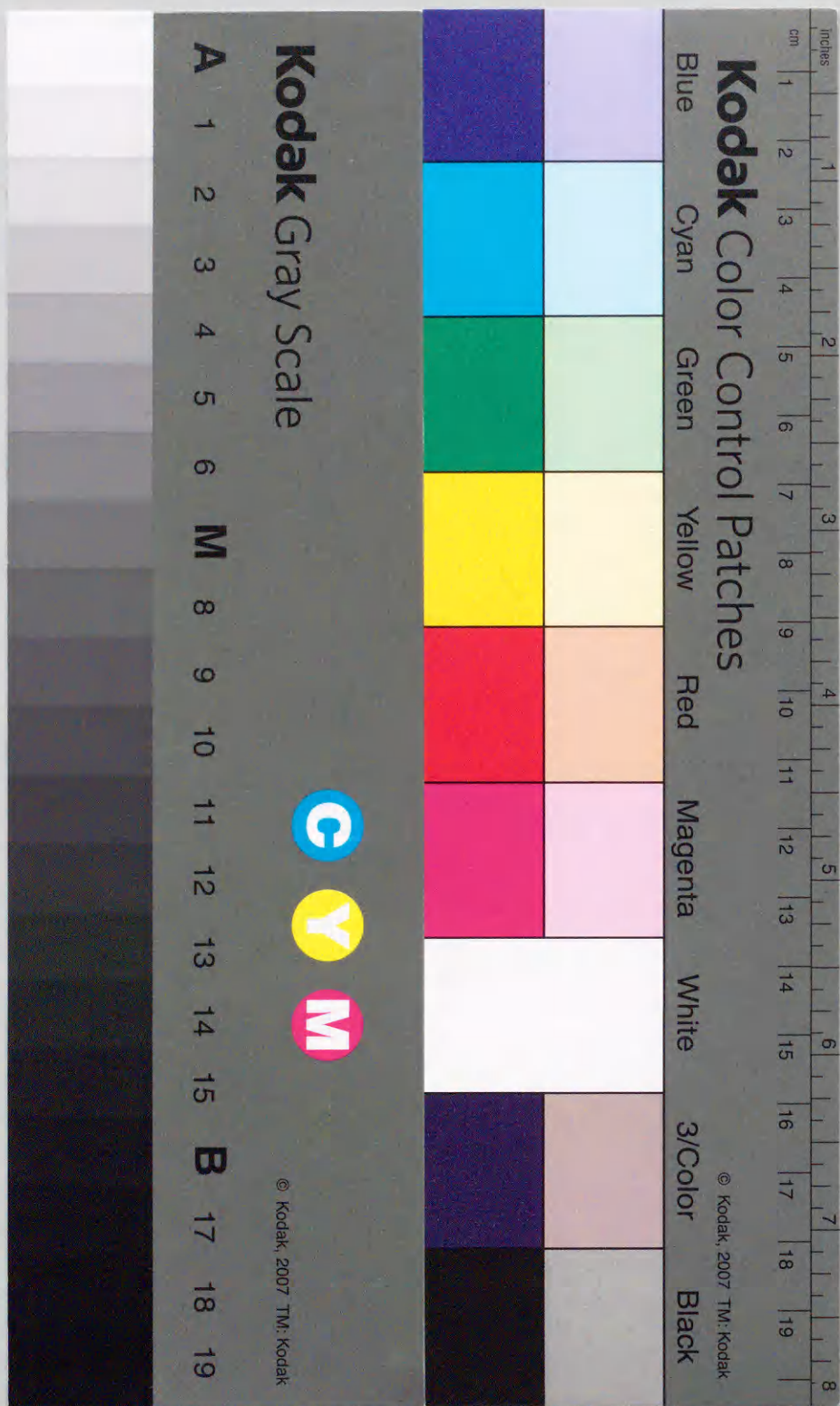
色恒常性の計算論モデルと
その工学的応用に関する研究

2000年6月

博士(工学)

竹部啓輔

豊橋技術科学大学



①

色恒常性の計算論モデルとその工学的応用に関する研究

論文要旨

色恒常性の計算論モデルと その工学的応用に関する研究

2000 年 6 月

博士（工学）

竹部 啓輔

豊橋技術科学大学

色恒常性の計算論モデルとその工学的応用に関する研究

論文要旨

我々の色覚には、照明光が時空間的に変化する状況においても、同じ物体ならば同じ色として知覚する色恒常性という性質が備わっている。この性質は、異なる物理的特徴を持つ物体を間違いなく識別するために我々の視覚系に備わった優れた機能の一つである。こうした機能を作り出している視覚情報処理神経機構の解明は、長い歴史を持つ色覚研究の中心的課題である。

色恒常性の問題は、計算論的観点からみれば、センサに入力される光から照明光に依存しない物質固有の表面反射率を推定する問題として定式化できる。このとき、照明光が物体表面で反射された光がセンサへの入力となるため、照明光が既知でない限り表面反射率を一意に求めることができないことから、色恒常性の問題は不良設定問題となる。こうした問題を解くには何らかの制約条件が必要となり、これまで提案されてきたモデルでは、照明光の空間強度変化が滑らかであるという仮定が用いられていた。

しかしながら、我々の視覚世界には影のように照明光の空間強度が急激に変化する場面はしばしば存在する。こうした状況においても、心理物理実験によりある程度色恒常性が現れることが確かめられていることから、影を含めた照明光の空間分布の推定は、色恒常性を実現する上で重要な問題であると考えられる。しかし、これまで提案されたモデルには、空間強度も含めた照明光の情報を推定するものはなく、影の下における色恒常性を説明できなかった。

本論文では、まず、表面反射率の推定に加え、照明光空間情報の推定を行うことによって、色恒常性を説明する計算論モデルを提案した。本モデルは、標準正則化の枠組から、表面反射率、照明光の推定を行う2つの視覚モジュールを持ち、その相互作用によって表面反射率、照明光情報の両者を推定するものである。画像の一部に影が覆った画像に対するシミュレーションを行った結果、本モデルが入力画像から影を正しく検出でき、さらに影をある程度取り除いた画像を推定できることを示した。このことから、色恒常性を実現するには表面反射率を推定だけでなく、照明光の空間情報を推定するモジュールとの相互作用の必要性が示唆された。

次に、色恒常性の計算論的定式化に基づき、色恒常性を有する画像処理システムを構築した。具体的には、フラッシュを補助光源に用いた、フラッシュあり・なしの2画像、また、偏光フィルタを用いた9枚の画像から、それぞれ光源色を推定し被写体の表面反射率を求めることによって、任意の光源下におけるカラー画像に変換する方法を提案した。さらに、デジタルカメラにより撮影した画像を用いて提案法の性能評価を行い、撮影時の光源推定並びに被写体の表面反射率を正しく推定できることを示した。また、この結果を用いて、任意の光源下における画像の再現が可能であることを示した。

本論文に述べた色恒常性の計算論モデルの研究は、色覚研究において色恒常性のメカニズムの解明に役立つばかりでなく、これまで困難とされてきた色彩を扱う作業の自動化など、次世代の画像認識システムの開発に貢献するものであると考える。

Computational Model of Color Constancy and its Applications

Abstract

Our color perception is stable, even when objects are viewed under spatio-temporally changing illumination. This is called "color constancy" which is the nature of color vision to discriminate objects in a given scene. This thesis focuses on the phenomenon of color constancy and aims to construct a computational model for color constancy.

From a computational point of view, the problem of color constancy is formulated as recovering the invariant surface reflectance of objects from triplets of sensor responses to reflected light from objects. However, surface reflectances can not be extracted directly only from these triplets because the illumination incident on the surface is usually unknown. In order to solve such an ill-posed problem, we have to adopt constraints about the visual world. Conventional models adopted an assumption that spatial-illuminance distribution is smooth. In our visual world, however, we are often faced with shadowed scenes where the spatial-illuminance distribution has abrupt step changes. Furthermore, several psychophysical experiments have shown that the phenomena of color constancy is observed even in such situation. Therefore, we now seek a novel model for recovering spatial-illuminance distribution to explain the color constancy in shadows.

First, This thesis describes a computational model for color constancy which recovers both surface reflectance and spatial-illuminance distribution from the inputted image. The proposed model is based on an energy minimization framework, and includes two visual processing modules which recover reflectance and illuminance, iteratively. Each module consists of a 2-coupled MRF model which involves intensity and line process. The line process interprets whether a given edge is derived from reflectance edge or illuminance edge based on the prior knowledge of shadows: lightness mainly changes at boundary of shadowed area. Simulation results for Mondrian images with shadows showed that the proposed model correctly detected shadows and successfully removed them from the inputted scene. This suggests that it is necessary to recover both surface reflectance and spatial-illuminant distribution to achieve color constancy with shadows.

Second, this thesis aims to realize color constancy for digital camera, an algorithm which estimates an illuminant color from a set of two images and restores an object's color was proposed. The simulation results showed that the proposed algorithm successfully removes the illuminant color, and the images obtained by the proposed algorithm are stable even under different light sources. That is, the proposed algorithm achieves color constancy. This algorithm uses the known light source (for example, speed-light) which must be different from the environmental

illumination. It may cause a problem when the additional light does not reach the object, for example, when images are taken at outdoor. Then, third, to solve this limitation, I focus on the fact that light reflected from highlighted area of the object is polarized and have the same color as the illuminant, and propose a method for estimating the illuminant color using several images taken with a polarizing filter. Each image is taken with different polarizing angles to extract the highlight components from images. The proposed algorithm was applied to capture images under several illuminant conditions. Experimental results showed that the proposed algorithm estimates illuminant colors with high accuracy and removes them from the captured images.

The proposed model and algorithms for color constancy should be a breakthrough for computational studies of color perception, and thus, it can contribute to develop the machine vision with splendid ability to mimic human vision.

目次

第 1 章 序論	1
第 2 章 色恒常性に関する実験的研究	5
2.1 色恒常性とは	5
2.2 色恒常性の心理物理学的研究	6
2.2.1 Land, McCann らの Retinex 実験	7
2.2.2 Newhall らの影の下での色恒常性実験	8
2.2.3 Arend らの恒常性実験	10
2.3 色恒常性の生理学的研究	14
第 3 章 色恒常性の計算論モデル	17
3.1 色恒常性問題の定式化	17
3.2 ライトネス・アルゴリズム	19
3.2.1 Retinex アルゴリズム	21
3.2.2 Horn の 2 次元アルゴリズム	21
3.2.3 ライトネス・アルゴリズムの問題点	23
3.3 有限次元線形モデルを用いた色恒常性モデル	24
3.3.1 有限次元線形モデルによる色恒常性問題の定式化	24
3.3.2 グレイワールド仮定に基づいたアルゴリズム	26
3.3.3 部分空間解析法	27
3.3.4 Buchsbaum, Maloney らの色恒常性モデルの問題点	29
3.4 標準正則化の枠組による色恒常性モデル	30
3.4.1 数値シミュレーション	32
第 4 章 影の下での色恒常性を実現する計算論モデル	37
4.1 はじめに	37
4.2 入力画像に関する事前知識 - 影の特徴とその検出	38
4.3 提案アルゴリズムの概要	40
4.4 色恒常性のエネルギー関数	41
4.5 色恒常性の神経回路モデル	45
4.6 数値シミュレーション	49
4.6.1 シミュレーション条件	49
4.6.2 照明光スペクトル変動のシミュレーション	51

4.6.3 照明光空間強度変動のシミュレーション	57
4.7 まとめ	65
第5章 補助光源を用いた色恒常性を実現するカラーイメージングシステム	67
5.1 はじめに	67
5.2 復元アルゴリズム	68
5.3 実画像による評価	73
5.3.1 任意光源下撮影画像から指定光源下における画像の推定	74
5.3.2 任意光源下における画像の推定	78
5.4 むすび	78
第6章 偏光フィルタを用いた色恒常性システム	81
6.1 はじめに	81
6.2 画像中の偏光成分の特徴	81
6.2.1 反射光とハイライトの定義	81
6.2.2 反射と偏光の関係	82
6.3 CCDカメラのキャリブレーションとダイナミックレンジ	84
6.3.1 CCDカメラのキャリブレーション	84
6.3.2 CCDカメラのダイナミックレンジ	84
6.4 複数画像からの光源色の推定	86
6.4.1 光源色の推定アルゴリズム	86
6.4.2 光源色の推定実験	86
6.5 任意光源下で撮影した画像の色補正	90
6.5.1 有限次元線形モデルを用いた照明光及び表面反射率の近似	90
6.5.2 色補正アルゴリズム	90
6.5.3 色補正実験	92
6.6 むすび	92
第7章 結論	95
謝辞	97
参考文献	99
付録A 色の定義と色覚	105
A.1 色の定義と記述	105
A.1.1 色の定義	105
A.1.2 色の見えのモード	106
A.1.3 表色系	107
A.2 色の心理学的諸現象	111
A.2.1 色覚現象における空間的要因	111
A.2.2 色覚現象における時間的要因	113
A.2.3 色覚現象における刺激強度の要因	114
A.2.4 充填	114

A.3 色覚の生理学	115
A.3.1 視覚情報の伝達経路	115
A.3.2 網膜における色情報表現	116
A.3.3 網膜以降の色情報表現	120
付録B 視覚大脳皮質の計算理論	123
B.1 視覚大脳皮質の計算理論	123
B.1.1 画像生成の順・逆モデル	124
付録C 画像処理における強度過程と線過程	127
C.1 強度過程と線過程の結合マルコフ確率場モデル	127
付録D 提案モデルの更新規則	131
付録E 恒常性の評価法	137
付録F 提案法によって推定される画像と照明光の空間強度について	139
研究業績目録	141

目次

1.1	本論文の構成	3
2.1	Land の 2 色法	7
2.2	Retinex 実験	8
2.3	積分反射率の一致	9
2.4	Arend らが刺激として用いた図形パターン	11
2.5	Arend らが用いた照明光強度パターン	11
2.6	Arend らの恒常性実験 明度マッチングの結果	12
2.7	Arend らの恒常性実験 輝度マッチングの結果	12
2.8	Appearance match と paper match の結果	13
2.9	Arend らの色恒常性実験 恒常度による比較	14
2.10	サル V4 野神経細胞のスペクトル感度特性	15
3.1	物体観測の光学系	17
3.2	designator 計算の概念図	22
3.3	Horn の 2 次元アルゴリズム	23
3.4	照明光と表面反射率の基底関数	25
3.5	部分空間解析法	28
3.6	黒田らの色恒常性モデルの構造図	31
3.7	シミュレーションに用いた画像	32
3.8	照明光スペクトル変動のシミュレーション結果	33
3.9	照明光スペクトル変動における恒常度	34
3.10	照明光空間強度変動のシミュレーション結果	34
4.1	画像の境界部分における特徴	39
4.2	提案モデルの構造	46
4.3	強度過程の神経回路	47
4.4	線過程の神経回路	47
4.5	影を検出する神経回路	48
4.6	シミュレーションに用いた画像	49
4.7	設定した照明光強度変化パターン	50
4.8	照明光スペクトル変動における推定結果	51
4.9	推定結果各色票の恒常度	52
4.10	標準照明におけるシミュレーション結果	53

4.11 照明光色温度 4000K におけるシミュレーション結果	54
4.12 照明光色温度 10000K におけるシミュレーション結果	55
4.13 照明光スペクトル変動の除去	56
4.14 シューディングの状況におけるシミュレーション結果	58
4.15 スポット光照射における推定結果	59
4.16 図 4.7(c) の照明光強度変化における推定結果	60
4.17 影のかかった状況における推定結果 (1)	61
4.18 影のかかった状況における推定結果 (1': コントラストフィットあり)	62
4.19 影のかかった状況における推定結果 (2)	63
4.20 影のかかった状況における推定結果 (3)	64
5.1 デジタルカメラによる画像撮影	69
5.2 2 種の照明条件下での画像撮影	70
5.3 提案法の処理の流れ	70
5.4 実験に用いたフラッシュ光の分光分布	73
5.5 本アルゴリズムによる処理の様子 (CIE A 光源下での撮影画像の場合)	75
5.6 推定された D65 光源下の画像	76
5.7 各パッチの D65 光源下で撮影した画像に対する $u'v'$ 色差	77
5.8 任意光源下における画像の推定結果	79
6.1 反射の種類	82
6.2 偏光フィルタの角度と画素値 I の関係 ($\alpha = \pi/2$ の場合)	83
6.3 CCD のダイナミックレンジと有効輝度域	85
6.4 提案法による光源色推定の概念図	87
6.5 オレンジ色光源下での撮影画像に対する光源色の推定結果	89
6.6 白色光源下での撮影画像に対する光源色の推定結果	89
6.7 D65 光源下における画像の再現結果	93
A.1 RGB 表色系における等色関数	109
A.2 XYZ 表色系における xy 色度図	110
A.3 マンセル色空間の座標系	111
A.4 明度対比の一例	112
A.5 視覚情報の伝達経路	115
A.6 網膜の構造	117
A.7 コイ網膜錐体のスペクトル応答特性	118
A.8 コイ網膜水平細胞のスペクトル応答特性	119
B.1 視覚大脳皮質の基本的な計算論的モデル	125
C.1 画像の推定	129
E.1 Constancy index の $u'v'$ 色度図上における定義	138

第 1 章

序論

最近, カラー画像の入力デバイスとして, CCD カメラが簡単に手に入るようになってきた. これを言わばコンピュータの目として, 人間が行なうような認識, 識別の作業を計算機によって実現するという応用が幾つかある. 例えば, 郵便物の宛先を文字認識によって自動分類するシステム, 自動車のナンバーを識別し, 道路の一定区間における渋滞状況を調べるシステムなどがある. しかしながら, これらの殆どは白黒画像を用いた応用であり, 色を識別するようなシステムは意外に少ない. 研究段階では, 果物や野菜の熟度判定が行なわれているが, カメラで物体を撮影するときには, 照明光の微妙な変化や, 物体の形状, 向きなどで出力が敏感に変わってしまう. そうしたことから, 色の判別を自動化することは難しいといわれており, そのような色の識別は, 最終的に人間に頼っているというのが現状である.

我々の色覚には, 照明光が時空間的に多様に変化する状況にあっても, 対象が標準的な状況では何色であったかが分かる性質, 色恒常性が備わっている. 例えば, 我々が, 蛍光灯もしくは白熱灯の下でリンゴを見ているとき, それぞれの照明光の下でりんごの色は「赤」であると分かり, さらにそれぞれに知覚された「赤」という色の間にはほとんど違いがないというものである. 色恒常性とは, 異なる物理的特徴を持つものを間違いなく識別するために, 色覚に備わった性質であるといえる.

一方, 例えば CCD カメラで, それぞれの照明下に置かれたリンゴを撮影した場合には, 照明光が変われば, その出力も敏感に変化する. これは, 人工システムに色恒常性が全く備わっていないことによる. そして, そのことが, 色の識別の自動化が難しいとされる最大の要因ともいえる.

こうした色恒常性をはじめとする色覚の性質については, Helmholtz や Hering をはじめ大勢の学者によって, 主に心理物理学の分野で調べられてきた. また, 近年では電気生理学や解剖学的手法の進歩により, 視覚神経系における色情報の処理についても徐々に明らかにされつつある. しかしながら, こうした実験的立場からの研究では, 色覚の様々な現象や細胞レベルでの応答について記録することはできても, そのような現象が何故起こるのか, 何故そのような細胞が存在するのか, どのようにしてそれが構築されるのかといったことを説明することは困難である. そこで, 最近, 視覚神経系で何が計算されているのか, どのようにして計算が成し遂げられるのかという観点, すなわち計算論的な立場から, 色覚のモデルを構築し, 色覚のメカニズムを明らかにしようとする研究が盛んになっている.

色恒常性を具備する色覚モデルを実現すれば、現在人間の判断に頼っているような色の判別を代行するシステムなど、工学的応用が期待できるだけでなく、色恒常性の問題を通じて、視覚系がどのように外界を認知しているかという一般的な視覚の問題に対する解決の糸口にもなり得る。

さて、計算論的観点から色恒常性の問題を定式化すると、光受容器(ヒトの場合は、3種ある錐体)に入力される光から、物質に固有の物理量である表面反射率を推定する問題に帰着される。しかし、物体表面で反射された照明光が光受容器への入力となるため、照明光が既知でなければ表面反射率は一意に求められない。こうした不良設定問題を解くためには、何らかの制約条件が必要となる。これまで提案されてきた色恒常性の計算論モデルでは、照明光に関する制約として、その空間強度は滑らかに変化するという仮定が用いられてきた。

しかしながら、我々の視覚世界には影のように照明光の空間強度が急激に変化する場面がしばしば登場する。影のある状況においてもある程度の色恒常性が現れることは、心理物理実験によって確かめられているが、従来用いられてきた照明光の制約では、これらの実験事実を説明できない。影も含め照明光の情報を推定することが、色恒常性を実現するために必要であると考えられる。

本研究では、表面反射率の推定に加え、空間的に強度が変化するような照明光の推定が可能な、色恒常性の計算論モデルを提案する。すなわち、表面反射率推定、照明光推定を行なう2つのモジュールの相互作用によって、センサ入力から表面反射率、照明光情報の両者が推定されるという考えに基づき、色恒常性メカニズムの説明を試みる。

さらに、本論文では、色恒常性理論を工学的に応用することを考え、色恒常性の計算論的定式化に基づき、色恒常性を有する画像処理システムを構築することを考える。工学的応用では、色覚のハードウェア的制約にとらわれず、視覚が用いることのできないような情報を付加情報として用いることが可能である。そこで、単一の画像のみから被写体の表面反射率を推定するのではなく、補助光源や偏光フィルタを用いて撮影した複数の画像をもとに、照明光を推定するとともに、被写体の表面反射率を推定し、任意の光源下における画像を推定する方法について論ずる。

本論文は7章からなる。図1.1に各章の関係を示す。第2章では、これまで多くの研究者により行なわれてきた色恒常性に関する心理物理学的、および生理学的研究について紹介し、第3章では、計算論的観点による色恒常性の定式化について説明するとともに、これまでに提案されている色恒常性のモデルのいくつかをレビューし、第4章では、従来のモデルでは実現できなかった影の下での色恒常性を有する計算論モデルを提案する。第5章、及び第6章では、色恒常性の計算論的定式化に基づいた応用として、色恒常性を有するデジタルカラーイメージングシステムについて論ずる。

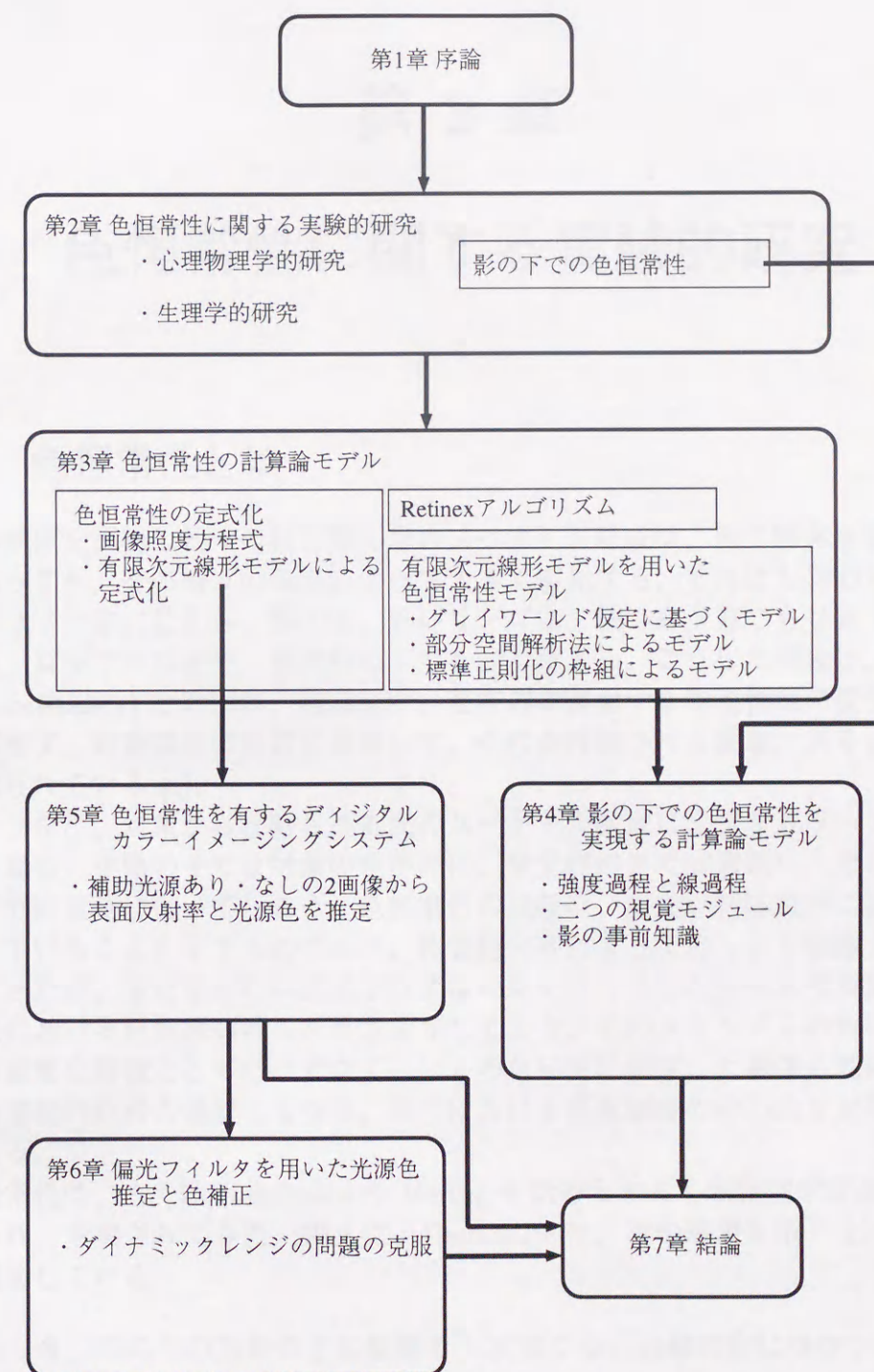


図 1.1 本論文の構成

第 2 章

色恒常性に関する実験的研究

2.1 色恒常性とは

物体表面を反射し我々の目に届く光のスペクトル組成は、同じ物体を観察するときであっても、その時々条件によって大きく変化する。それにも関わらず、対象の色はほぼ一定に見える。例えば、赤いリンゴは、朝でも夕方でも昼光下でも、あるいは、ろうソクの光や、蛍光灯の下でも赤く見える。こうした現象は、色恒常性 (color constancy) と呼ばれ、知覚色が、受容器が直面する物理情報の変化に忠実に対応せず、対象固有の性質に依存して、それが持続される現象、あるいは性質として知られている [1]。

カメラなど、対象から反射される光のスペクトル組成に忠実なカラーデバイスを用いた場合、夕陽の下では対象の色が赤に、蛍光灯の下では青色に、そして、白熱灯の下では黄色に偏ってしまう。色恒常性の現象は、色覚が物体識別に重要な役割を演じていることを示すものであり、色覚研究者によって古くから認識され、研究されてきたが、未だ完全には説明されてはいない。こうした色恒常性現象は、視覚神経系における色情報処理の巧妙さを示しており、そのメカニズムの解明は、単に色覚の重要な特徴としてだけでなく、ヒトの色知覚に根ざした画像処理装置や知能機械の開発のための基礎ともなり、現代における色覚研究の中心的な課題として捉えられる。

色恒常性は、古くは Helmholtz や Hering を始めとする心理物理学者達によって、認識され、考察されてきた。例えば、Helmholtz は、次の現象を取り上げ、色恒常性を説明している。

今、机の上の白紙の上に鉛筆を 1 本立てる。白紙の右にろうソクを 1 本立てる (黄色光)。左の窓からは夕方の日光 (白色光) が差し込んでくる。陽がすっかり弱くなってろうソクの光とさして変わらない明るさである。さて、ろうソクでできた影の部分は青く見える。しかし、この白紙の部分は日光だけを反射しているのであるから、白く見えてもよい部分である。他方、影でない部分は (黄+白) で淡黄色に見えてもよいのに、実際には白く見える。

次に、内を黒く塗った管を目に当てて影の境界付近をながめると、影の部分は青く見える。管を移動させ、影の内側だけをながめると、やはり青く見える。さらに、ろうソクの光を全部遮ってしまっても、やはり青いままである。目を管から離して初めて青ではなくなっていることがわかる。

Helmholtz は、この色影現象について、

人は無意識のうちに反射光を対象の反射率特性による分と照明条件による分とに分け、照明による分を差し引いて反射率特性を判断している。照明が淡白色のとき、それを差し引いて白紙を正しく白と判断できたが、同時に影の部分からも淡黄色を差し引いてしまい、誤って青と判断することになった。いったん青だと判断されるとそれを止めさせるような何かが起きるまで、影は青く見え続ける。

と説明している [2]。彼のこの現象に対する説明は、照明差し引き説 (discounting the illumination theory) と呼ばれ、現在もなおしばしば引用される。このように、知覚現象を、感覚から直接ではなく、感覚を基にして対象について推測した結果として説明しようとする考え方は認知説 (cognitive theory) と呼ばれる。

今世紀に入り、色恒常性を定量的に捉えるための心理物理実験が行なわれるようになった。その中でも、1959 年、Land [3-5] が行なった 2 色法の実験は、色恒常性現象を効果的に示し、我々の色知覚が従来の混色理論に従わないことを示すものとして注目を集めた (図 2.1)。

従来の混色理論によれば、赤と白の色光を重ね合わせるのであるから、スクリーンに現れる色は赤と白の 2 点を結ぶ線上にしか存在しないはずであるが、投影された像には多彩な色が現れ、もとの色が十分に再現されて見えた。

Land 自身はこうした現象を説明するために、その後 retinex 理論 [6-10] を展開した。Land は、2 色の投影によって多彩な色が「瞬時」に現れることから、この現象は色順応によるものではないことを強調している。しかしながら、色順応の大部分は極短時間 (約 10msec) で起こるため、色順応の影響を無視するのは問題があるともいわれている [11-13]。また、記憶色等の心理的な要素を考慮して、色順応予測式から 2 色法で再現される色を求めた報告もある [14]。

近年、色恒常性に関する心理物理実験が盛んに行なわれている。それらの実験結果について以下紹介していく。

2.2 色恒常性の心理物理学的研究

色恒常性という色覚の性質は、少なくとも 19 世紀中頃にはすでに認識されおり、議論されている。そして、現在に至るまで多くの研究者がそのメカニズムを解き明かすために努力してきた。それらの研究は、色恒常性を色順応に基づいて説明する立場と、目に入射する光の変化に依存しない物体固有の特徴量を推定する立場からの 2 つのアプローチに大別される。そのような立場において、これまで多くの心理物理実験が行なわれてきた。以下では、それらの中から、重要と思われるものをいくつか紹介する。

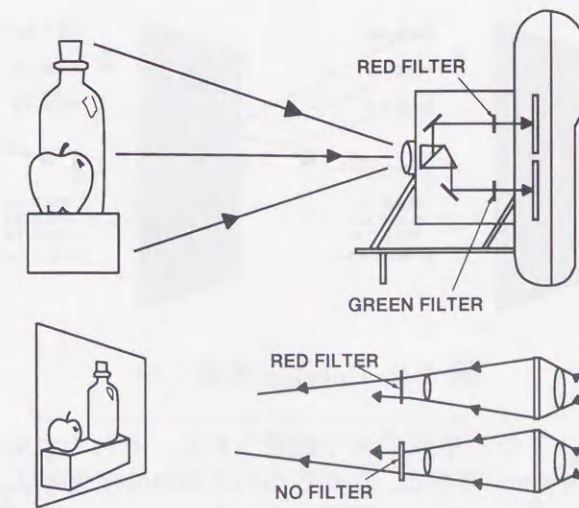


図 2.1 Land の 2 色法 [3-5]

赤フィルタ (585nm 以下をカット) と 緑フィルタ (585nm 以上をカット) を通して撮影したスライドをそれぞれ用意する (図上)。赤フィルタで撮影したものには、赤フィルタをかぶせ、緑フィルタで撮影したものには何もかぶせずに、2 台のプロジェクタを用いてそれぞれのスライドの像をスクリーンに重ね合わせた (図下)。

2.2.1 Land, McCann らの Retinex 実験

Land-McCann [7] は、Mondrian 図形と呼ばれる色紙を組み合わせた無意味図形と、赤、緑、青色の 3 つの単波長照明を用いて、様々な色度の照明光の下における色合わせの実験 (retinex 実験) を行なった。

実験において、Mondrian 図形は、強度を自由に設定できる 3 つの単波長光で照明され、任意の選ばれた区域から反射されて目に届く 3 組のエネルギーを、その前に別の区域から目に届いた 3 組のエネルギーと正確に等しくなるように調節することができる。この実験では、灰色、赤、黄、青、および緑の 5 つの区域が選ばれて、順々に同じ 3 組のエネルギーが目に送られた (図 2.2)。この 5 つの領域の 1 つごとについて順々に実験が行なわれるたびに、観測者は、マンセル色票から Mondrian の 17 の区域のそれぞれに最もよく色の合う色票を選び出した。すべての実験を通じて、マンセル色票は、実験をはじめるときに、マンセル色票の白が最も白く見えるように、3 つの単波長光をそれぞれ調節した一定のスペクトル混合光で照明された。

こうした実験において、色合わせのたびに対象から眼に届く光のスペクトル組成が全く同じになるように調整されているにも関わらず、観測者は白色照明下での色紙とほぼ同じ色の色票を選び出した。この結果は、色恒常性を示すものである。色合わせの結果選出されたマンセル色票と、対象の色紙の積分反射率との相関が高かった (図 2.3) ことから、Land は、我々の色覚は対象の表面反射率を推定し、色を知覚しているのではないかと考え、この実験結果を説明するために “retinex 理論” [6-10] と呼ばれる色恒常性アルゴリズムを提案した。

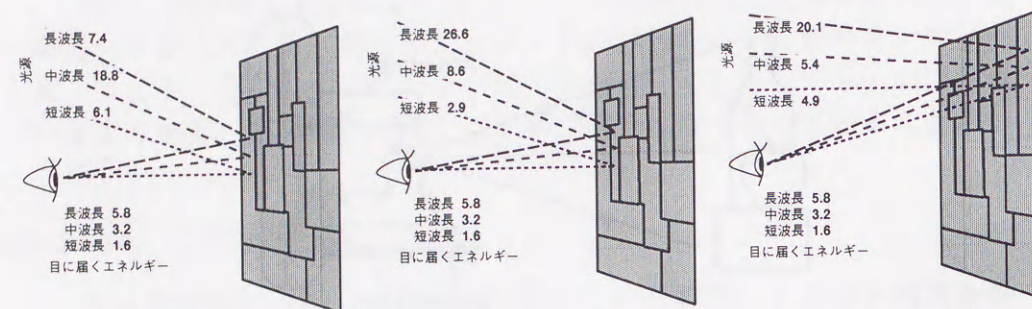


図 2.2 Retinex 実験 [15]

Mondrian 図形は、3つの単波長光で照明される。それぞれの光源の波長は、630nm, 530nm, 450nmである。この3つの光源の強度比率は、任意の選ばれた区域から反射されて目に届く3組のエネルギーを、その前に別の区域から目に届いた3組のエネルギーと正確に等しくなるように調節することができる。図中に数字で示されているように調節された各波長の光源で照明された場合、図の3つの区域が全て同じ3組の単波長のエネルギーを目に送っているにも関わらず、赤に見える区域は相変わらず赤に見え続け(左)、青に見える区域は青に見え続け(中)、緑に見える区域は緑に見え続ける(右)。このように、目に届く光のスペクトル組成が同じでも、知覚される色は違う。(文献 [15] より引用)

彼らの実験結果を Worthey [16] は、以下のように考察している。

1. 色の異なる色票から反射した光のスペクトル成分が同じであっても、知覚される色は異なる。
2. テスト色票の反射率と、それにマッチするとして選ばれたマンセル色票の反射率がほぼ同じであり、物体固有の物理量である分光反射率を無意識のうちに推定しているとも考えられる。
3. 照明のスペクトル成分の変化が、物体の明るさに影響を与えるとき、その変化が取り除かれる。
4. 照明の色味を取り除く傾向があり、特に B-Y 方向への推移はよく取り除かれ、R-G 方向の推移はそれほど取り除かれない。

2.2.2 Newhall らの影の下での色恒常性実験

Newhall ら [17,18] は、影の下で色を示したときの、色属性(色相、彩度、明度)、およびそれら全体を通した色恒常性、および影の色みを変えたときの色恒常性に与える影響について調べた。

実験は、4種類の状況を設定し行なわれた。1) 日光下の影(daylight shadow)についての実験、2) zenith-sky-light shadow-caster によって、屋外の状況に合わせた影(skylight shadow)を用いた実験、および、3) skylight-shadow の実験において、テスト色片の半分を影で覆った場合についての実験、そして、4) テスト色片を大きくした場合についての実験である。実験内容は、影のかかったテスト色片と、影のかかっていない標準色片の色合わせである。

彼らの実験の結果は、次のようにまとめられる。

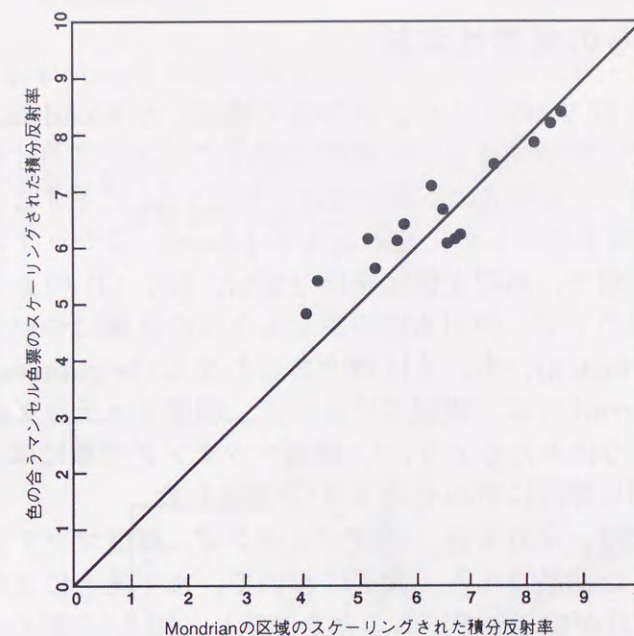


図 2.3 積分反射率の一致 [15]

積分反射率とは、各々の色のチャネルについて、対象の反射率を積分した値であり、彼らは明度感覚と反射率との対応関係を調べ、その対応表からその値を求めている。図は、Mondrian のそれぞれの区域に対する色合わせの結果選ばれたマンセル色票と対象の色票の積分反射率をそれぞれ縦軸、横軸として表示したもの。個々の黒丸は一つの波長帯域における、Mondrian の区域とマンセル色票の間の対応の程度を表す。(文献 [15] より引用)

1. 影の質 (daylight shadow, skylight shadow) が、明度に関する恒常性に与える影響は小さい。
2. 屋外の場合、天空光の青色成分が影に含まれ、彩度について屋内の場合よりも恒常性が高い。
3. 対象物の大きさによる恒常性への影響は認められなかった。
4. 色票の一部が影で覆われる場合には明度に関して恒常性が高くなり、彩度、色相に関しては大きな変化はない。

2.2.3 Arend らの恒常性実験

Arend ら [19] は、図 2.4 のような、無彩色で構成した Mondrian 図形もしくは一様パターンを用いて、照明光強度が空間的に変化する状況における明るさの恒常性を調べた。彼らの用いた照明光の空間変化は、図 2.5 (a) に示すような直線的に変化するもの (linear)、傾きが滑らかに変わるもの (slant)、ステップ状に強度が変わるもの (step)、の 3 種類で、照明光強度を図 2.5(b), (c), (d) のように数段階変化させた。そうした状況の下で、照明強度の異なる 2 つの区画について、対象と明度を合わせる (lightness match)、もしくは輝度を合わせる (brightness match) タスクを観測者に課した。Arend らは、観測者に対して、明度マッチングの際には、同じ紙から切り取られたように見えるように¹、輝度マッチングの際には、可能な限り他の場所を無視して、同じ輝度に合わせるように²指示した。

図 2.6 および図 2.7 は、それぞれ、明度マッチング、輝度マッチングを様々な照明光強度の下で行なった結果である。両図において、水平線上に点がプロットされていれば、完全な恒常性が成立していることを意味し、図 2.7 の斜めの実線上に点がプロットされている場合には、恒常性が全く成立していないことを意味する。明度に関しては、図 2.6 に示すように、滑らかな照明光の強度変化に限らず、ステップ状の空間変化に対しても恒常性が成立している。これに対し、輝度に関しては、図 2.7 に示すように、明度マッチングほどの恒常性は得られなかった。

色彩画像を用いた場合における照明光空間強度変化の色恒常性についての検討は、最近、川村、乾ら [20] が Arend らと同様の手法で行なっており、Arend らの結果と同様に明度マッチングの方が輝度マッチングよりも恒常性が高く、輝度マッチングの結果は実際の輝度よりも色紙の明度の方向へ偏る傾向があると報告している。

Arend ら [21] は、先の明るさ恒常性実験の翌年、色彩画像についての恒常性実験を行なった。それは、並置した 2 枚の同じ色彩画像 (Mondrian 図形) を使った色合わせの実験であり、一方は白色光源で照明し、もう一方は白熱もしくは蛍光灯の色温度で照明する。前者を標準画像、後者をテスト画像とし、その中心付近 5 つの色票について、対象以外の色紙をできるだけ無視して、標準画像の対象と同じ色相、彩度、輝度に調節する “appearance match”³ と、標準画像の対象と同じ紙から切り取

¹ “... look as if it were cut from the same piece of paper”

² “... have the same brightness as the standard patch, disregarding, as much as possible, other area of the display.”

³ unasserted-color condition における色合わせ

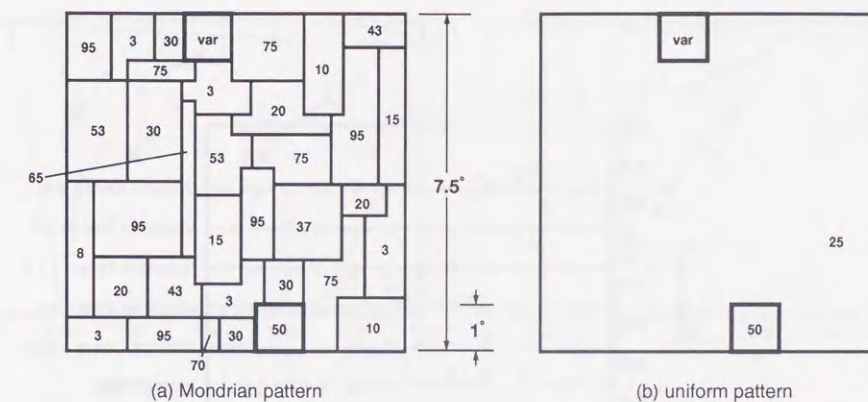


図 2.4 Arend らが刺激として用いた図形パターン [19]

(a) Mondrian パターン, (b) 一様パターン。図中の数字は平均反射率を示す。太線で囲まれた部分の紙片は、var がテスト紙片、平均反射率 50 の紙片が標準紙片であり、実験では、標準紙片の輝度、もしくは明度と var を合わせるタスクが課せられた。

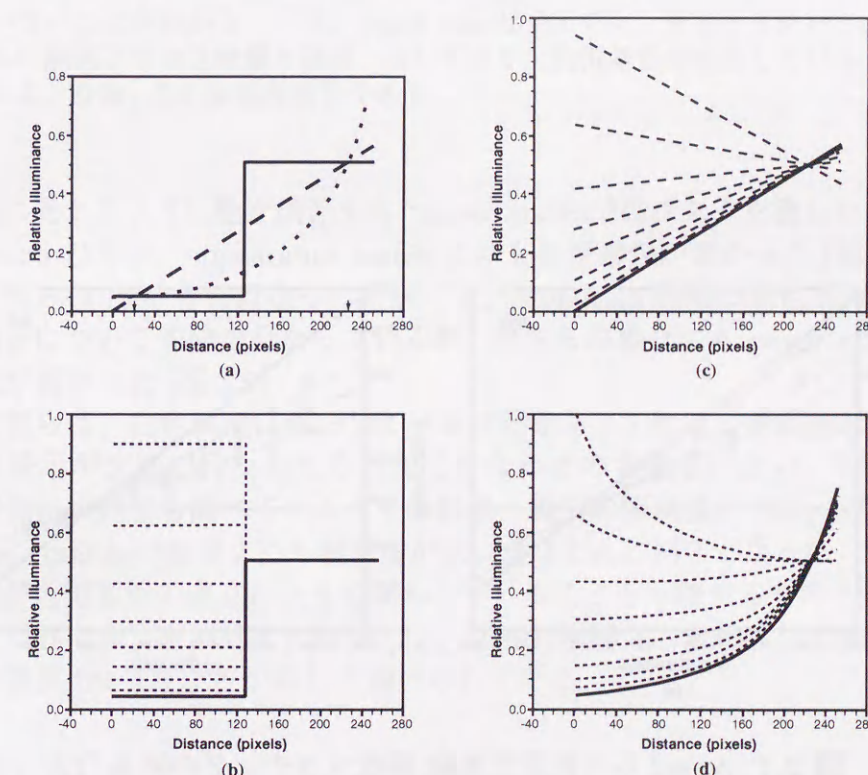


図 2.5 Arend らが用いた照明光強度パターン [19]

(a) に示す step, linear, slant の 3 種のパターンについて、それぞれ (b), (c), (d) に示す様々な強度の照明光を用いて、刺激パターンを照明する。その際、標準紙片の強度 ((a) 右側の矢印) を一定とし、テスト紙片の強度 ((a) 左側の矢印) のみを変化させる。

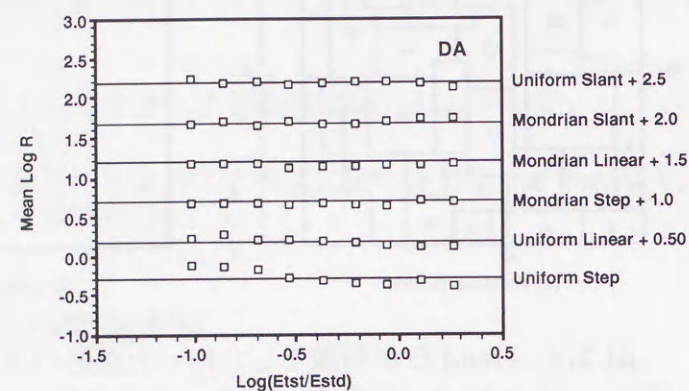


図 2.6 Arend らの恒常性実験 明度マッチングの結果 [19]

横軸はテスト紙片と標準紙片の照度比, 縦軸はマッチングされた紙片の平均反射率である。水平線は, 完全な恒常性が成立した場合に対応する。DA は被検者名である。なお, 各結果は縦方向にずらして表示してある。

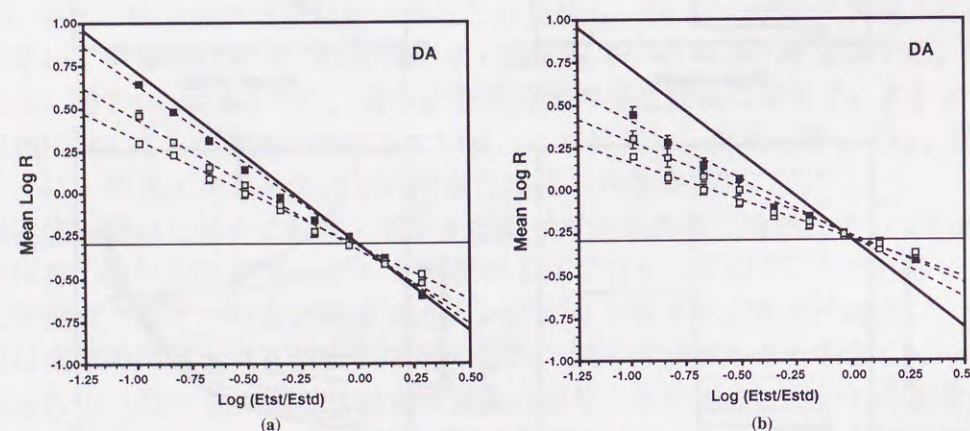


図 2.7 Arend らの恒常性実験 輝度マッチングの結果 [19]

(a) 一様パターンに対する結果, (b) Mondrian パターンに対する結果. solid-square: step-illuminant; open-square: linear-illuminant; dotted-square: slant-illuminant を示す。縦, 横軸は図 2.6 と同様。DA は被検者名である。

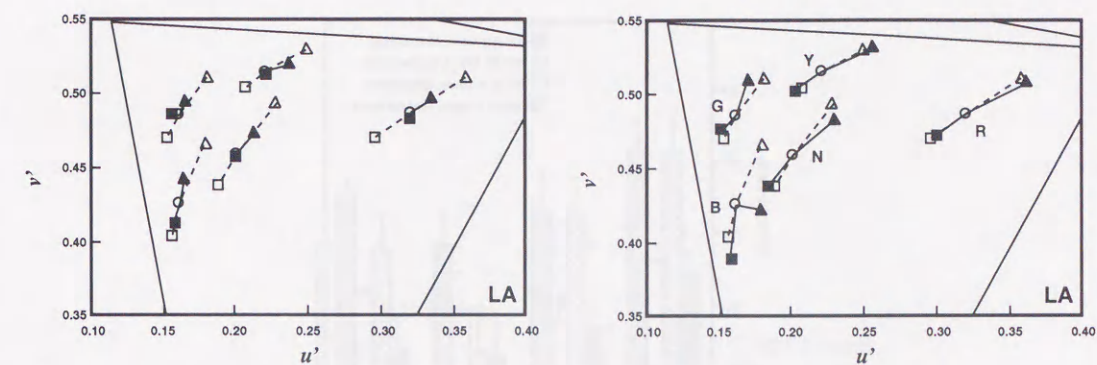


図 2.8 Appearance match と paper match の結果 [21]

○は, 標準画像 (照明光色温度 6500K) 中の 5 つの色票の色度値. open symbols は, それぞれ △: 4000K, □: 10000K の照明光を照射した場合の色票の色度値である. closed symbols は色合わせ後のテスト画像中の 5 つの色票の色度値であり, それぞれ, 照明光色温度が ▲: 4000K, ■: 10000K のときのマッチング結果である. 標準画像の色度値 (○) に近いほど恒常性が成り立っていないことを意味し, それぞれの照明下での色度値 (△, □) に近いほど恒常性が成立していることを意味する. appearance match (左) では, ほとんど恒常性が成り立っていないことがわかる。一方, paper match (右) では, 青 (B) を除いて, それぞれの照明下での色度値とほぼ一致しており, 色恒常性が成立していることが分かる。なお, LA は被検者名である。

られた色に見えるように色を調節する “paper match”⁴ のタスクを課した。その結果, paper match の方が, appearance match よりも色恒常性が高かった (図 2.8)。

また, 彼らの 1986 年に行なった実験では, Mondrian 図形の全色票の明度を等しくした場合について実験を行なっているが, どちらの場合にも paper match の方が色恒常性が高かった (図 2.9)。

さらに彼らは, 白色刺激に順応している状態から, 1 秒間の画像提示と 5 秒間の白色刺激提示が交互に行なわれる状況で色合わせの実験を行ない, 色順応と色恒常性の関係についても調べている。その結果, 瞬時の画像提示では, 連続提示時の appearance match の結果よりも恒常度が低いかほとんど同じとなった。この結果は, 順応状態が色恒常性の成立に大きく関わっていることを示唆するものと考えられる。

これら以外にも, 色対比との関係 [22], 図形の複雑さと色恒常性の関係 [23], 色順応との関係 [24-27] などが詳しく調べられている。

⁴surface-color condition における色合わせ

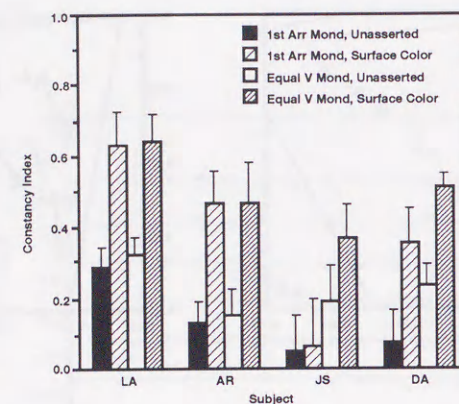


図 2.9 Arend らの色恒常性実験 恒常度による比較 [21]

色恒常性成立の程度を恒常度 (constancy index) で示したグラフである。恒常度は、照明光の変化による理論的な色度値の変化量を 1 として、マッチング結果と理論値との一致の程度を示したものである。完全な恒常性が成立すれば、恒常度は 1 となる。4 人の被検者のうち、3 人が paper match (surface color match) の方が恒常度が高い。また、各色票の明度が等しい場合には、被検者全員が paper match の方が恒常度が高い。

2.3 色恒常性の生理学的研究

色恒常性に対応するような色の反応選択性の存在が、V4 野の細胞について報告されている。Zeki は [28]、サルに対して retinex 実験を行ない、その V4 野神経細胞の応答を記録した。

V4 野における約 84% の細胞が特定の波長の光に選択的に応答し、これらの細胞は、

1. 受容野が広い。
2. V1 野で見られるような皮質と網膜間の場所的対応関係がない。
3. 多くの細胞が狭帯域 (10~50nm) のスペクトル感度特性を示し、特定の色に選択的に応答する。

などの特徴がある (図 2.10)。ここで興味深いのは、例えば、赤色に非常に強く反応する細胞 (以下、赤細胞) の受容野に様々な色の色紙を提示し、赤、緑、青の三色光を別々のプロジェクタを使って照射し、常に色紙から反射される光が白色光のスペクトルとなるように調節する。どの色紙からも同じ白色光が反射されてくるにも関わらず、赤細胞は赤い色紙にだけ反応した。これは、赤細胞が色恒常性を示すことを意味する。

一方、受容野の一部だけを照明し、周りの部分に光を与えない場合には、赤細胞の反応は大きく減少し、反応の色恒常性が消失する。色恒常性の神経機構は未だ明らかにされていないが、このことは、受容野の周辺の背景光が恒常性に深く関係することを示すものである。さらに、Zeki は、V4 野の神経細胞の応答が、刺激表面を反射してきた光の色よりも、色恒常性の結果として知覚された色との相関が高かったことを報告している [29]。

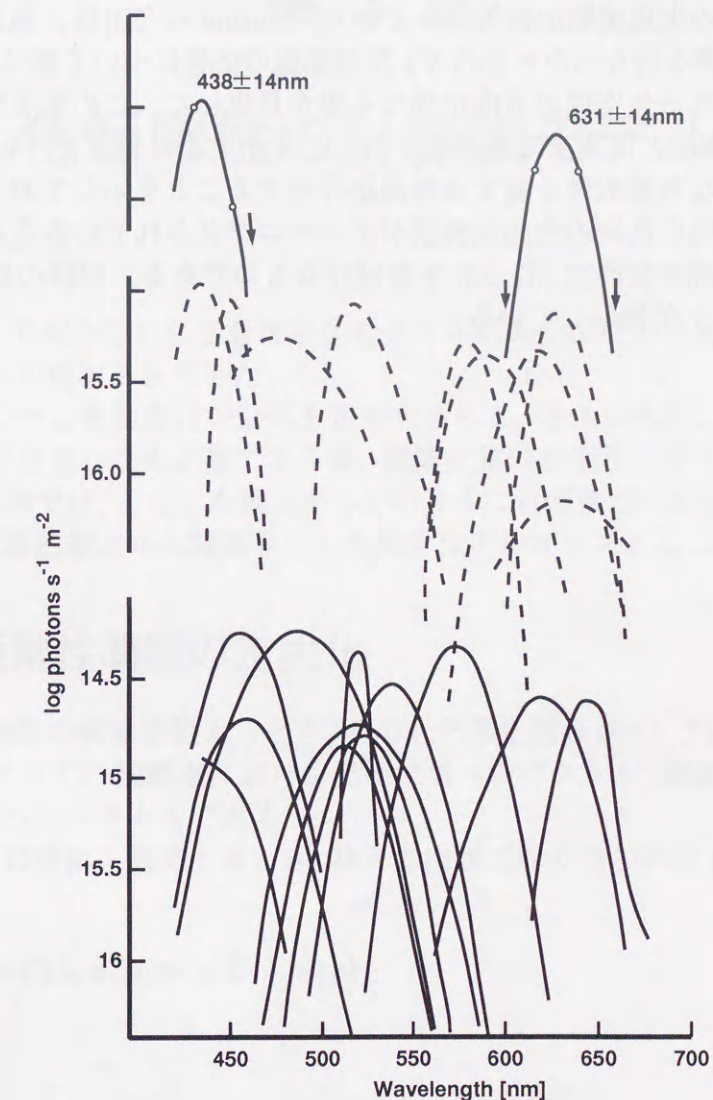


図 2.10 サル V4 野神経細胞スペクトル感度特性 [28]

サルの V4 野神経細胞の多くが 10nm~50nm という狭帯域のスペクトル感度特性を示し、特定の色に選択的に応答する。

また、色に特異的に応答する細胞 (wavelength-selective cell; WL cell) の多くは反対色応答を示さないが、一部に反対色応答を示すものがあり (wavelength-opponent cell; WLO cell), on 応答と off 応答の関係を xy 色度図上にプロットした結果、互いに反対色の関係にあった。また、これらの細胞は色に対する同調特性に基づき規則的に配列されており、V1 野の方位円柱に相当する色円柱が V4 野に存在することが示唆されている。

近年、数多くの生理実験が報告されており、Lennie ら [30] は、色空間の様々な方向について色変調を行なったときの V1 神経細胞の応答について調べ、細胞によって最大に活性化される色空間の方向が異なる事を見出した。この事実は、反対色応答を示す LGN の細胞とは異なる振舞を示すだけでなく、V1 のレベルにおいてすでに多彩な色選択性を有する細胞が存在することを示しており、色空間の二つより多くの方向に高次の色知覚機構がチューニングされていることを示唆してきた多くの心理物理学的研究 [31-33] を裏付けるものである。同様の結果を Yoshioka ら [34] のグループが報告している。

第3章

色恒常性の計算論モデル

第2章において紹介した色恒常性を生むメカニズムを解明するために、これまで数多くのモデルが提案されてきた。

計算論的観点から色恒常性の問題を定式化すると、それは肉眼に入射した画像情報から照明光が変動しても不変である値、観測対象の表面反射率を推定する問題に帰着される。本章では、こうした観点からどのように色恒常性の問題が定式化されるか説明し、計算論的観点から提案された色恒常性アルゴリズムについて概説する。

3.1 色恒常性問題の定式化

我々の眼が物体の映像を捉えるとき、その光学系を図 3.1 のように定義する。図中の s, n, v は、それぞれ観測点における光源位置へのベクトル、物体表面の法線ベクトル、観測位置へのベクトルである。

図 3.1 のように物体を観測するとき、我々の肉眼に届く光の成分 I は、次式のように表される。

$$I(\lambda, r_i) = C(\lambda, x, v, n, s) E(\lambda, n, s) \quad (3.1)$$

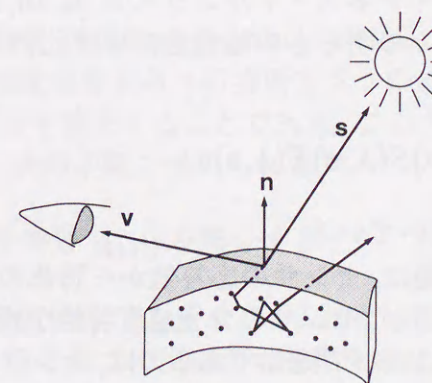


図 3.1 物体観測の光学系

ここで、 C は物体表面の位置 \mathbf{x} における反射に関する関数であり、 E は、位置 \mathbf{x} に照射される照明光の成分に関する関数である。この方程式は、画像放射照度方程式 (image irradiance equation) と呼ばれ、色覚の計算論的モデルは、画像平面に照射している光 (image irradiance) と画像化された景色との物理的特性を記述したこの方程式を出発点としている。

さて、 C は、物体を構成する物質の持つ分光反射率 S と、照明光照射方向、観測位置の幾何学的変数と材質によって定義される関数 F によって、次のように書き直すことができる。

$$C(\lambda, \mathbf{x}, \mathbf{v}, \mathbf{n}, \mathbf{s}) = S(\lambda, \mathbf{x})F(\mathbf{v}, \mathbf{n}, \mathbf{s}) \quad (3.2)$$

一般に多くの物質における F は、一定の値ではなく、 \mathbf{v}, \mathbf{s} によって変化するが、ここで問題を簡単にするために、 $F = 1$ を仮定する。この仮定は、物体の表面に光沢がなく、また照明光がどのような角度から照射され、どのような位置から観測しても、観測位置に届く光の成分は物体の表面反射率のみによって決定されるという仮定であり、物体表面が理想拡散面 (Lambertian surface) であると仮定することと同値である。

さらに、対象物体が平面であると仮定すれば、式 (3.1) は、次のように書き直すことができる。

$$I(\lambda, \mathbf{x}) = S(\lambda, \mathbf{x})E(\lambda, \mathbf{s}) \quad (3.3)$$

これは、対象物体から肉眼に届く画像信号であり、我々の持つ光センサ、錐体への入力信号である。

センサから出力される信号 ρ_i は、センサによって捉えられた画像信号と、それぞれのセンサの分光感度特性 $R_i(\lambda)$ の内積で与えられる。

$$\begin{aligned} \rho_i(\mathbf{x}) &= \int_G R_i(\lambda) I(\lambda, \mathbf{x}) d\lambda \\ &= \int_G R_i(\lambda) S(\lambda, \mathbf{x}) E(\lambda, \mathbf{s}) d\lambda \end{aligned} \quad (3.4)$$

ここで、 ρ および R の添字 i はセンサの種類を示すインデックスである。また、積分範囲 G は、可視領域 380nm から 780nm の波長域を積分範囲とすることを意味する。

なお、以下に概説するライトネス・アルゴリズム [6-10, 35] では、肉眼に入射する光刺激の強度の対数が、我々の明るさの知覚量にほぼ比例することから、式 (3.4) 右辺の対数をとった、

$$\rho_i(\mathbf{x}) = \log \int_G R_i(\lambda) S(\lambda, \mathbf{x}) E(\lambda, \mathbf{s}) d\lambda \quad (3.5)$$

をセンサの応答量として用いている。

以上から、色恒常性の問題は、センサの応答値から物体の表面反射率を求める問題として定式化される。ところが、センサの分光感度特性が視覚システムにとって既知であると仮定しても、上式において既知であるのは、センサの応答値とその感度特性のみであり、表面反射率および照明光の情報が未知であるために、あるセンサ応答量を生じる照明光および表面反射率の組合せは無数に存在し、センサ応答値から表面反射率を一意に分離することはできない。すなわち、色恒常性問題は不良設定の問

題である。この問題を解くためには、表面反射率と照明光の分離を可能とする制約を見つけなければならない。また、この問題は、多くの色恒常性アルゴリズムでは一般に、網膜の各点でのセンサ応答量 ρ_i を、照明光が変動しても不変である値、color constant descriptor に変換する問題に帰着させている。

3.2 ライトネス・アルゴリズム [6-10, 35]

Land [6-10] は明るさに関する心理物理量であるライトネス (lightness) を物体の表面反射率にのみ依存するものと仮定し、色恒常性問題を錐体応答量から照明光強度に依存しないライトネス値への変換を行なう問題=ライトネス問題に帰着させた。

ライトネス・アルゴリズムでは、3つの錐体の応答量から、3つのクロマティック・チャンネルそれぞれの表面反射率 S^i を独立に、しかも同様にして解くことができ、求められた3つのライトネス値が色を決定するという仮定を基礎にしている。しかし、錐体応答量から表面反射率を求める問題は、前節において説明したように、照明光の分光分布が未知であるために、不良設定問題となっている。したがって、この問題を解くには物理的な制約が必要であり、Land [6-10] は次のようなライトネス仮定と呼ばれる仮定をおいた。

ライトネス仮定 (lightness assumption) [6-10]

1. 対象とする画像は、一様な反射率を持つ不規則な形のつぎはぎの色片で覆われた平面図形 (Mondrian 図形) であり、反射率は同一の色片内では一様、色片間では急激に変化する。
2. 照明光は、画像全体にわたって緩やかに且つ滑らかに変化し、画像のどの位置においても視点には依存しない。
3. 画像の反射率の平均値は同じであり、画像全体の色信号の平均はグレイである。 (グレイワールド仮定; gray-world assumption)

ライトネス問題は、色の計算の2つの問題である照明光の空間的強度変動成分を取り除くこと (spatial decomposition) と、表面反射率と照明光のスペクトル分布の正規化 (spectral normalization) に分けられる。

1. 空間強度変動成分の除去 (spatial decomposition) ライトネス・アルゴリズムの最初のステップは、強度信号を各々の場所で2つの成分に分ける、すなわち照明光の空間的な強度変動成分を除去することである。このステップは、ライトネス仮定 1, 2 の下で、2つの成分は次の手順で求められる。

1. 全空間に互いセンサ信号 $\rho_i(\mathbf{x})$ を微分する。
2. 導関数 $d[\rho_i(\mathbf{x})]$ の閾値操作 T を行なう。これは、照明光の滑らかな変動の影響を取り除くためと、色片間での反射率の急激な変化により大きな値をとる微分値の保持を行なうためである。
3. 反射率を求めるために、閾値操作後の導関数の積分 $Td[\rho_i(\mathbf{x})]$ を求める。

2. スペクトル分布の正規化 (spectral normalization) 空間強度変動成分の除去は、厳密には反射率を求めることができない。それは、 $\rho_i(\mathbf{x})$ に比例する反射率 S の絶対的なスケールを表現する積分定数が最後のステップにおいて失われているからである。さらに、閾値操作も照射光と反射率の変化の大きさを認識できるに十分柔軟でない限り、本質的に不正確である。したがって、ライトネスの計算結果は、反射率に比例するだけである。そこで、次式を考える。

$$[k^i]^{-1} [T\rho(\mathbf{x})]^i = L^i(\mathbf{x}) = c^i(\mathbf{x}) S^i(\mathbf{x}) \quad (3.6)$$

ここで、

$[k^i]^{-1}$: 積分定数
 $[T\rho(\mathbf{x})]^i$: 積分定数がセットされる前の閾値操作を施した強度信号の積分結果
 $L^i(\mathbf{x})$: i 番目のチャンネルでのライトネス値
 $c^i(\mathbf{x})$: 空間的に変化する乗数項

k^i はスペクトル分布の正規化に依存する。以下で概説する retinex アルゴリズムや、明確に正規化に関する問題を位置付けていない他のライトネス・アルゴリズムでは、ライトネス仮定3を用いる。この仮定を用いて、 k^i を閾値操作が施された強度信号の平均値にセットすれば、計算された紙片のライトネスは、その周囲の反射率の平均に比例する反射率にほぼ等しい。もし、グレイワールド仮定が妥当性を持つならば、色片のライトネスは正確であり、その反射率に対する不変の量となる。3種類のチャンネルでのライトネス値は色片の色を決定する。

ライトネス仮定3は、 ρ のスケールのどのような変化も常に照射光のスケールの変化として解釈することを意味している。そこで、ランダムな色のバックグラウンドに対する試験色片を考える。ライトネス・アルゴリズムは、 ρ_i をライトネス値 L^i で割ることにより画像の積分された照射光 E_C^i を計算する。すなわち、

$$E_C^i(\mathbf{x}) = \rho_i(\mathbf{x}) / L^i(\mathbf{x}) = E^i(\mathbf{x}) \rho_i(\mathbf{x}) / c^i(\mathbf{x}) \rho_i(\mathbf{x}) = E^i(\mathbf{x}) / c^i(\mathbf{x}) \quad (3.7)$$

となる。もし、 E^i が増加すれば、 k^i と $[T\rho]^i$ は各々同じ係数で増加し、試験色片に対し計算されたライトネスは変化しない。実際には、 i 番目のチャンネルの反射率の平均値は自動的にグレイにリセットされる。 E_C^i が E^i と同じ係数で増加すれば、スペクトルの歪みは正しく解釈される。 E_C と E の近さは c^i の値に依存する。 c^i は、閾値操作により空間的な反射率の傾きを取り除かれた部分において空間的に変化する。一方、バックグラウンドの反射率が、スペクトルの一部分に偏りがある場合、試験色片のライトネスは変化するが、強度信号のスペクトルの偏りは、 c^j が c^i 、 $E_C^i/E_C^j \neq E^i/E^j$ と同様に偏っていない限り、 E^i の偏りとして、不正確に解釈される。それは、ライトネス・アルゴリズムは、同じ照明下では赤の色片より緑の色片を明るく見、緑の紙片に対し赤の色片を鈍い赤色と見るということである。そして、緑への偏りを照明光に赤が欠けたものとして解釈する。積分された照明光は、空間的な変化と積分された反射率が各々のチャンネルで同じときに限り ($k^i = k^j$ for all i, j)、正しく求められる。

さて、最初の2つのライトネス仮定は、与えられた条件下で、空間的な表面反射率の変化から照射光の空間的な変化を分離できることを保証するものである。3番目のライトネス仮定は、与えられた画像における照射光分光分布の時間変化を補償す

る正規化アルゴリズムを与えるが、画像間の反射率の偏りからはこのような変化を識別することはできない。

Land [6-10] が提案した retinex アルゴリズムでは、ライトネスが計算される位置 \mathbf{x} から四方へ広がる経路上において隣接した点での S の差異を用いることにより、空間強度変動成分の除去を行なう。その差異は、各々の経路において閾値操作が施され、積分されたものであり、経路の出発点と到着点での反射率 $S(\mathbf{x}_0)$ と $S(\mathbf{x}_e)$ との比とおおよそ等しい。

他の retinex アルゴリズムでは、 k^i の差異を用いている。それらは、クロマティック・チャンネルでの反射率の平均はグレイではなく、最も明るい色を白とする仮定を用いている。これは、最も明るい色片が全ての照射光を反射すると仮定することに相当する。したがって、 k^i は i 番目のチャンネルにおいて最も明るい色片の強度値がセットされる。

3.2.1 Retinex アルゴリズム

Land [6-10] は、色の恒常性を含めた色知覚のメカニズムを説明するため、retinex 仮説¹を提唱した。それによれば、対象物の色は、赤、緑、青色の照明光下における、それぞれの designator と呼ばれる値 (ある単色光の照明下において、対象物が反射する光強度と周辺の残り全ての部位が反射する光強度の比) の3値で決定される。designator は、白色光照明下でそれぞれ、赤、緑、青に分光感度のピークを持つ検出器によっても求められる。

designator の計算概念を図3.2に示す。まず、赤色光で照明された視野画像を微小部分に分割する。対象物 i とそれに隣接する $i+1$ の部位の反射光強度の比の対数を求め、それを任意の方向に視野の端 j まで繰り返す。このとき隣接部位との差が極めて小さく、その比が1に近い場合には、検出閾に達しないものとして対数値を0とする (閾値操作を行なうのは、空間強度変動成分を除去するため)。得られた値を全て合計したものが j の方向に向かう designator の値となる。この操作をあらゆる方向²について求め、その平均を求めたものが、赤色光における designator の値となる。他、緑、青色光について求めれば、3つの designator の値が得られる。

3.2.2 Horn の2次元アルゴリズム

Horn [35] は、Land [6-10] の1次元的なアルゴリズムを2次元のアルゴリズムへと拡張した。Horn のライトネスを検出するモデルは、retinex アルゴリズムと本質的に同じ3段階より成り、中心-周辺型差分操作による空間微分、閾値操作、空間積分による再構成を行なうものである (図3.3)。

画像のある点の光強度を p'_{ij} 、反射率を r'_{ij} 、照明光強度を s'_{ij} とすれば、画像強度は、

$$p'_{ij} = s'_{ij} * r'_{ij} \quad (3.8)$$

と表せる。ここで、両辺の対数をとれば、

¹retinex という言葉は、視覚系を構成する retina と cortex を掛け合わせた、Land の造語であり、この仮説ではその機構に神経系のどの部位が対応するかは問題としていない。

²実際には約200の方向について計算すると極めて良い結果が得られるという [36]

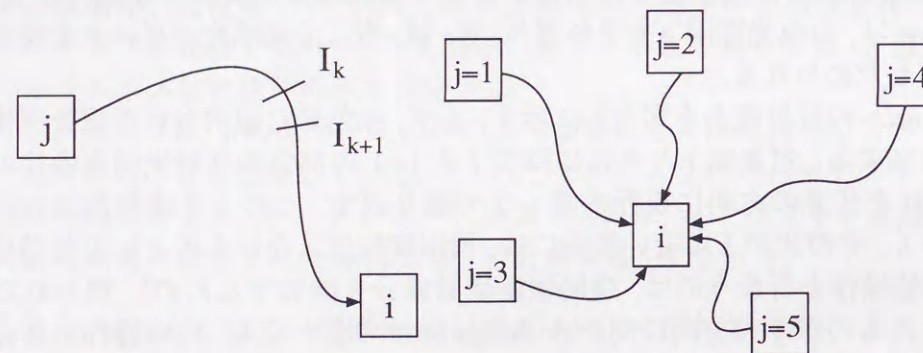
The relative reflectance of i, j :

$$S^A(i; j) = \sum_k \delta \log \frac{I_k}{I_{k+1}}$$

$$\delta \log \frac{I_k}{I_{k+1}} = \begin{cases} \log \frac{I_k}{I_{k+1}} & \text{if } \left| \frac{I_k}{I_{k+1}} \right| > \text{threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Average relative reflectance at area i :

$$\bar{S}^A(i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S^A(i; j)$$



Computation of average relative reflectance (designator)

図 3.2 designator 計算の概念図 [8]

視野画像を微小部分に分割する。対象物 i とそれに隣接する $i+1$ の部位の反射光強度比の対数を求め、それを任意の方向に視野の端 j まで繰り返して行なう。このとき、隣接部位との差が小さく、比が 1 に近い場合は対数値を 0 とする。得られた値の総和が j の方向に向かう designator の値となる。これをあらゆる方向について求め、平均したものが designator の値である。この計算を、赤、緑、青色光により照明された画像それぞれについて行なう。

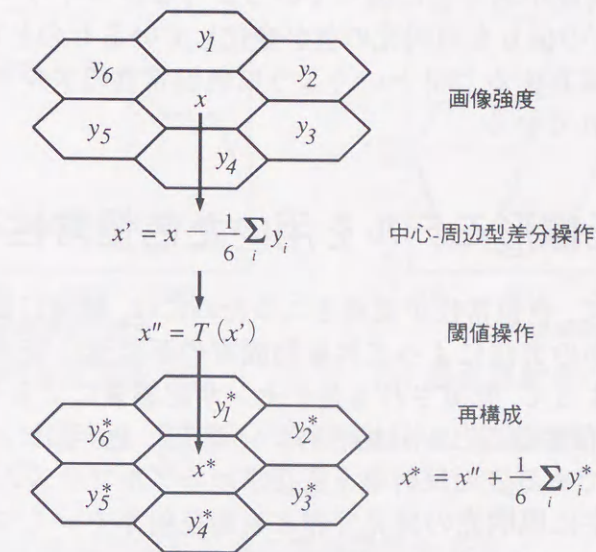


図 3.3 Horn の 2 次元アルゴリズム [35]

入力された画像は、まず中心-周辺型差分操作により空間微分が行なわれ、次に、閾値操作により画像中の強度変化の小さい部分の微分値が 0 にセットされる。最後に、この微分画像に空間積分を施すことにより、画像が再構成される。

$$p_{ij} = s_{ij} + r_{ij} \quad (3.9)$$

まず、第 1 段階では、ラプラスアンに相当する中心-周辺型差分操作を適用することにより、空間微分を行なう。

$$d_{ij} = p_{ij} - \sum w_{k-i, l-j} p_{kl} \quad (3.10)$$

図 3.3 のような場合には、 w_{ij} は $1/6$ であり、隣接する 6 つのセルからの寄与となる。次に、閾値操作を適用し、最後に空間積分により再構成を行なう。

$$t_{ij} = \begin{cases} d_{ij} & \text{if } |d_{ij}| > e \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.11)$$

$$l_{ij} = \sum v_{k-i, l-j} t_{kl} \quad (3.12)$$

以上の操作により、照明光の影響が除去された画像が生成される。

3.2.3 ライトネス・アルゴリズムの問題点

Retinex アルゴリズム [6-10] や、Horn [35] のアルゴリズムは、入力として照明光強度と反射率の単純な積である画像強度を取扱うモデルである。したがって、その演算を色に適用したとしても、その演算は各センサ (錐体) のチャンネルで独立して行なわれるのみであり、本質的に無彩色を取扱うモデルから離れてはいない。また、ライトネスから実際の色を決定するには、ライトネス値と反射率の関係が明らかでなければならないが、その関係は曖昧であるため、限られた色に対するライトネス値とのマッチングにより色を決定するほかない。

さらには、画像の構成がある色に偏っているようなグレイワールド仮定を満足しない画像に対して、その偏りを照明光の色が変化しているものとして扱うなど、入力画像の構成に過度に依存する [36] というように色恒常性のアルゴリズムとしては不十分であるともいわれている。

3.3 有限次元線形モデルを用いた色恒常性モデル

視覚神経系において、色恒常性が実現されるためには、環境に依存して変動するセンサ応答量が、何らかの方法によって対象物固有の不変量に変換されなくてはならない。巧妙な実験によって、知覚される色がセンサ応答量によるものではなく、対象物の表面反射率に依存することが見出されている [3]。近年、センサ応答量から物体表面の固有な物理量である表面反射率を直接求めるアルゴリズムが提案されている。これらのモデルは、主に照明光の分光分布と表面反射率をいくつかの基底関数の線形和により記述していることから、有限次元線形モデルを用いたアルゴリズムと呼ばれている。それらのアルゴリズムは、およそ自然界の物体の表面反射率が少数の基底関数の線形和で表現される点に着目したものであり、センサ応答量から基底関数に対する係数（以下、反射率係数と呼ぶ）を推定する方法を与えている。以下では、こうした観点から、色恒常性の問題がどのように定式化されるか説明し、有限次元線形モデルに基づいた色恒常性モデルのいくつかをレビューする。

3.3.1 有限次元線形モデルによる色恒常性問題の定式化

1964年、Juddら [37] が典型的な昼光の分光分布を記述する基底関数のセットを報告している（図 3.4(a)）。Juddらは、昼光の分光分布 622 標本に対し主成分分析を行ない、その平均と 4 つの特徴ベクトルを計算し、平均ベクトルと最初の 2 つの特徴ベクトルが昼光分光分布のほとんどの変化を表せることを示している。すなわち、照明光の分光分布モデルは以下のように記述される。

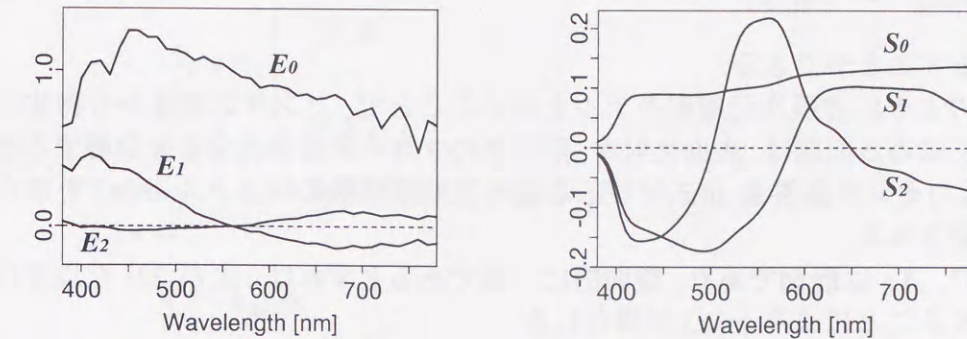
$$E(\lambda) = \sum_{j=0}^2 \epsilon_j E_j(\lambda) \quad (3.13)$$

ここで、 ϵ_j は係数（以下、照明光係数と呼ぶ）、 $E_j(\lambda)$ は照明光の分光分布の基底関数を表す。

一方、表面反射率に対する効率的な基底関数セットに関しては、Cohen [38] により初めて検討された。Cohen [38] は、433 のマンセル色票から 150 色票をランダムに選び、それらの主成分ベクトルを求めているが、彼の示した基底関数セットについて、用いたデータ数の少ないことが問題点として指摘されている [39]。

図 3.4(b) に示した表面反射率の基底関数セットは、黒田ら [40] が、マンセル色票 1569 色全ての分光反射率を用いた主成分分析により求めた、第 3 主成分までの主成分ベクトルである。その第 3 主成分までの累積寄与率は 98.8% であり、表面反射率についても 3 つの基底関数の線形和でほぼ近似できることが分かる。ここで、表面反射率のモデルは以下のように記述される。

$$S(\lambda) = \sum_{k=0}^2 \sigma_k S_k(\lambda) \quad (3.14)$$



(a) 昼光の基底関数 [37]

(b) 表面反射率の基底関数 [40]

図 3.4 照明光と表面反射率の基底関数

σ_k は反射率係数、 $S_k(\lambda)$ は表面反射率の基底関数を表す。

式 (3.13), (3.14) で表される有限次元線形モデルを用いて、照明光および表面反射率を表現することにすれば、式 (3.4) は、次のように書き改められる。

$$\rho_i(\mathbf{x}) = \int_G R_i(\lambda) \sum_{j=0}^2 \epsilon_j(\mathbf{x}) E_j(\lambda) \sum_{k=0}^2 \sigma_k(\mathbf{x}) S_k(\lambda) d\lambda \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{j=0}^2 \epsilon_j(\mathbf{x}) \sum_{k=0}^2 \sigma_k(\mathbf{x}) \Lambda_{(i,j,k)} \\ &= \sum_{k=0}^2 \sigma_k(\mathbf{x}) \Lambda_{E\mathbf{x}(i,k)} \end{aligned} \quad (3.16)$$

$$\Lambda_{(i,j,k)} = \int_G R_i(\lambda) E_j(\lambda) S_k(\lambda) d\lambda \quad (3.17)$$

$$\Lambda_{E\mathbf{x}(i,k)} = \sum_{j=0}^2 \epsilon_j(\mathbf{x}) \Lambda_{(i,j,k)} \quad (3.18)$$

$\Lambda_{(i,j,k)}$ は、基底関数とセンサ感度特性のみに依存するため既知であり、観測される物体には全く依存しない。また、 $\Lambda_{E\mathbf{x}(i,k)}$ は、照明光の分光分布に依存し、反射率空間からセンサ応答量空間への写像を決定する。

ここで、

$$\boldsymbol{\rho}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \rho_0(\mathbf{x}) & \rho_1(\mathbf{x}) & \dots & \rho_n(\mathbf{x}) \end{pmatrix}^t \quad (3.19)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \epsilon_0(\mathbf{x}) & \epsilon_1(\mathbf{x}) & \epsilon_2(\mathbf{x}) \end{pmatrix}^t \quad (3.20)$$

$$\boldsymbol{\sigma}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \sigma_0(\mathbf{x}) & \sigma_1(\mathbf{x}) & \sigma_2(\mathbf{x}) \end{pmatrix}^t \quad (3.21)$$

と表せば、

$$\boldsymbol{\rho}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}_{E\mathbf{x}} \boldsymbol{\sigma}(\mathbf{x}) \quad (3.22)$$

$$\mathbf{A}_{E\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{x})^t \mathbf{X}_0 \\ \boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{x})^t \mathbf{X}_1 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\epsilon}(\mathbf{x})^t \mathbf{X}_{n-1} \end{pmatrix} \quad (3.23)$$

$$[X_i]_{jk} = \Lambda_{(i,j,k)} \quad (3.24)$$

と書き直すことができる。

以上のように有限次元線形モデルを用いることで、センサ応答量から物体の表面反射率を求める問題は、表面反射率、照明光のブロードな分光分布を分離する問題から、左辺のセンサ応答量 $\rho(\mathbf{x})$ から、右辺の反射率係数のベクトル $\sigma(\mathbf{x})$ を求める問題に帰着される。

ここで、 Λ_E は既知であり、空間的に一様であるとすれば、式 (3.22) を以下のように変換することにより $\sigma(\mathbf{x})$ が得られる。

$$\sigma(\mathbf{x}) = \Lambda_E^{-1} \rho(\mathbf{x}) \quad (3.25)$$

したがって、まず Λ_E を求めることが色恒常性アルゴリズムの第1段階となる。しかし、ここで問題となるのは、センサが3種類 ($n=3$) であるとするならば、3種のセンサの応答量に関する3つの方程式に対し、求めるべき照明光の分光分布と、表面反射率の未知係数が6つ存在するため、依然不良設定問題であることである。そこで、これまで提案されてきた有限次元線形モデルに基づく色恒常性アルゴリズムでは、 Λ_E を求めるために、いくつかの仮定を用いている。

3.3.2 グレイワールド仮定に基づいたアルゴリズム

Buchsbaum [41], Gershon ら [42] は、入力画像における表面反射率の空間平均が、どの入力画像に対しても一定であるという仮定を用いることにより色恒常性アルゴリズムを構築している。この仮定はグレイワールド仮定 (gray-world assumption) と呼ばれるもので、前述したライトネス仮定 [6-10] の3番目の仮定であり、他の色恒常性モデルにおいても用いられている [43]。すなわち、システム内部に基準反射率を持ち、この基準反射率と入力画像に対するセンサ応答量の平均値が対応することを利用し、 Λ_E を求める。したがって、入力画像の平均がグレイワールド仮定を満たすか否かが反射率推定の成功・失敗のカギを握っている。以下にグレイワールド仮定に基づいた色恒常性アルゴリズムの概要を示す。

1. 照明光分光分布の推定

- (a) 入力画像に対するセンサ応答量 ρ_x の平均値ベクトル $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2)$ を計算する。
- (b) 平均値ベクトル α と、システム内部の基準反射率の係数ベクトル $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2)$ との対応を用いて、照明光分光分布の係数 ϵ を求める。すなわち、式 (3.22) に代入することにより、

$$\alpha = \Lambda_E \beta \quad (3.26)$$

と定式化できる。さらに、上式を以下のように変形する。

$$\alpha = \Lambda_{Std} \epsilon \quad (3.27)$$

ここで、

$$\Lambda_{Std} = \begin{pmatrix} \beta^t X_0 \\ \beta^t X_1 \\ \vdots \\ \beta^t X_{n-1} \end{pmatrix} \quad (3.28)$$

であり、 Λ_{Std} は基準反射率にのみ依存するマトリクスとなる。したがって、 ϵ は、

$$\epsilon = \Lambda_{Std}^{-1} \alpha \quad (3.29)$$

より求まる。

2. 表面反射率の推定

- (a) 推定した ϵ を用いて、 Λ_E を計算する。

$$\Lambda_E = \begin{pmatrix} \epsilon^t X_0 \\ \epsilon^t X_1 \\ \vdots \\ \epsilon^t X_{n-1} \end{pmatrix} \quad (3.30)$$

- (b) Λ_E の逆行列を求め、式 (3.25) より表面反射率の係数ベクトル σ_x を求める。

3.3.3 部分空間解析法

Maloney-Wandell [44, 45] は、表面反射率モデルの自由度がセンサの種類よりも少ないと仮定し、それによりセンサ空間に形成される部分空間を推定することで、 $\sigma(\mathbf{x})$ を求めるアルゴリズムを構築している。例えば、センサを3種類 ($n=3$) とすれば、反射率モデルの自由度はそれより1つ少ない2次元となる。このとき、反射率空間の係数ベクトル $\sigma(\mathbf{x})$ に対応するセンサ応答量 $\rho(\mathbf{x})$ の集合は、センサ空間において部分空間 (平面) を形成する (図 3.5)。

しかしながら、表面反射率を十分な精度で記述するには、少なくとも3種類の基底関数が必要であった。したがって、部分空間解析法により色恒常性を実現するには、4種類のセンサが必要となる。以下に部分空間解析に基づく色恒常性アルゴリズムの概要を示す。

1. 照明光分光分布の推定

- (a) 入力画像に対するセンサ応答量 $\rho(\mathbf{x})$ の集合から、部分空間を同定する。部分空間は、部分空間に垂直な単位ベクトル $\pi = (\pi_0, \pi_1, \pi_2)$ によって表されるものとする。ここで、 $\rho(\mathbf{x})$ を行の要素とするマトリクスを Δ とすると、

$$\Delta \pi = \mathbf{0} \quad (3.31)$$

上式を最小二乗法を用いて π について解くことにより、部分空間が同定される。

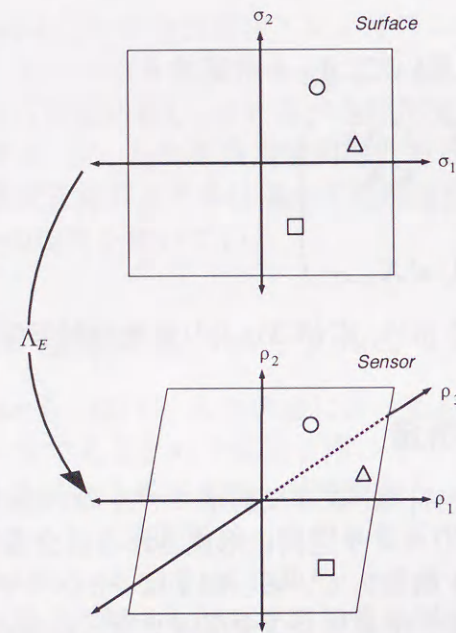


図 3.5 部分空間解析法 [45]

部分空間解析法は、センサ空間に形成される部分空間を推定し、反射率係数のベクトル σ を推定する。センサの種類が3である場合、反射率係数は2次元平面にマッピングされる。 Λ_E は、反射率係数からセンサ応答量への変換マトリクスである。

(b) 以下の方法で ϵ を求める。

式 (3.31) に対し、転置をとり、式 (3.22) に代入する。

$$\pi^t \rho_x = \pi^t (\Lambda_E \sigma_x) = 0 \quad (3.32)$$

上式を ϵ を用いて書き直せば、

$$\pi^t \Lambda_{Sx} \epsilon = 0 \quad (3.33)$$

ここで、

$$\Lambda_{Sx} = \begin{pmatrix} \sigma(x)^t X_0^t \\ \sigma(x)^t X_1^t \\ \vdots \\ \sigma(x)^t X_{n-1}^t \end{pmatrix} \quad (3.34)$$

であり、 Λ_{Sx} は反射率のみに依存するマトリクスとなる。さらに、 $\pi^t \Lambda_{Sx}$ を行の要素とするマトリクスを Π とすると、

$$\Pi \epsilon = 0 \quad (3.35)$$

と表せる。ここで、任意の独立な $n-1$ 個の反射率ベクトル σ_x を用いて Π を計算し、式 (3.35) を ϵ について解く (ただし、 $\epsilon_0 = 1$ とする)。

2. 表面反射率の推定

前述の Buchsbaum の方法と同様にして、反射率の係数ベクトル σ_x を求める。ただし、 Λ_E^{-1} は疑似逆行列となる。

3.3.4 Buchsbaum, Maloney らの色恒常性モデルの問題点

前節まで概説した Buchsbaum [41], Maloney ら [44, 45] の色恒常性モデルについて、黒田ら [46, 47] が追試している。彼らは、各々の色恒常性モデルのシミュレーションにおいて、Buchsbaum のモデルではセンサの種類を3つとし、人間の3種の錐体の分光感度特性を用い、Maloney らのモデルでは、センサの種類を4つとし、その感度特性として、人間の3種の錐体と桿体のものを用いている。追試の結果、照明光分光分布の変動に対して、両者とも表面反射率を精度よく推定した。一方、入力画像の構成がグレイワールド仮定の条件を満たさない、すなわち、入力画像の平均色度が灰色から外れる場合には、どちらのアルゴリズムも表面反射率の推定精度は低下した。その際、グレイワールド仮定を用いた Buchsbaum のモデルでは、推定結果が画像の平均色度の補色方向に変動した。彼らは、この結果について、画像構成がグレイワールド仮定を満たさないような状況における、ヒトの色知覚特性に定性的に一致することを指摘し、入力画像のグレイワールド性は色恒常性の成立に重要な要素であることを示したが、それに加え、グレイワールド仮定の仮定のみでは色恒常性現象を十分に説明できないとし、入力画像の大域的な平均輝度値だけでなく、照明光の色、空間的な強度変化等、いくつかの条件を統合した結果として、色恒常性が成立すると示唆している。

また、Maloney らのモデルについても照明光分光分布の推定に失敗していることについて、彼らは、それは、センサ空間におけるセンサ応答量ベクトルの偏りによっ

て部分空間の推定精度が低下していることを意味するとし、反射率関数が3つの線形パラメータで完全に記述できる場合には、推定精度はデータ分布に依存しない事を考えれば、反射率関数の線形近似に推定精度の原因があるのではないかと指摘している。さらに、Maloneyらのモデルのシミュレーションにおいて、桿体の情報も用いたが、その結果について、センサ数を増やすことは、基本的に色恒常性の精度を向上させるには、それほど得策ではないと考察している。

3.4 標準正則化の枠組による色恒常性モデル

黒田ら [40] は、川人、乾 [48] の「視覚大脳皮質の計算理論」(B.1参照)に着目し、色恒常性の神経回路モデルを構築している。彼らの色恒常性アルゴリズムは、Horn [35] のアルゴリズム、および Buchsbaum [41] のアルゴリズムを統合したものであり、入力画像であるセンサ応答量から反射率係数を推定するための前向き計算を行なうとともに、グレイワールド仮定、および入力画像のコントラスト値、局所平均値に対するフィッティングを神経回路の後向き結合による繰り返し計算により実現するモデルである。

黒田ら [40] の提案した色恒常性モデルの基本アルゴリズムを以下に示す。

1. 知覚色は与えられたセンサ応答量から推定した対象の表面反射率係数により決まる。
2. 反射率係数は、入力画像のエッジ領域のコントラスト値および局所的な平均値の情報に基づいて推定され、エッジ領域内部の反射率係数は、エッジ領域の情報をもとに充填される。
3. 反射率係数はその平均値がグレイとなるように推定される (グレイワールド仮定)。
4. 反射率係数は照明光が白色に近いものとして推定される。

上記1は、色恒常性が対象物の表面反射率を推定した結果であるという基本仮定である。2は、視覚神経系の空間微分特性および充填過程の存在を仮定したものであり、反射率推定には入力画像のコントラスト値の高い領域の情報だけを用いる。また、3、4はライトネス仮定であり、これにより入力画像の平均的な特性および照明光という外界の事前知識を導入している。

上記のアルゴリズムに基づいて構築された黒田らの色恒常性モデルの構造を図3.6に示す。

この図に従って、黒田らのモデルの動作を説明する。まず、画像が入力されると、反射率係数の近似推定値として、照明光が白色であると仮定した場合の反射率係数 $\sigma_j(x, y)^{white}$ が一撃で計算され (プレーン (a))、ラプラシアン操作と閾値操作によって緩やかな照明光空間強度変化が取り除かれた値がプレーン (b)、およびプレーン (d) にセットされる。さらに、逆ラプラシアン操作によって、プレーン (d) において領域内部が充填される。これと同時に、逆方向結合によって、推定値のコントラスト値 $\nabla^2 \hat{\sigma}_j(x, y)$ が戻され、プレーン (a) から出力されるコントラスト値 $T[\nabla^2 \sigma_j(x, y)^{white}]$ との比較により誤差が計算され、再び逆ラプラシアン操作が適用され、プレーン (d) の初期推定値に加えられる。また、エッジ領域については、プレーン (c) に表現され

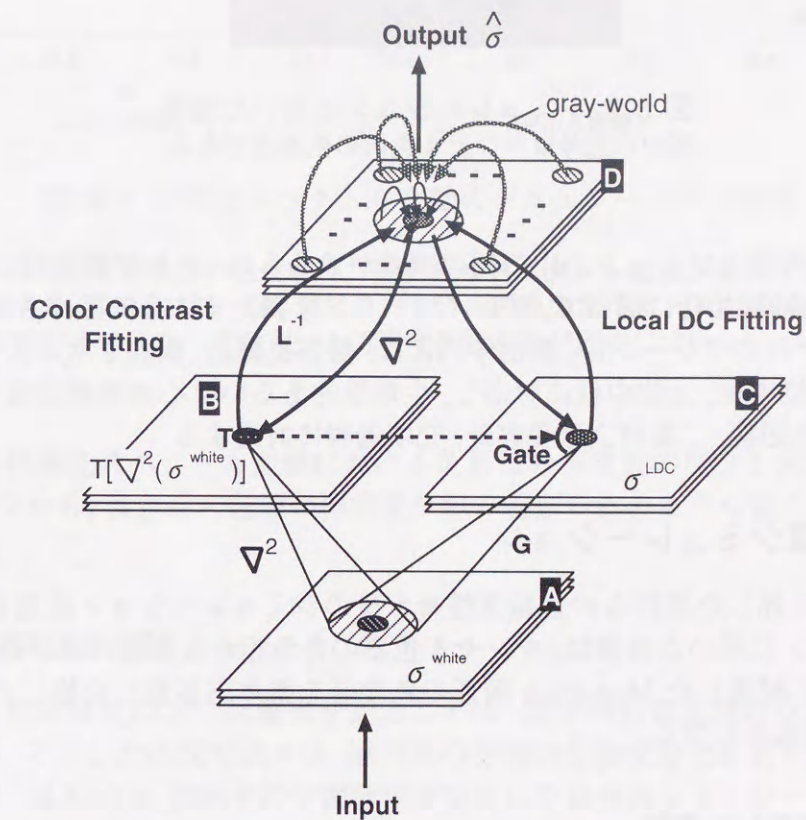


図 3.6 黒田らの色恒常性モデルの構造図 [40]

彼らの色恒常性モデルでは、入力画像であるセンサ応答量から反射率係数を推定する前向き計算を行なうとともに、グレイワールド仮定、および入力画像のコントラスト、局所平均値のフィッティングを神経回路の後向き結合による繰り返し計算によって実現している。

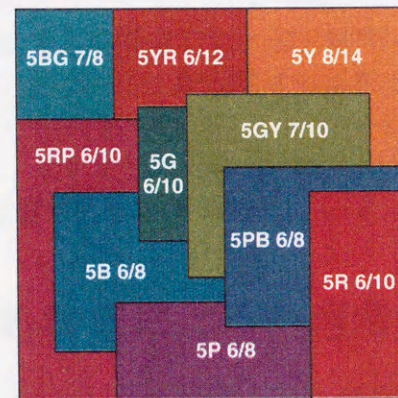


図 3.7 シミュレーションに用いた画像
図中の記号はマンセル色票の色票名である。

ている局所平均値とプレーン (d) の間の誤差が求められ、それが推定値に加えられる。さらに、側抑制結合に従って、グレイワールドを満たすように操作される。

なお、それぞれのプレーンは、解剖学的には、錐体視細胞、網膜2次ニューロン、視覚大脳皮質下位中枢、上位中枢に対応し、生理学的あるいは心理物理学的には、三原色応答、反対色応答、二重対立型受容野、充填過程に対応する。

3.4.1 数値シミュレーション

以下では、上述した黒田らの色恒常性モデルのシミュレーション結果を示す。シミュレーションに用いた画像は、マンセル色票の各色相から彩度の高い色相を選び、図 3.7 のように配置した Mondrian 図形の色度値を錐体応答量に変換したものであり、 32×32 画素からなる。

● 照明光スペクトル変動

照明光の色、すなわちスペクトル組成は自然環境において、天候や時刻など様々な条件で変動するが、こうした状況下においても色恒常性は成立する。ここでは、色温度 4000K、6774K、および 10000K の照明光下における色恒常性のシミュレーション結果を示す。図 3.8(a) は、Mondrian 画像 (図 3.7) に、それぞれの照明光色温度について入力画像から各色票の色度値を求め、CIE $u'v'$ 色度図上にプロットしたものであり、同一の色票毎に各照明色温度における色度値を線で結んである。同図 (b) は、黒田らのモデルの出力画像を同様にして CIE $u'v'$ 色度座標にプロットしたものである。なお、出力画像の色度値については、色票の中心部分の値を用いた。

入力画像の各色票の色度値は、図 3.8(a) のように照明光のスペクトル組成が変化すると大きく変動する。これに対し、黒田らのモデルの出力画像は、図 3.8(b) のように、入力画像に比べこうしたスペクトル変動の影響が低減しており、ある程度色恒常性が成立していると考えられる。図 3.9 は、Arend ら [21] の恒常度³を用いて、黒田ら

³付録 E 参照

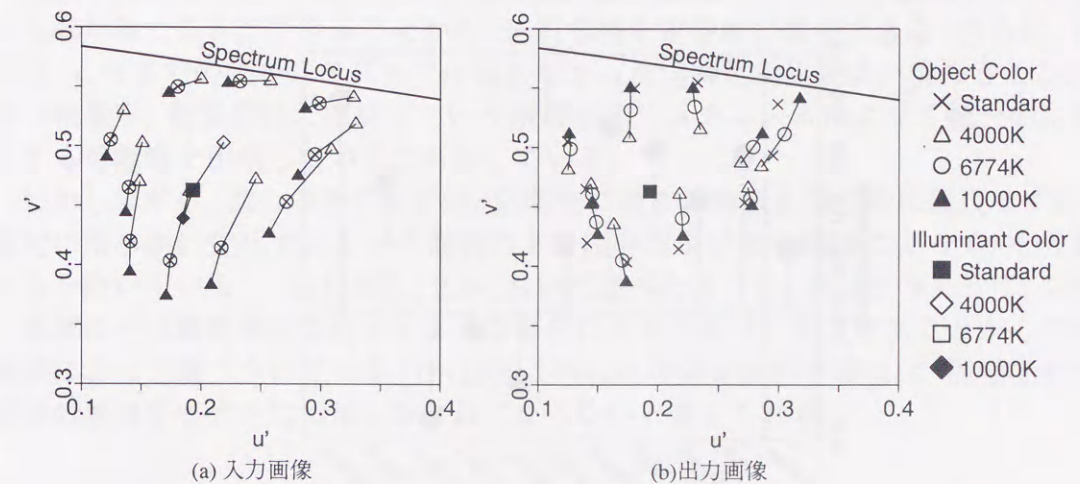


図 3.8 照明光スペクトル変動のシミュレーション結果

(a) 入力画像の各色票の色度値は、照明光のスペクトル組成が変化すると大きく変動する。これに対し、(b) 黒田らのモデルの出力画像は、入力画像に比べ色度の変動が小さくなっており、ある程度色恒常性が成立している。

のモデルの照明光スペクトル変動における色票毎の恒常性の度合を示したグラフである。グラフから、黄色系の色票の恒常度が他の色票のものよりも低くなっていることがわかる。

● 照明光空間強度変動

不均一な照明強度の下で対象物を見ることは、我々の日常生活のなかで頻繁に行なっている。そうした状況で我々は、照明光の空間的な強度変化を取り除いた色を知覚している。図 3.10 は、照明光の空間強度が変化した状況のシミュレーション結果を強度成分について、画像の y 座標を一定として切り出したグラフである。横軸は画素の x 座標、縦軸は画像の平均強度に対するコントラストであり、実線が推定値、点線が真値 (入力画像の構成に用いた値)、そして灰色の点線が入力値である。図 3.10(a) は、照明光強度が左方向から緩やかに減衰する場合の結果である。推定値において、入力値の緩やかな強度の空間変化が取り除かれていることが分かる。

一方、同図 (b) は、照明光強度が画像の中央でステップ状に変化する、すなわち画像に影が含まれる場合の結果である。グラフから、入力影による強度の変化をそのまま残して推定されていることが分かる。

● 同時色対比効果

黒田ら [40] はこのモデルを用いて、同時色対比現象のシミュレーションを行ない、若干ではあるが、中心の色票の色度が背景の補色方向に移動して推定されたと報告している。この同時色対比現象についても追試し、同様の結果が得られることを確認した。

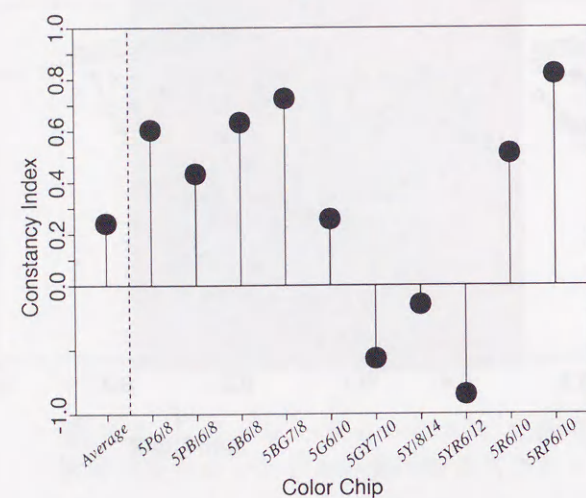


図 3.9 照明光スペクトル変動における恒常度

黒田らのモデルのシミュレーション結果の恒常度(付録E)を各色票ごとに示したグラフである。1.0に近いほど恒常性が高く、値が小さくなるほど恒常性が低い。なお、負値のスケールを変更して表示してある。黄色系の色票 5GY7/10, 5Y8/14, 5YR6/12 で特に恒常度が低い。

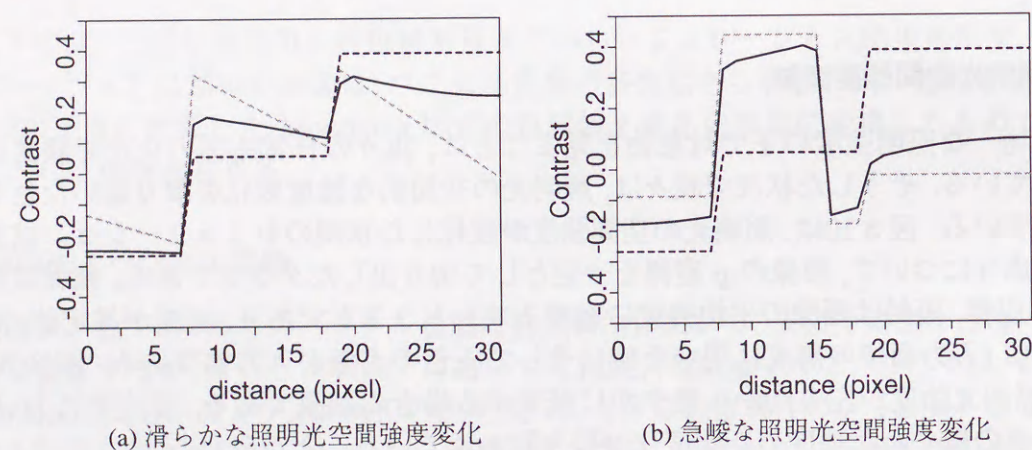


図 3.10 照明光空間強度変動のシミュレーション結果

黒田らのモデルによる反射率係数の推定結果(実線)及び入力画像の強度変化(灰色の点線)、反射率係数の真値(点線)について、画像の平均強度に対するコントラストを示したグラフである。(a) 照明光強度が緩やかに変化する場合には、入力画像の強度が左から緩やかに減少し、色票の境界で急峻に変化しているのに対し、反射率の推定結果は、色票の境界部を除き、グラフの傾きが小さくなっている。(b) ステップ状に照明光の強度が変化した場合には、照明光の強度変化が推定値に残ってしまっている。

黒田らの色恒常性モデルは、照明光分光分布の変化、照明光空間強度の変化を画像から取り除くことができることから、色恒常性を定性的に説明できる。さらに、黒田らは、これまでのアルゴリズムでは現れなかった同時色対比現象が現れることから、その結果を、色恒常性と色対比という現象が同じメカニズムによって統一的に説明できる可能性を示唆していると考察している。

しかしながら、彼らのモデルでは、照明光に関する情報を明示的に表現せずに、空間的に滑らかに変化するという前提の下で微分および閾値操作によって、その影響を取り除いている。これに対し、2.2において述べたように、影などのように、空間的に急激にその輝度値が変化する場合にも色恒常性が成立することが心理物理実験によって調べられている[17-19]。こうした現象を説明するには、照明光の空間情報の表現をモデルに付加しなければならないと考えられる。

第4章

影の下での色恒常性を実現する計算論モデル

4.1 はじめに

第3章では、従来の色恒常性アルゴリズムを概説した。黒田ら [47] によって、アルゴリズム構築の基本仮定である入力画像のグレイワールド性の仮定が、色恒常性の成立に重要な要素であるが、その仮定のみからは色恒常性の現象を十分に説明できないことが示されている。すなわち、入力画像全体の大域的な平均輝度値だけでなく、照明光の色および空間強度変化などいくつかの条件を統合した結果として色恒常性が成立することが示唆されている。

さて、これまで提案されてきた色恒常性モデルでは解決できていない問題がある。それは、影のように急激に強度が変化するような照明光の空間分布に対応できないことである。

我々は影が物体にかかったとき、影ができたことがわかり、物の色が変わったとは思わない。このことは、我々が影と物体の情報を分離し、別の情報として知覚していることを意味すると考えられる。しかし、従来提案されてきた全てのモデルでは、照明光の強度は緩やかに変化するものと仮定し、反射率だけを推定するため、影を色の变化として捉え、影の部分の対象の反射率が低くなったと推定する。換言すれば、本当は照明光が暗くなったのに、物の色が黒くなったと推定してしまうのである。我々の色覚に、この影の下での色恒常性がある程度備わっていることが、心理物理学実験で確かめられていることは2.2.2で述べた。

また、我々は色恒常性によって、照明光が異なる状況で対象物の色が同じに「見える」のではなく、対象物が同じ色だと「分かる」のであり、物体本来の色のみを知覚しているわけではない。しかしながら、従来のモデルは物体本来の色に対応する表面反射率のみを推定するものがほとんどであり、色恒常性のモデルとしては不十分であると考えられる。我々が、網膜に入射する光に応じた「見かけの色」(apparent color)と物体の表面反射率に応じた「表面色」(surface color)を区別する能力を有することは、2.2.3においてレビューした Arend ら [21] の実験からも明らかとなっている。こうした「色の二元性」と呼ばれる色知覚を実現し、さらに、影を影として

捉えるためには、従来モデルのように照明光の偏りを不要な情報として捨ててしまうのではなく、その色や空間的な強度の変化を推定しておかねばならない。我々の色覚では、照明光の情報は、他の視覚モジュールが持っているものを使っていると考えられるが、色知覚においても重要な役割を担っているといえる。

したがって、人間の色覚に近い、照明光の変動に対して柔軟なシステムを実現するためには、これらの問題を解決しなければならない。本章では、表面反射率のみならず、照明光の空間分布も推定することにより、影の下での色恒常性を実現する計算論モデルを提案し、その性能を数値シミュレーションを通して評価する。

4.2 入力画像に関する事前知識 - 影の特徴とその検出

黒田ら [40] の色恒常性モデルでは、滑らかさの拘束、エッジの検出を組み合わせた画像の推定を行なっている。しかし、画像のエッジ検出は、色の全ての属性について、ラプラシアン処理を行ない、その値が大きいものを物体の境界を示すエッジとし、値の小さいものは照明の空間強度変化とするアルゴリズムを用いていた。しかしながら、画像に境界部分を生じる原因には2種類あり、一方は色材の変化、すなわち表面反射率の変化であり、もう一方が影による照明光の急激な空間強度変化であるために、このエッジ検出方法では、影によって生じた境界部分において、色材の境界であると判断してしまい、推定される色に影の影響が残ってしまう。

また、黒田らのモデルをはじめとするこれまでの色恒常性モデルでは、推定対象は表面反射率もしくはそれに準ずる色材の特徴量のみであり、照明光の空間情報は含まれていなかった。しかしながら、我々は観測している物体の色属性とともに、その物体を照明する光の色および強度属性についても推定していると考えられることから、照明光の影なども含めた空間強度変化の推定結果の出力を得られれば、色恒常性のモデルとして、より完全なものになると考えられる。

以下、我々が日常対面する画像の構成の特徴について考察し、本研究で提案する色恒常性アルゴリズムに盛り込むべき、入力画像に関する事前知識について検討する。

まず、観測対象となる画像に次の仮定を設ける。

- 画像の同じ色紙の領域は一様な反射率であり、色紙の境界部分では反射率が変化する。
- 画像を照射する照明光の色みは空間的にほとんど変わらない。また、その空間強度は、影以外の領域では滑らかに変化する。

さてここで、日常観測される「影」について考える。Rubin ら [49] の考察によれば、影による境界部分の特徴と、色材による境界部分の特徴の違いは、陰影、ハイライト、面の向きの変化などによって生じる境界部分はその領域におけるスペクトル組成が法則的な変化をするのに対して、色材の変化によって生じる境界部分では色材の構成によって様々に変化し、多くの場合、影のような法則的な変化はないことである。この考えを図に表せば、図4.1のようになる。

図4.1、および Newhall ら [18] の心理物理実験の知見から、ある物体の一部を影が覆っている場合に観測される色刺激について、その特徴を次のように書き表せる。

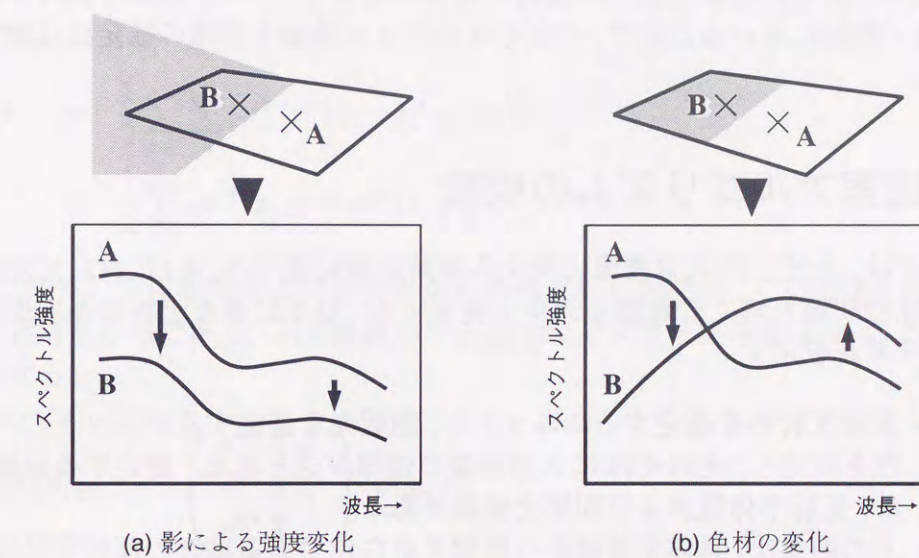


図 4.1 画像の境界部分における特徴

(a) 影によって画像に境界が生じた場合のスペクトル強度変化、(b) 色材の変化によって画像に境界が生じた場合のスペクトル強度変化のグラフである。(a) の場合、影の部分では、影によって生じた境界部分において影のない場合よりも、全体的にスペクトル強度が小さくなる系統的な変化がある。一方、(b) の場合には影の場合のような系統的な変化はなく、色材の組合せによって、そのスペクトル強度は、様々に変化する。

- 影とその周辺は、その境界部分において主に明るさが急激に変化する。
- 影の領域内の色み(彩度, 色相)は、その周辺と単一の照明光下ではあまり変化しない。
- 屋外等の状況では、天空光によって影の部分の色相が青に偏るが、知覚される色も青に偏る傾向がある。

これらのことを考慮すると、色知覚における影の影響を分離すること、すなわち、影を識別するには、影による画像信号の変化と、色材の変化による強度変化を見分けるための判断材料として、明るさと、色みの変化の割合を用いることが有用と考えられる。そして、得られた影もしくは色材の境界の情報を、エッジ情報を保持する線過程¹の活性・抑制に用いることで、それぞれのエッジ情報を画像の推定に反映できると考える。

4.3 提案アルゴリズムの概要

本研究では、上述した入力画像に関する事前知識に基づき、3.1において定式化した色恒常性の問題を解く計算論モデルを提案する。以下に本モデルの基本仮定およびアルゴリズムを示す。

- 表面反射率を推定するユニットと、照明光を推定するユニットの存在を仮定し、それぞれに入力画像の情報が送られる。推定する情報は、反射率係数および照明光係数である。
- 入力画像は、錐体応答値から照明光が白色である場合の反射率係数に変換された画像であり、それぞれのユニットへ送られる情報は、反射率、照明光の推定値と入力画像との矛盾を減少させる働きを持つ。
- 反射率係数は、入力画像のコントラストを保存するように推定される。ただし、影の境界付近ではコントラストは保存しない。
- 入力画像はマルコフ性を満足し、ある画素の状態はその周辺の画素の状態に依存する。
- それぞれの推定ユニットは、画像強度の補間を行なう強度過程と、画像の不連続を検出する線過程の結合した結合マルコフ確率場モデルによって構成される。
- 入力画像の色の平均はグレイである(グレイワールド仮定)。
- 照明光の色は、白色に近いものと仮定し、さらに照明光の色みはあまり変化しないと仮定する。
- それぞれの推定ユニットの線過程間には、表面反射率の境界か、影のエッジかを決定するための、影の事前知識に基づいた相互作用がある。

以上の考えに基づいて、エネルギー関数を次節のように定式化した。このエネルギー関数の値を最小にする反射率および照明光を推定値とする。

¹付録C参照

4.4 色恒常性のエネルギー関数

色情報の推定に加え、照明光の情報も推定する色恒常性モデルは、次式に示すエネルギー関数の値を最小にする計算を行なうものである。

$$J = a_1 J_{\hat{\sigma}^w} + a_2 J_{\hat{\sigma}} + a_3 J_{\hat{\epsilon}} + a_4 J_E + a_5 J_S \quad (4.1)$$

ここで、 $J_{\hat{\sigma}^w}$ は、入力画像 σ^w と、推定した反射率係数 $\hat{\sigma}$ 、および照明光係数 $\hat{\epsilon}$ から再構成した $\hat{\sigma}^w$ の矛盾に関する項、 $J_{\hat{\sigma}}$ は、推定反射率係数 $\hat{\sigma}$ に関するエネルギーの項、 $J_{\hat{\epsilon}}$ は、推定照明光係数 $\hat{\epsilon}$ に関するエネルギーの項、 J_E は、 $\hat{\sigma}, \hat{\epsilon}$ の線過程に関するエネルギーの項、 J_S は、影の事前知識に基づいた線過程に関するエネルギーの項である。

$J_{\hat{\sigma}^w}$ は、

$$J_{\hat{\sigma}^w} = \frac{1}{2} \sum_{x,y} \sum_i (\sigma_i^w(x,y) - \hat{\sigma}_i^w(x,y))^2 \quad (4.2)$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{x,y} \|\sigma^w(x,y) - \hat{\sigma}^w(x,y)\|^2 \quad (4.3)$$

上式は、推定した反射率および照明光から再構成した画像が、入力画像と同じになるように要請する項である。入力画像 $\sigma^w(x,y)$ は、センサー応答量 $\rho(x,y)$ から次のように表せる。

$$\sigma^w(x,y) = \begin{pmatrix} \epsilon^{wt} \mathbf{X}_S \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_M \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_L \end{pmatrix}^{-1} \cdot \rho(x,y) \quad (4.4)$$

ここで、 ϵ^w は、白色照明の照明光係数である。また、 \mathbf{X} の添字は、式(3.24)の添字 i ではセンサの種類を示す番号であったが、ここでは錐体のタイプの記号を記し、 S 、 M 、および L とする。

また、 $\hat{\sigma}^w(x,y)$ は、 $\hat{\sigma}(x,y), \hat{\epsilon}(x,y)$ から以下のように表せる。

$$\hat{\sigma}^w = \begin{pmatrix} \epsilon^{wt} \mathbf{X}_S \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_M \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_L \end{pmatrix}^{-1} \cdot \begin{pmatrix} \hat{\epsilon}(x,y)^t \mathbf{X}_S \\ \hat{\epsilon}(x,y)^t \mathbf{X}_M \\ \hat{\epsilon}(x,y)^t \mathbf{X}_L \end{pmatrix} \hat{\sigma}(x,y) \quad (4.5)$$

$$= \begin{pmatrix} \epsilon^{wt} \mathbf{X}_S \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_M \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_L \end{pmatrix}^{-1} \cdot \begin{pmatrix} \hat{\sigma}(x,y)^t \mathbf{X}_S^t \\ \hat{\sigma}(x,y)^t \mathbf{X}_M^t \\ \hat{\sigma}(x,y)^t \mathbf{X}_L^t \end{pmatrix} \hat{\epsilon}(x,y) \quad (4.6)$$

次に、 $J_{\hat{\sigma}}$ に関する項を、以下のように書き表す。

$$J_{\hat{\sigma}} = b_1 J_{\hat{\sigma}C} + b_2 J_{\hat{\sigma}F} + b_3 J_{\hat{\sigma}G} + b_4 J_{\hat{\sigma}L} \quad (4.7)$$

ここで、 $J_{\hat{\sigma}C}$ は、入力画像の滑らかな変化成分を取り除き、そのコントラストを保存した反射率を推定することを要請する項、 $J_{\hat{\sigma}F}$ は、強度過程の滑らか補間に関する項、 $J_{\hat{\sigma}G}$ は、グレイワールド性に関する項、 $J_{\hat{\sigma}L}$ は、線過程に関する項であり、各項を以下のように表す。

まず, $J_{\hat{\sigma}C}$ は,

$$J_{\hat{\sigma}C} = \sum_{x,y} \sum_i \frac{1}{2} \left[\mathcal{L}^{-1} \left(\mathcal{G}(d(x,y)) \mathcal{T} \left(\nabla^2 \sigma_i^w(x,y) \right) - \nabla^2 \hat{\sigma}_i(x,y) \right) \right]^2 \quad (4.8)$$

ここで, $d(x,y)$ は, 反射率推定モジュールの線過程の状態の移動平均フィルタであり, 次式のような関数である.

$$d(x,y) = \frac{1}{4} (h_{\hat{\sigma}}(x-1,y) + h_{\hat{\sigma}}(x,y) + v_{\hat{\sigma}}(x-1,y-1) + v_{\hat{\sigma}}(x,y)) \quad (4.9)$$

$h_{\hat{\sigma}}, v_{\hat{\sigma}}$ は, 反射率推定モジュールの線過程のそれぞれ横方向のエッジ, 縦方向のエッジの状態である. 照明光推定モジュールの線過程も同様に, $h_{\hat{\varepsilon}}, v_{\hat{\varepsilon}}$ を持つ. なお, 線過程を構成する素子の入出力特性が以下のようなシグモイド関数であると仮定し, 線過程の状態を, 0 から 1 の範囲に保つ.

$$l_{out} = \frac{1}{1 + \exp(-2\kappa l_{in})} \quad (4.10)$$

座標 (x,y) の画素の周辺にエッジが検出されている場合には, $d(x,y)$ の値が大きくなり, 次式で表されるゲート関数 $\mathcal{G}()$ によって, 入力画像の (x,y) 付近のコントラストのみが保存されるように働く.

$$\mathcal{G}(x) = \begin{cases} 1 & : \text{if } |x| \geq \text{threshold} \\ 0 & : \text{others} \end{cases} \quad (4.11)$$

なお, $\mathcal{T}()$ は, 閾値関数であり, 次式で表される.

$$\mathcal{T}(x) = \begin{cases} x & : \text{if } |x| \geq \text{threshold} \\ 0 & : \text{others} \end{cases} \quad (4.12)$$

また, \mathcal{L}^{-1} は, ここでは逆ラプラシアン演算子の意味で用いている.

滑らか補間に関する項 ($J_{\hat{\sigma}F}$) では, 一階微分を用いる.

$$\begin{aligned} J_{\hat{\sigma}F} = & \sum_i \sum_{x,y} \frac{1}{4} \left\{ \left(\hat{\sigma}_i(x,y) - \hat{\sigma}_i(x,y+1) \right)^2 (1 - h_{\hat{\sigma}}(x,y)) \right. \\ & + \left(\hat{\sigma}_i(x,y) - \hat{\sigma}_i(x,y-1) \right)^2 (1 - h_{\hat{\sigma}}(x,y-1)) \\ & + \left(\hat{\sigma}_i(x,y) - \hat{\sigma}_i(x+1,y) \right)^2 (1 - v_{\hat{\sigma}}(x,y)) \\ & \left. + \left(\hat{\sigma}_i(x,y) - \hat{\sigma}_i(x-1,y) \right)^2 (1 - v_{\hat{\sigma}}(x-1,y)) \right\} \end{aligned} \quad (4.13)$$

グレイワールド性に関する項 ($J_{\hat{\sigma}G}$) は,

$$J_{\hat{\sigma}G} = \sum_i \frac{1}{2} \left\{ \sigma_i^{gray} - \frac{1}{M \times N} \sum_{x,y} \hat{\sigma}_i(x,y) \right\}^2 \quad (4.14)$$

ただし, σ^{gray} は基準グレイ値. $M \times N$ は, 画像の画素数である.

線過程に関する項 ($J_{\hat{\sigma}L}$) は,

$$J_{\hat{\sigma}L} = c_1 J_{\hat{\sigma}L1} + c_2 J_{\hat{\sigma}L2} + c_3 J_{\hat{\sigma}L3} + c_4 J_{\hat{\sigma}L4} \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned} J_{\hat{\sigma}L1} = & \sum_{x,y} \left[h_{\hat{\sigma}}(x,y) \left\{ (1 - h_{\hat{\sigma}}(x+1,y) - v_{\hat{\sigma}}(x,y) - v_{\hat{\sigma}}(x,y+1))^2 \right. \right. \\ & + (1 - h_{\hat{\sigma}}(x-1,y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1,y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1,y+1))^2 \left. \right\} \\ & + v_{\hat{\sigma}}(x,y) \left\{ (1 - v_{\hat{\sigma}}(x,y+1) - h_{\hat{\sigma}}(x,y) - h_{\hat{\sigma}}(x+1,y))^2 \right. \\ & \left. \left. + (1 - v_{\hat{\sigma}}(x,y-1) - h_{\hat{\sigma}}(x,y-1) - h_{\hat{\sigma}}(x+1,y-1))^2 \right\} \right] \end{aligned} \quad (4.16)$$

$$J_{\hat{\sigma}L2} = \sum_{x,y} \left\{ h_{\hat{\sigma}}(x,y) h_{\hat{\sigma}}(x,y+1) + v_{\hat{\sigma}}(x,y) v_{\hat{\sigma}}(x+1,y) \right\} \quad (4.17)$$

$$J_{\hat{\sigma}L3} = \sum_{x,y} \left\{ h_{\hat{\sigma}}(x,y) + v_{\hat{\sigma}}(x,y) \right\} \quad (4.18)$$

$$J_{\hat{\sigma}L4} = \sum_{x,y} \left\{ h_{\hat{\sigma}}(x,y) (1 - h_{\hat{\sigma}}(x,y)) + v_{\hat{\sigma}}(x,y) (1 - v_{\hat{\sigma}}(x,y)) \right\} \quad (4.19)$$

$J_{\hat{\varepsilon}}$ についての項は,

$$J_{\hat{\varepsilon}} = d_1 J_{\hat{\varepsilon}F} + d_2 J_{\hat{\varepsilon}V} + d_3 J_{\hat{\varepsilon}W} + d_4 J_{\hat{\varepsilon}L} \quad (4.20)$$

で表される. ここで, $J_{\hat{\varepsilon}F}$ は, 強度過程の滑らか補間に関する項, $J_{\hat{\varepsilon}V}$ は, 照明光の色みの分散に関する項, $J_{\hat{\varepsilon}W}$ は, 照明光は白色に近いとする項, $J_{\hat{\varepsilon}L}$ は, 線過程に関する項である. 各項は, 以下のように表される.

$$\begin{aligned} J_{\hat{\varepsilon}F} = & \sum_i \sum_{x,y} \frac{1}{4} \left\{ \left(\hat{\varepsilon}_i(x,y) - \hat{\varepsilon}_i(x,y+1) \right)^2 (1 - h_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \right. \\ & + \left(\hat{\varepsilon}_i(x,y) - \hat{\varepsilon}_i(x,y-1) \right)^2 (1 - h_{\hat{\varepsilon}}(x,y-1)) \\ & + \left(\hat{\varepsilon}_i(x,y) - \hat{\varepsilon}_i(x+1,y) \right)^2 (1 - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \\ & \left. + \left(\hat{\varepsilon}_i(x,y) - \hat{\varepsilon}_i(x-1,y) \right)^2 (1 - v_{\hat{\varepsilon}}(x-1,y)) \right\} \end{aligned} \quad (4.21)$$

照明光の色度の分散に関する項は以下のように表す.

$$J_{\hat{\varepsilon}V} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{x,y} \left(\hat{\varepsilon}_i(x,y) - \frac{1}{M \times N} \sum_{x',y'} \hat{\varepsilon}_i(x',y') \right)^2 \quad (4.22)$$

照明光の色度を白色に近づけるための項は以下のように表す.

$$J_{\hat{\varepsilon}W} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{x,y} \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{x',y'} \hat{\varepsilon}_i(x',y') - \epsilon_i^{white}(x,y) \right)^2 \quad (4.23)$$

ただし, ϵ^{white} は, 白色照明の照明光係数である.

$J_{\hat{\varepsilon}L}$ については,

$$J_{\hat{\varepsilon}L} = e_1 J_{\hat{\varepsilon}L1} + e_2 J_{\hat{\varepsilon}L2} + e_3 J_{\hat{\varepsilon}L3} + e_4 J_{\hat{\varepsilon}L4} \quad (4.24)$$

$$J_{\hat{\varepsilon}L1} = \sum_{x,y} \left[h_{\hat{\varepsilon}}(x,y) \{ (1 - h_{\hat{\varepsilon}}(x+1,y) - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y) - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y+1))^2 \right. \\ \left. + (1 - h_{\hat{\varepsilon}}(x-1,y) - v_{\hat{\varepsilon}}(x-1,y) - v_{\hat{\varepsilon}}(x-1,y+1))^2 \right. \\ \left. + v_{\hat{\varepsilon}}(x,y) \{ (1 - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y+1) - h_{\hat{\varepsilon}}(x,y) - h_{\hat{\varepsilon}}(x+1,y))^2 \right. \\ \left. + (1 - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y-1) - h_{\hat{\varepsilon}}(x,y-1) - h_{\hat{\varepsilon}}(x+1,y-1))^2 \} \right] \quad (4.25)$$

$$J_{\hat{\varepsilon}L2} = \sum_{x,y} \{ h_{\hat{\varepsilon}}(x,y) h_{\hat{\varepsilon}}(x,y+1) + v_{\hat{\varepsilon}}(x,y) v_{\hat{\varepsilon}}(x+1,y) \} \quad (4.26)$$

$$J_{\hat{\varepsilon}L3} = \sum_{x,y} \{ h_{\hat{\varepsilon}}(x,y) + v_{\hat{\varepsilon}}(x,y) \} \quad (4.27)$$

$$J_{\hat{\varepsilon}L4} = \sum_{x,y} \{ h_{\hat{\varepsilon}}(x,y)(1 - h_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) + v_{\hat{\varepsilon}}(x,y)(1 - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \} \quad (4.28)$$

J_E については,

$$J_E = \sum_{x,y} \frac{1}{2} \{ h_{\hat{\varepsilon}}^2(x,y) h_{\hat{\sigma}}^2(x,y) + v_{\hat{\varepsilon}}^2(x,y) v_{\hat{\sigma}}^2(x,y) \} \quad (4.29)$$

で表す. 両方の推定ユニットにおいてエッジが同時に立つことを禁止する形になっている.

最後に, 影に関する制約項は,

$$J_S = \sum_{x,y} (1 - h_{\hat{\sigma}}(x,y) + h_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \cdot \frac{u_1 D y_1^2(x,y) + u_2 D y_2^2(x,y)}{\sum_j u_j D y_j^2(x,y)} \\ + \sum_{x,y} (1 + h_{\hat{\sigma}}(x,y) - h_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \cdot \frac{u_0 D y_0^2(x,y)}{\sum_j u_j D y_j^2(x,y)} \\ + \sum_{x,y} (1 - v_{\hat{\sigma}}(x,y) + h_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \cdot \frac{u_1 D x_1^2(x,y) + u_2 D x_2^2(x,y)}{\sum_j u_j D x_j^2(x,y)} \\ + \sum_{x,y} (1 + v_{\hat{\sigma}}(x,y) - v_{\hat{\varepsilon}}(x,y)) \cdot \frac{u_0 D x_0^2(x,y)}{\sum_j u_j D x_j^2(x,y)} \quad (4.30)$$

$$D x_j(x,y) = \sigma_j^w(x+1,y) - \sigma_j^w(x,y) \quad (4.31)$$

$$D y_j(x,y) = \sigma_j^w(x,y+1) - \sigma_j^w(x,y) \quad (4.32)$$

以上のエネルギー関数の値を最急降下法により最小化することにより, $\hat{\sigma}$, $\hat{\varepsilon}$, $h_{\hat{\sigma}}$, $v_{\hat{\sigma}}$, $h_{\hat{\varepsilon}}$, $v_{\hat{\varepsilon}}$ を求める. すなわち, $\frac{dJ}{dt}$ を求め, その値に従いこれらのパラメータを更新する. $\frac{dJ}{dt}$ の詳細は, 付録 D に記述した.

4.5 色恒常性の神経回路モデル

本モデルの構造は, 図 4.2 のように表される. この図に従って, 本モデルの動作を説明する. まず, センサ応答量が入力されると, 照明光が白色である場合の反射率 (σ^w) に変換される. σ^w は, 反射率推定モジュール, 照明光推定モジュールにそれぞれ送られるが, ここで両推定モジュールの強度過程, 線過程には画像の空間変化のある (2 次微分が大きい) 部分の情報が送られる. 強度過程に送られた情報は, 他方のモジュールの状態をもとに入力画像と推定値との矛盾が小さくなるようにデータフィットが行なわれる. さらに, 反射率推定モジュールには画像の空間変化が大きい部分の微分値だけを取り出し, 積分した画像が送られ, コントラストフィットが行なわれる. 反射率推定モジュールでは, グレイワールドを満たすための計算が行なわれ, 照明光推定モジュールでは, 照明光を白色に近づけ, 色みの分散を抑える計算が行なわれる. それぞれの強度過程と線過程の間では, エッジを検出するための相互作用があり, 強度過程では画像強度が隣接画素と滑らかに補間されるが, エッジが検出された部分では, その動作は禁止される. 2 つの線過程の間では, 入力画像の情報も利用し, 影の境界か, 反射率の境界かを, 影の事前知識に基づいて決定する. 以上の相互作用が繰り返えされ, 反射率, 照明光が推定される.

ここで, 各モジュールのそれぞれの部分における計算を神経回路で表すことを考える.

強度過程の神経回路は, 図 4.3 によって実現できる. 図において, 中心の画素は周辺から滑らかに補間されるが, 画素の中間に位置する線過程のユニットが画像の不連続を検出していた場合には, その補間を行なわれない. 線過程の神経回路は, 図 4.4 の 2 つの回路により実現される. これらは, 水平方向および垂直方向のエッジを検出する.

影の事前知識に基づいて画像中の属性の不連続を, 影によって生じたエッジ, 色材の変化によるエッジに分類する神経回路は, 図 4.5 のように表せる. エネルギー関数では二次元画像を入力として定式化したが, 同図では神経回路を一次元画像を扱う場合に簡略化した. この神経回路は, 2 つの色みを表すチャネル, 1 つの明るさを表すチャネルで構成される入力層, 入力層の隣接画素の色みの変化量, 明るさの変化量を計算する中間層, そして出力層として反射率推定モジュール, 照明光推定モジュールの線過程の 3 層で構成される. 入力層は, 図 4.2 の opponent plane に対応する. 中間層において計算された色み, 明るさの変化量の差分をもとに, 明るさが主に変化しているならば, 照明光推定モジュールの線過程を活性化し, 反射率推定モジュールの線過程を抑制する. 逆に, 色みが主に変化しているならば, 反射率推定モジュールの線過程を活性化し, 照明光推定モジュールの線過程を抑制する. 以上の計算を繰り返すことにより, 「影」, 「色」のエッジの分類が行われる. その結果, 影によるエッジの部分は, 反射率推定モジュールの線過程ではエッジとは判断されない. そして, 強度過程による画像強度の滑らかな補間, およびコントラストフィットにより, その付近は影による強度変化を除去するように計算が進められる.

グレイワールド項, 白色照明光の項, 照明光の色みに関する項は, 画像の平均と基準グレイとの差, 推定照明光平均値と標準照明光の差, 各推定照明光と推定照明光平均値の差など画像全体にわたる加算によって平均値を求める回路によって実現される.

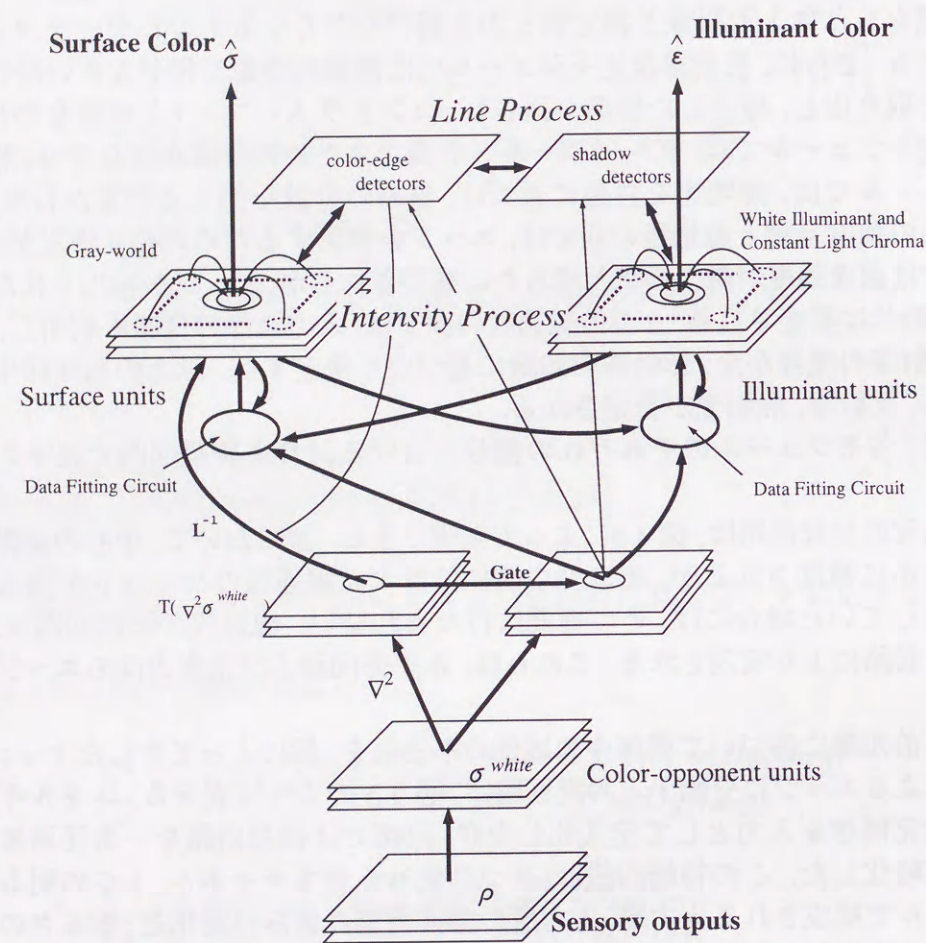


図 4.2 提案モデルの構造

センサ出力が本モデルの入力であり、出力は反射率係数および照明光係数である。本モデルは、入力を照明光が白色である場合の反射率に変換する部分と、反射率係数・照明光係数を推定する2つのモジュールにより構成される。図中の矢印は情報の流れを示しており、両端に矢印のある部分にはそれぞれの保持する情報の計算が相互作用により行なわれることを示している。

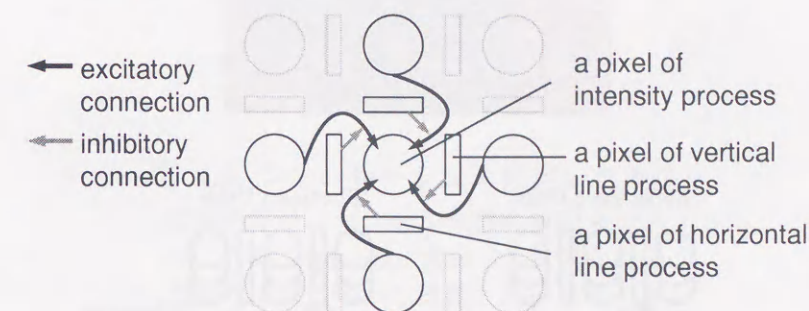
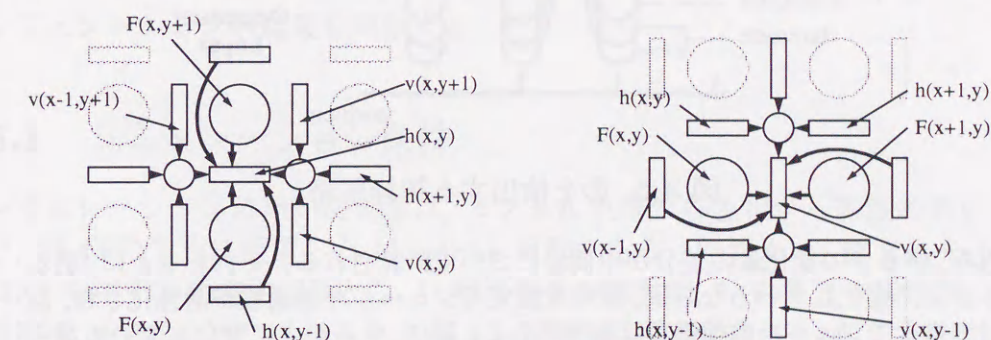


図 4.3 強度過程の神経回路

中心の画素は周辺から滑らかに補間されるが、画素の中間に位置する線過程のユニットが画像の不連続を検出していた場合には、その補間を行なわれない。



(a) 水平方向のエッジに関する線過程 (b) 垂直方向のエッジに関する線過程

図 4.4 線過程の神経回路

中心のエッジ情報は、周辺の8つの線過程の要素及び2つの強度過程の状態により補間される。

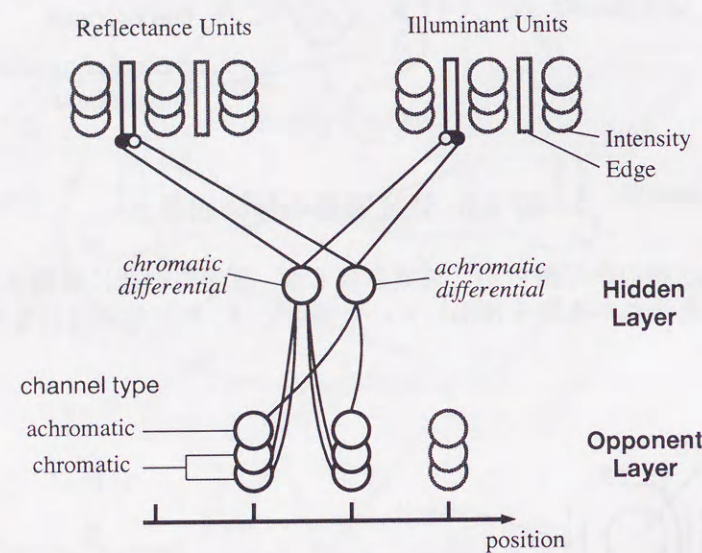


図 4.5 影を検出する神経回路

色み, 明るさの変化量の差分が中間層において計算される。これをもとに, 明るさが主に変化しているならば, 照明光推定モジュールの線過程が活性化され, 反射率推定モジュールの線過程は抑制される。逆に, 色みが主に変化しているならば, 反射率推定モジュールの線過程が活性化され, 照明光推定モジュールの線過程が抑制される。

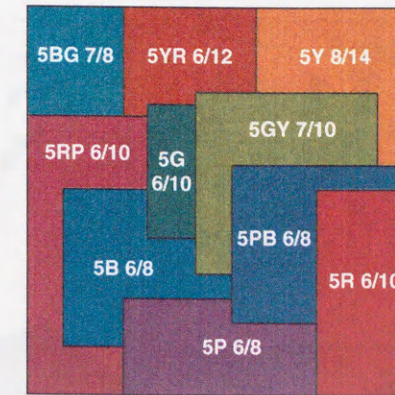


図 4.6 シミュレーションに用いた画像

図中の記号はマンセル色票の色票名である。この Mondrian 図形は, 黒田らのモデルの追試に用いた画像と同一のものである。

4.6 数値シミュレーション

本モデルの色恒常性モデルとしての性能を評価するため, いくつかの状況を模擬した数値シミュレーションを行なった。以下, シミュレーションの条件について示し, 各シミュレーションの結果を列挙する。

4.6.1 シミュレーション条件

シミュレーションに用いた画像は, マンセル色票の各色相から彩度の高い色票を選び, 図 4.6 のように配置した Mondrian 図形である。照明光は, 標準昼光 (色温度 6774K) をモデルの基準照明とし, 1: 標準昼光一様照明, 2: 白熱光一様照明, 3: 蛍光一様照明, 4: シェーディング, 5: スポット照射, 6: 画像両端が一様で, その中間の強度が直線的に変化する状況, 7: 画像右半分影あり, 8: 画像左下部分を影が覆い, 影の境界が画像の対角線上を二分する状況, 9: 画像左上矩形領域に影がある場合の合計 9 つの状況を設定し, それぞれの照明状況におけるセンサ応答値を求めモデルに入力し, 反射率, 照明光の推定を行なった。なお, 照明光の色度を標準昼光から変えた 2, 3 の状況では, それぞれ照明光の色温度を 4000K, 10000K とし, 空間強度を一定とした。また, 照明光強度に空間変化を与えた 4 から 9 の状況では, 照明光は標準昼光とし, 空間強度はそれぞれ図 4.7 のように設定した。

シミュレーションでは, 反射率推定モジュールの初期値として, コントラストフィット項の算出値, およびグレイワールド項の算出値の和を設定した。また, 照明光推定モジュールの初期値として, 入力がグレイワールドを満たしていると仮定した場合の照明光の近似値を設定した。この初期値設定は, 従来の一撃アルゴリズムに相当するが, このプロセスが, モデルへの画像入力以前の反射率モジュールの状態がグレイであり, 照明光推定モジュールは暗黒であるとし, 画像が入力されるとともにコント

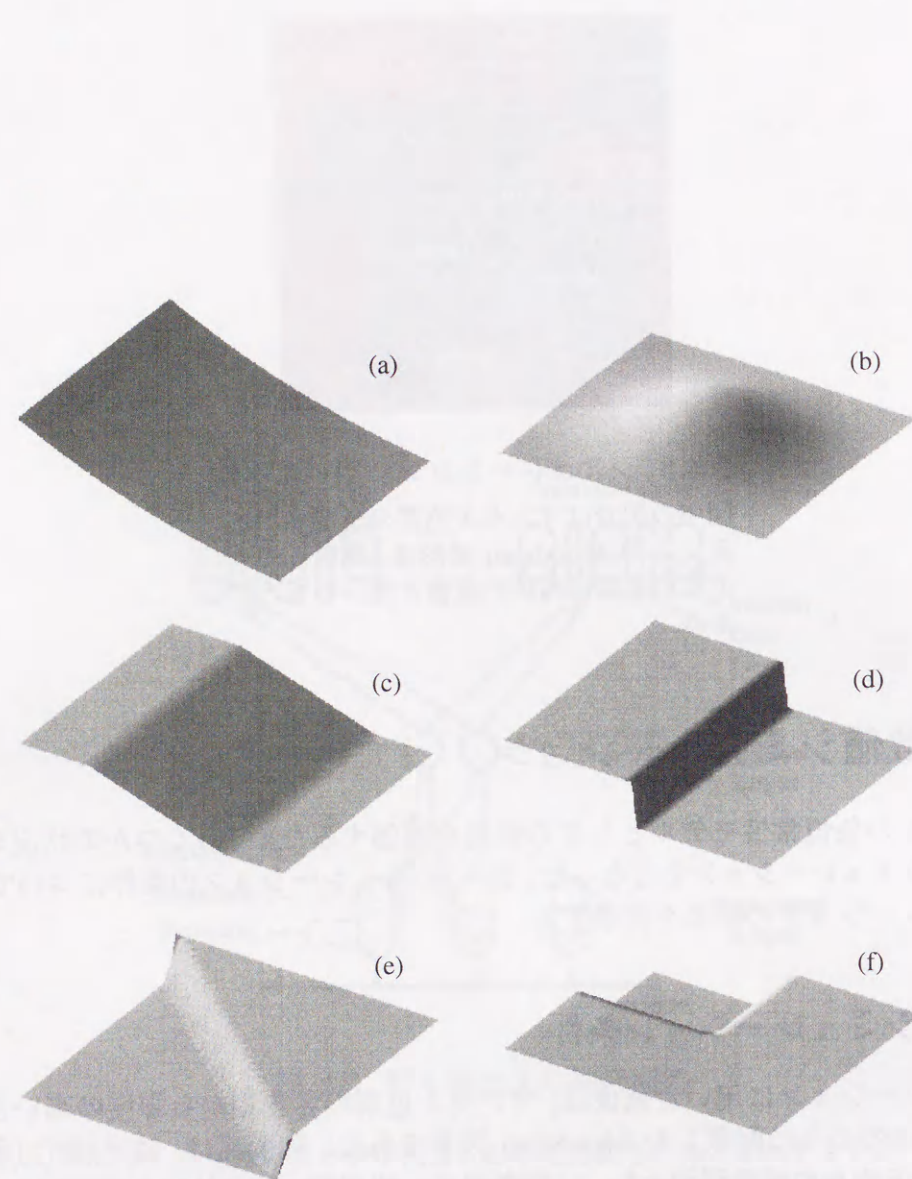


図 4.7 設定した照明光強度変化パターン

図は照明光空間強度を変化させたシミュレーションにおいて設定した照明光強度の空間変化を三次元的に表示したものであり、それぞれ (a) シェーディング、(b) スポットライト、(c) 画像両端が一様でその中間の強度が直線的に変化する状況、(d) 右半分に影がある状況、(e) 画像左下を影が覆い、影の境界が画像の対角線上を二分する状況、(f) 画像左上を影が覆っている状況に相当する。

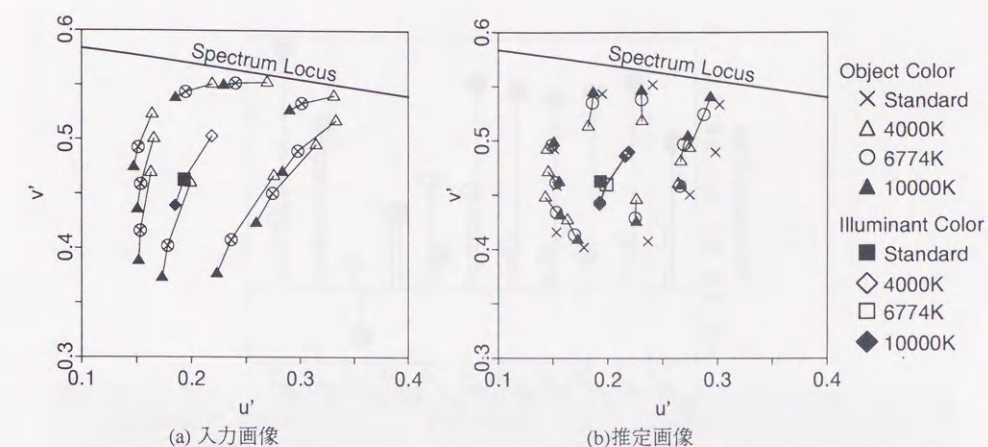


図 4.8 照明光スペクトル変動における推定結果

照明光の色みを変化させたシミュレーションの結果を CIE $u'v'$ 色度座標にプロットしたものである。それぞれ、(a) は入力画像の各色票の測色値、(b) は提案モデルによる (a) に対する推定結果である。入力画像 (a) の照明光の色度変化に対する測色値の変動が、推定結果 (b) では非常に小さくなっており、本モデルが色恒常性を有することがわかる。

ラストフィットによって反射率がセットされ、その結果照明光の近似値がセットされるという流れで行なわれると考えれば、それほど不自然ではないと考えられる。

4.6.2 照明光スペクトル変動のシミュレーション

図 4.10 に、標準日光 (色温度 6774K) の場合のシミュレーション結果の画像を、図 4.11 に、白熱照明 (色温度 4000K) の場合のシミュレーション結果の画像を、図 4.12 に、蛍光照明 (色温度 10000K) の場合のシミュレーション結果の画像を示す。これらの結果を各照明光色温度における入力画像および推定反射率画像について並べて示したものが図 4.13 である。

以上のシミュレーション結果を定量的に示すために、各色票について、それぞれの照明光色温度における入力画像、および本モデルの推定画像から色度値を求め、CIE $u'v'$ 色度図上にプロットしたものが、図 4.8 である。図 4.8(a) は、Mondrian 画像 (図 4.6) の同一の色票毎に各照明光色温度における色度値を線で結んである。同図 (b) は、本モデルの推定画像の各色票の色度値をプロットしたものである。なお、出力画像の色度値については、色票の中心部分の値を用いた。

このように、本モデルは照明光の色度値をある程度うまく推定できており、入力画像の色度値の変動に対し、本モデルの推定結果は非常に変動が小さくなっている。このことから、本モデルは、照明光のスペクトルの変動を取り除いた反射率を推定できていることがわかる。

ここで、本モデルの色恒常性成立の度合を定量的に示すために、Arend ら [21] の用

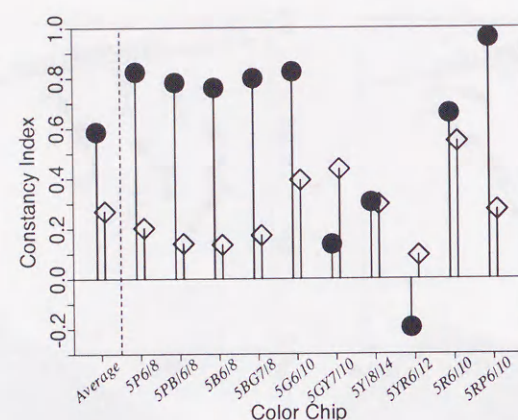


図 4.9 推定結果各色票の恒常度

Arendら [21] の恒常度 (constancy index) を用いて, 照明色温度 4000K, 10000K におけるシミュレーション結果から色票毎に恒常度を求め, その平均値を示したグラフである。左端の Average は全色票に対する恒常度の平均である。●は推定反射率, ◇は推定反射率, 照明光で再構成した画像について, 恒常度を求めたものである。

いた constancy index²を用いて, 推定画像の各色票についての恒常度を示したものが図 4.9である。

図において, ●は, 照明光のスペクトル変動による入力画像の変化に対する, 推定反射率の変動の度合を示し, 照明光の変化に対して本モデルの出力がどれだけ安定しているかを示すものであり, Arendら [21] の実験の paper match の結果に相当すると思われる。◇は推定反射率, 照明光で再構成した画像の各色票の測色値が, 入力画像のスペクトル変動に対しどれだけ安定しているかを示すものであり, Arendらの実験における appearance match の結果に相当するものと考えられる。こうした paper match, appearance match という2つの色合わせに対応付けた評価は, これまでの色恒常性モデルでは, その推定値が表面反射率のみであったためにできなかった。本モデルの恒常度は, 全体の傾向として paper match の結果の方が高くなっており, 定性的には Arendら [21] の結果に一致すると考えられる。

²付録 E参照

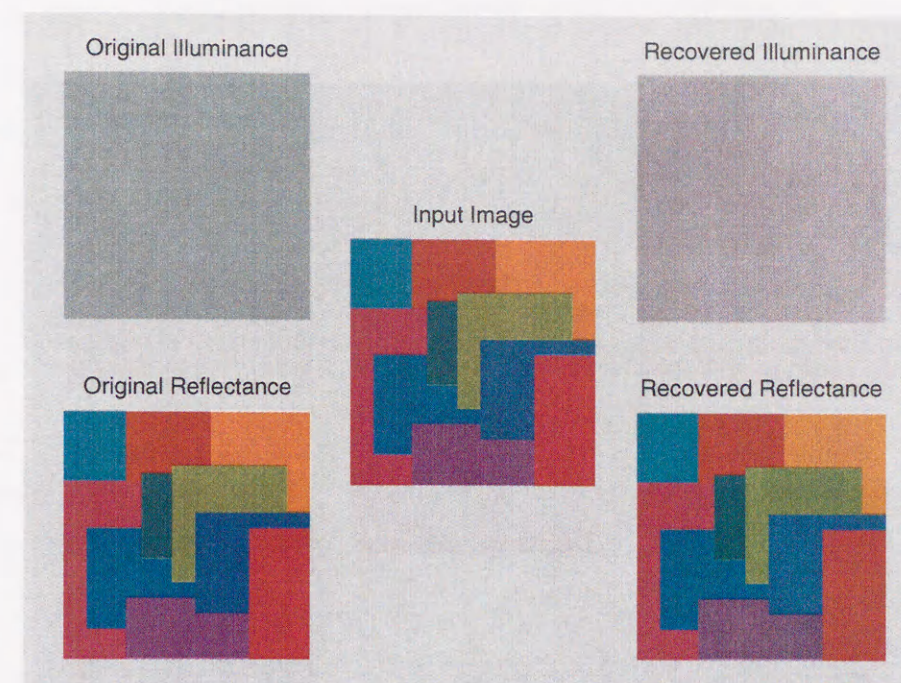


図 4.10 標準照明におけるシミュレーション結果

上段左の画像がモデルの入力画像, その構成には上段中央の反射率画像と, 上段右の空間分布の照明光を用いた。下段中央が推定した反射率画像, 右が照明光である。これらの推定結果を用いて再構成した入力画像が下段左である。照明光が若干赤みがかって推定されたが, これはグレイワールの基準グレイ値が赤みがかったためである。標準照明下では, 推定反射率は若干彩度が低下するものの, 入力画像からほとんど変化はない。

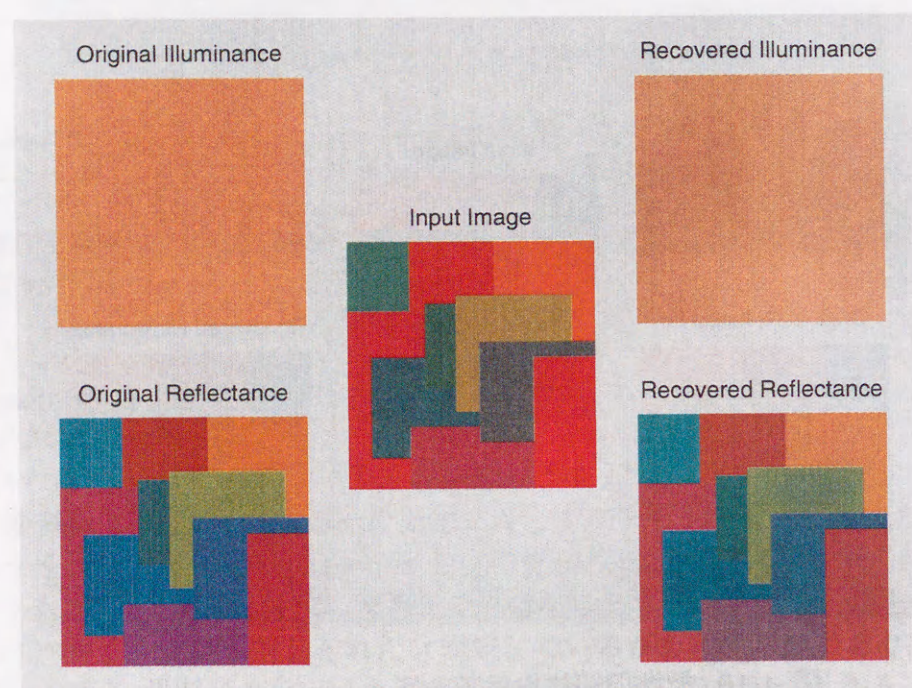


図 4.11 照明光色温度 4000K におけるシミュレーション結果

照明光が黄色く推定されている。その結果、反射率も入力画像から照明光の色成分をある程度取り除いたものが推定されている。

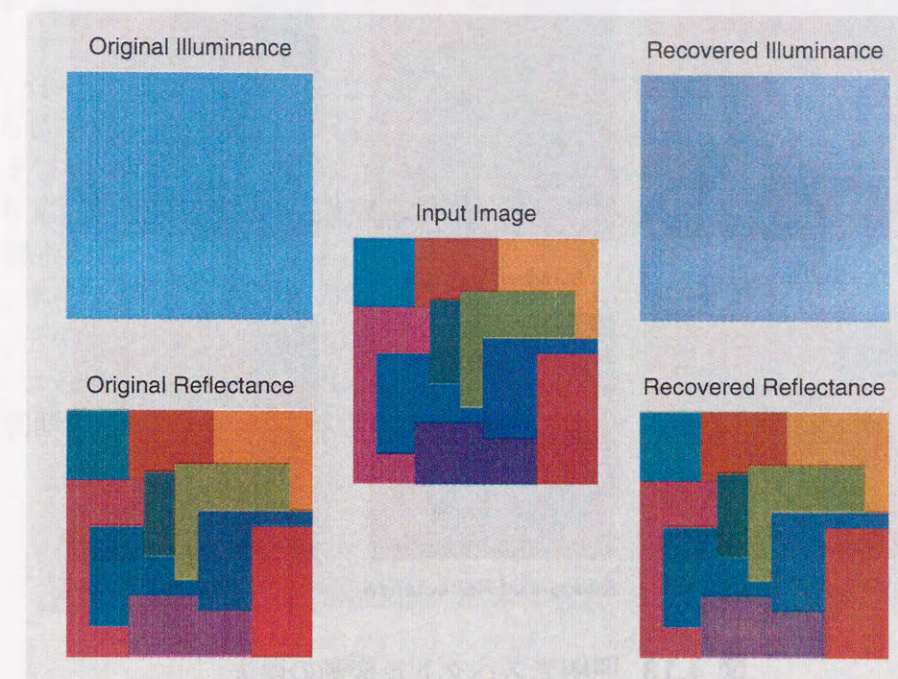


図 4.12 照明光色温度 10000K におけるシミュレーション結果

青みがかった照明光が推定されている。その結果、推定反射率も、入力画像に対し、照明光の色成分がある程度除去されている。

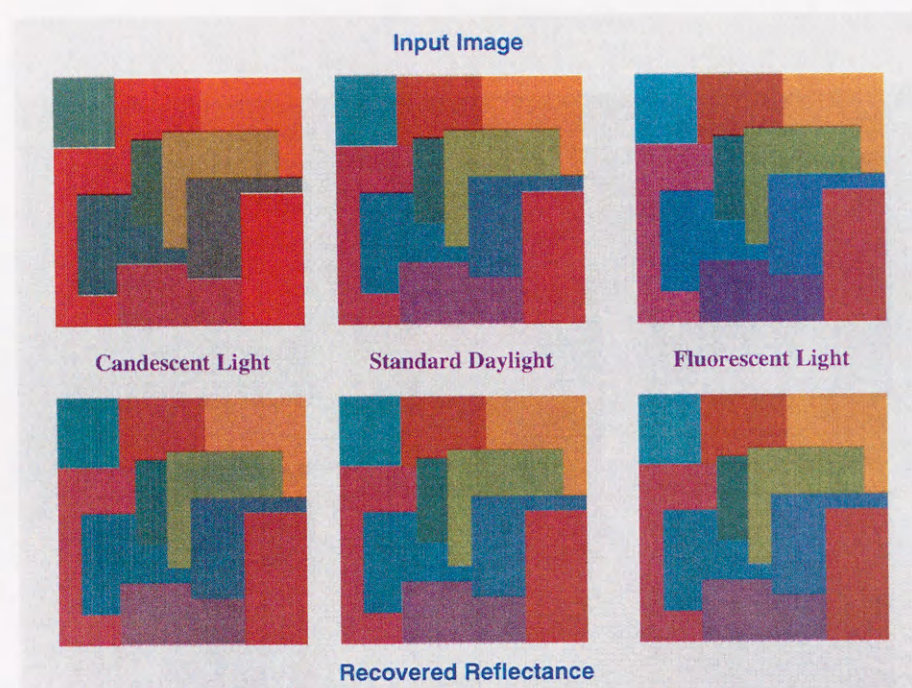


図 4.13 照明光スペクトル変動の除去

照明光色温度を変えたシミュレーション結果の画像のうち、入力画像と推定反射率画像をそれぞれの照明色温度について並べたものである。上段が入力画像、下段が推定反射率の画像であり、左から順に、白熱照明(色温度:4000K)、標準昼光(色温度:6774K)、蛍光照明(色温度:10000K)の結果である。照明光の変化により、入力画像は色が変わるが、本モデルの推定した反射率画像はかなり安定している。

4.6.3 照明光空間強度変動のシミュレーション

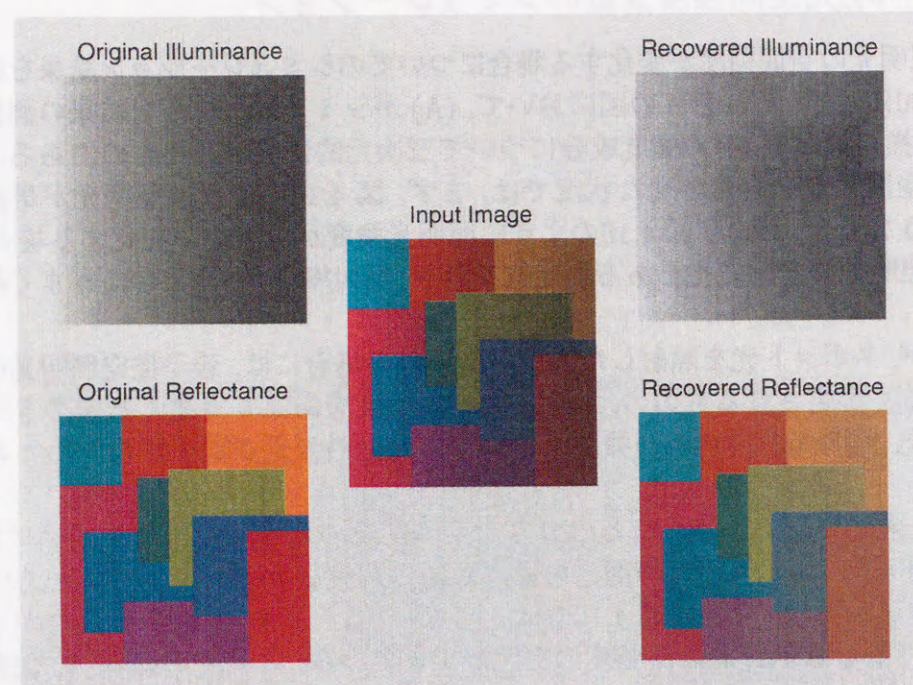
次に、照明光の空間強度が変化する場合についてのシミュレーション結果を図 4.14 から図 4.20 に示す。それぞれの図において、(A) がシミュレーション結果の画像であり、(B) が推定結果を、その強度成分について三次元的に表示したものである。

照明光空間強度を変化させた状況では、まず、図 4.14 のように照明光が単調に減衰するような場合、および図 4.16 のように照明光強度が緩やかに変化する場合には、滑らかな照明光の空間変化をある程度取り除き、反射率、照明光ともにうまく推定できた。

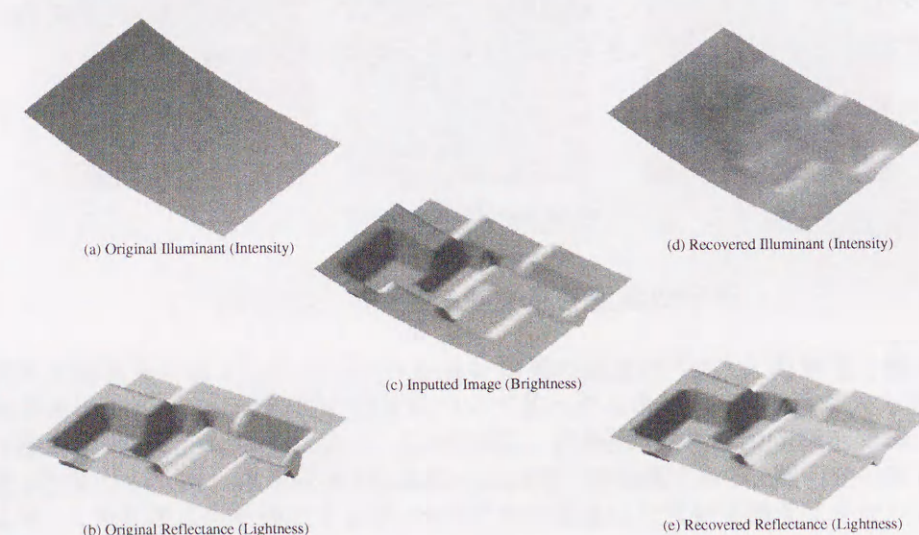
ところが、スポット光を照射したような図 4.15 の場合には、若干推定照明光の画像中央が明るく推定されるものの、照明光の空間強度をあまりうまく推定できていない。これは、照明光が白色かつ強度は一樣であるとの仮定が強すぎたためと考えられる。

一方、従来モデルでは扱うことのできなかった影の含まれた画像については、図 4.17 から図 4.20 のように、影の部分の強度がある程度復元されている。とくにコントラストフィットを行なった図 4.18 では、コントラストフィットを行なわなかった図 4.17 よりも、影の領域における強度の復元ができています。これらの結果は、従来モデルでは得られなかったものである。

なお、本モデルでは、影と色の境界を明るさと色みの変化の割合によって判断しているが、その判断水準はすべての色について同じとして定式化しているが、図 4.19 では、影による境界の一部について、影の検出に失敗した。この結果は、対象の色によってその判断水準を変化させるべきであることを示していると考えられる。



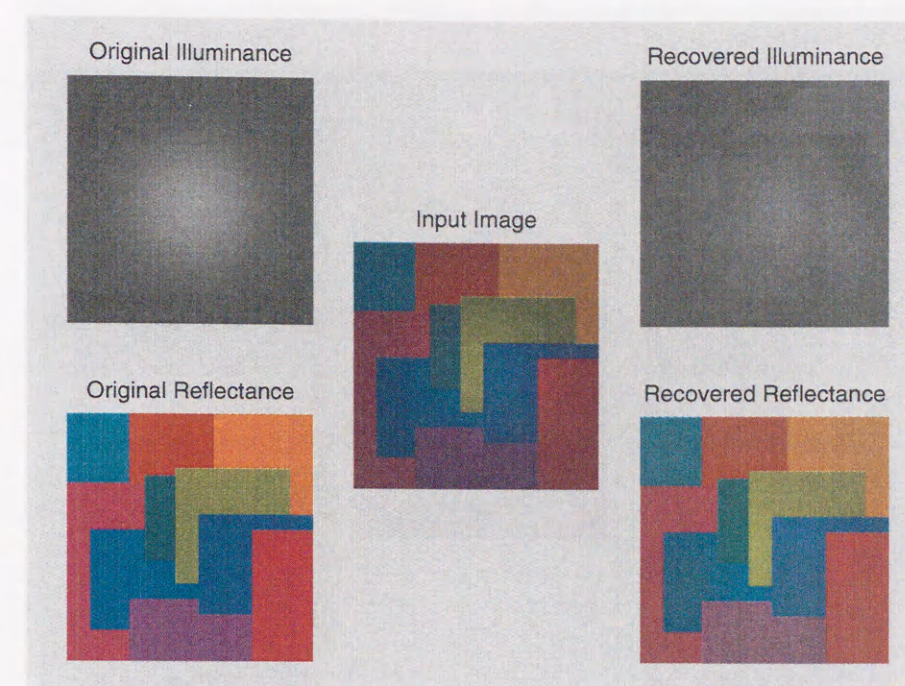
(A) シミュレーション結果の画像



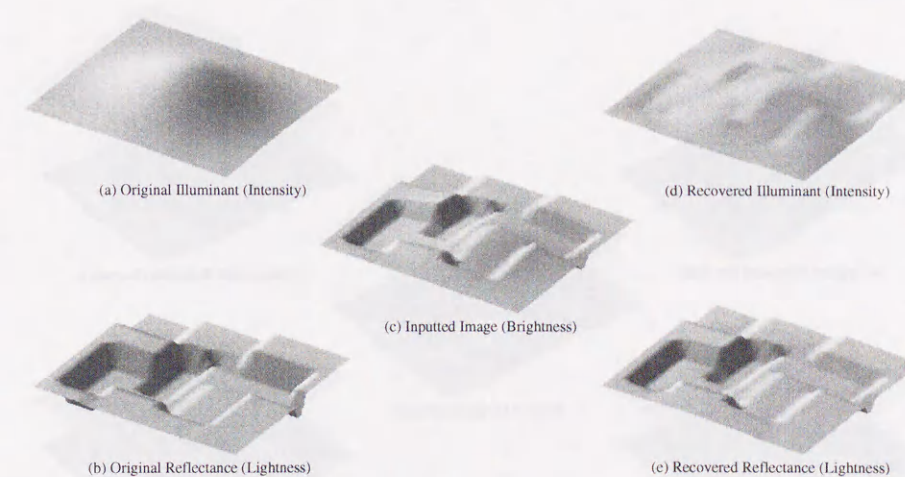
(B) 各画像の強度成分

図 4.14 シューディングの状況におけるシミュレーション結果

(A) 照明光の空間強度変化を非常によく推定できている。推定反射率画像には、ほとんど照明光の空間変化による影響が見られない。(B) シミュレーション結果の強度成分を三次元的に表示したものである。(a), (b) は入力画像を構成する照明光、反射率の空間強度分布、(c) は入力画像の強度分布であり、(e), (f) はそれぞれ、本モデルの推定照明光、反射率の空間強度分布である。(e) から、照明光の滑らかな空間変化をうまく推定できていることがわかる。そして、(f) では照明光の空間変化が取り除かれ、反射率の強度成分がある程度復元されている。



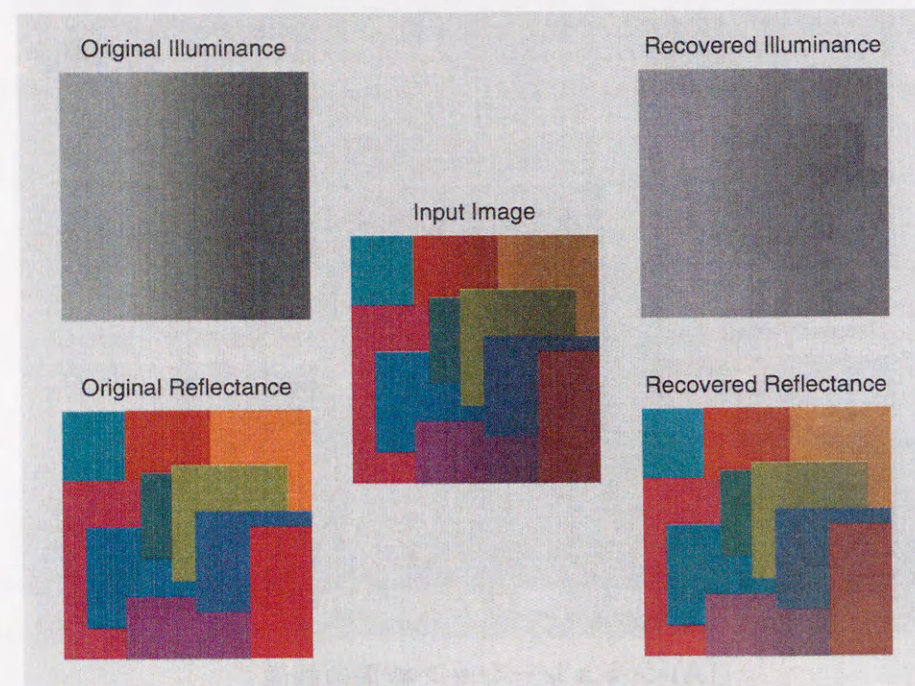
(A) シミュレーション結果の画像



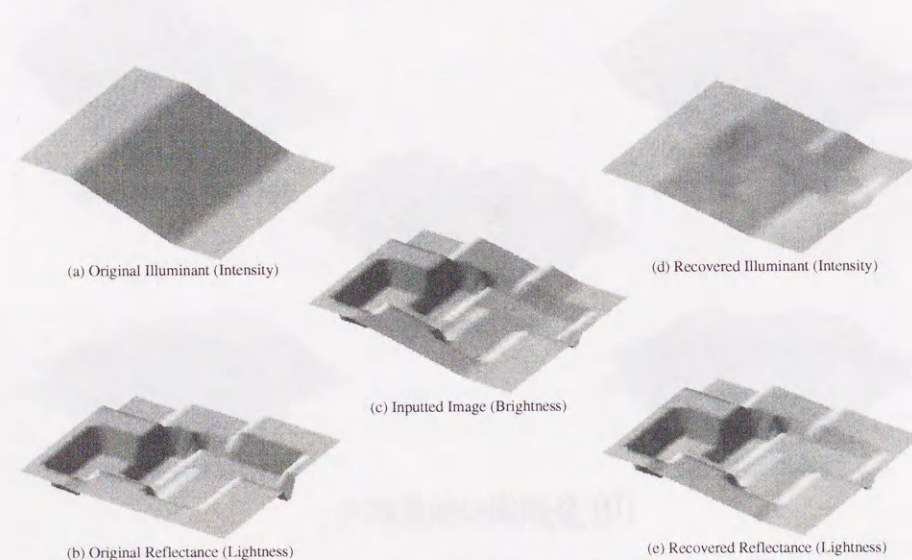
(B) 各画像の強度成分

図 4.15 スポット光照射における推定結果

スポット光を照射した状況でのシミュレーション結果である。(A) 推定照明光の中心付近が微妙であるが明るくなっている。照明光強度の推定がうまくできなかったために、推定反射率画像では、中央部が白っぽく推定されている。(B) 推定照明光には若干画像中央が明るく推定されるものの、照明光の空間強度はあまりうまく推定できていないことがわかる。これは、照明光が白色かつ強度は一樣であるとの仮定が強すぎたためと考えられる。



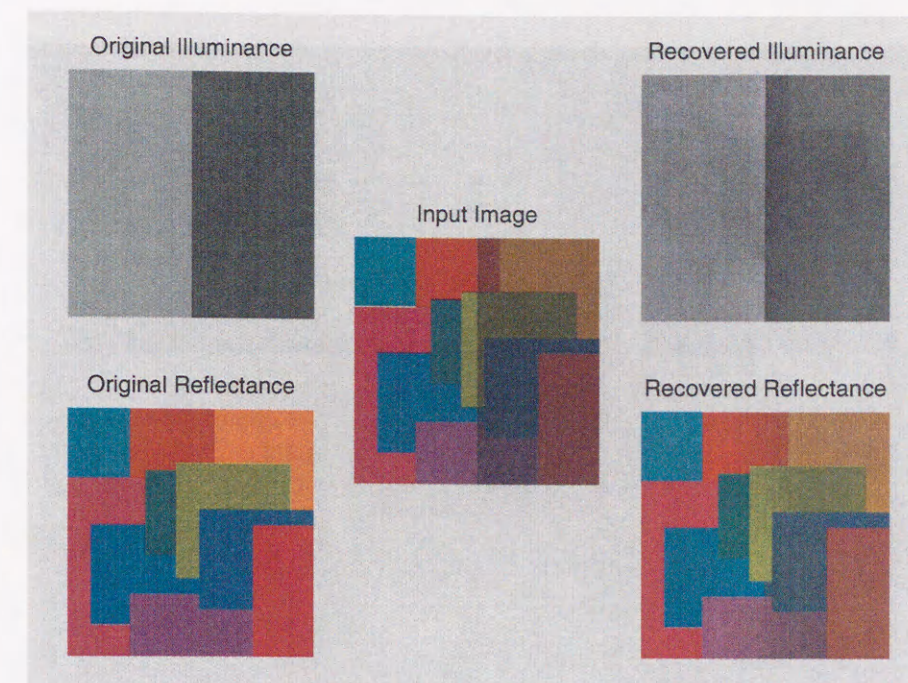
(A) シミュレーション結果の画像



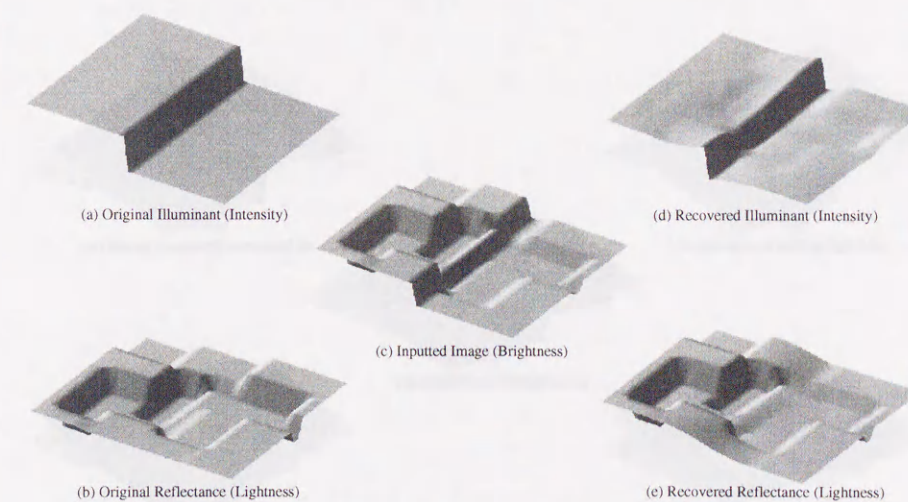
(B) 各画像の強度成分

図 4.16 図 4.7(c) の照明光強度変化における推定結果

照明光の空間変化が 4.7(c) のような場合にも、照明光の空間変化をある程度推定でき、照明光の空間変化の影響をある程度取り除いた反射率を推定できた。



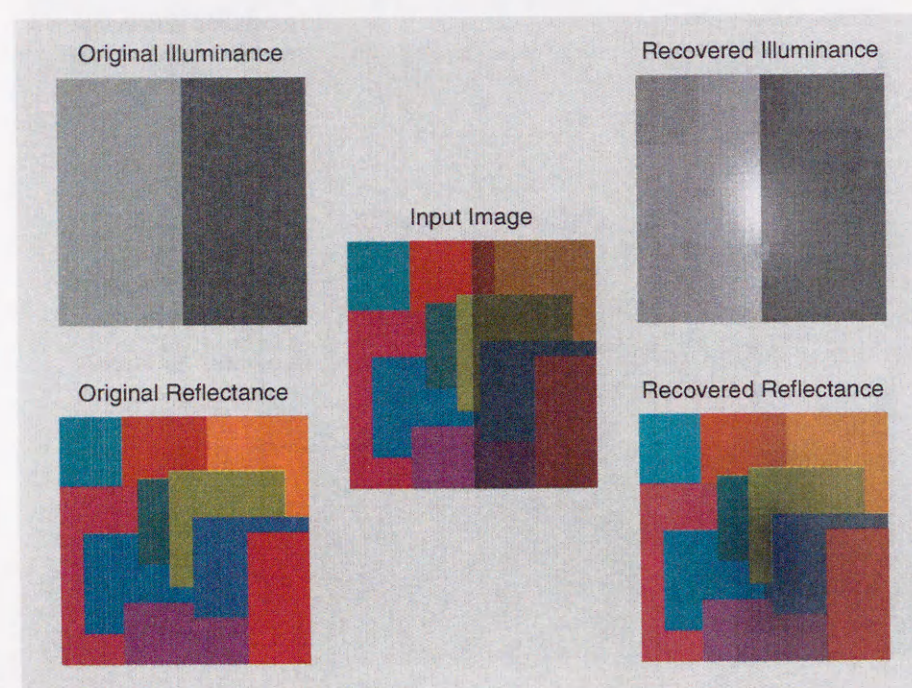
(A) シミュレーション結果の画像



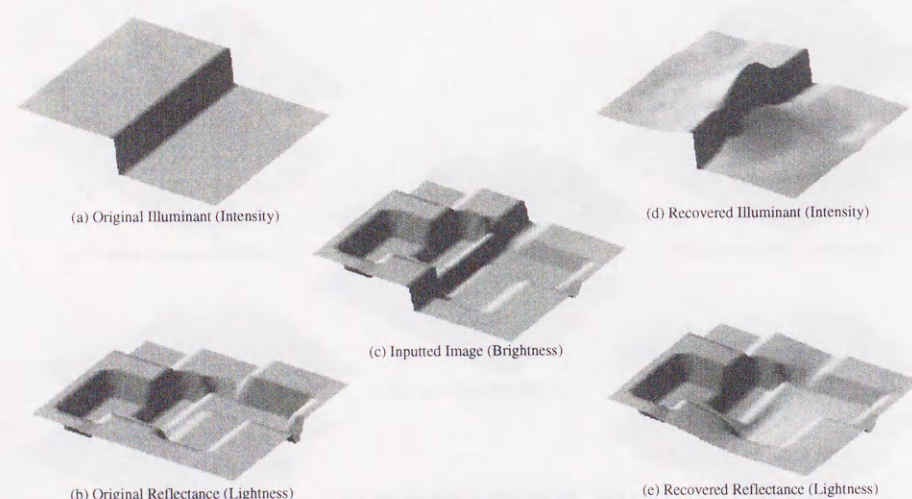
(B) 各画像の強度成分

図 4.17 影のかかった状況における推定結果 (1)

入力画像に影が含まれる場合のシミュレーション結果である。推定照明光に影による強度変化が現れ、影の部分がはっきりと分かる。推定反射率画像は、影の境界部分では反射率が一様には推定できなかったが、影の領域内については、その影響がある程度取り除かれ、標準照明の下で画像にかなり近く推定できている。その一方で、影の領域の反射率画像のコントラストが小さく推定されている (B)。



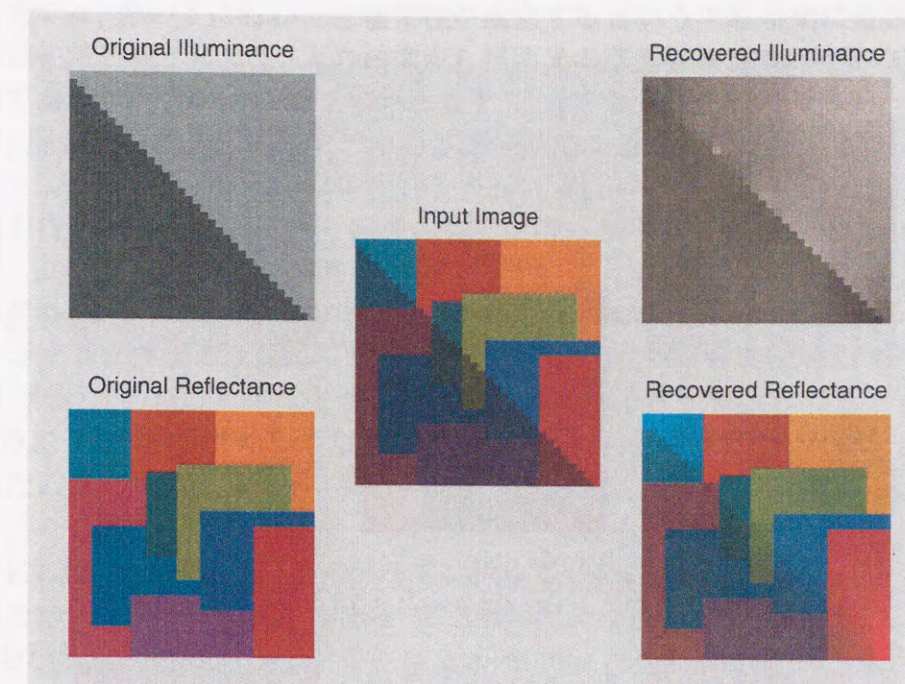
(A) シミュレーション結果の画像



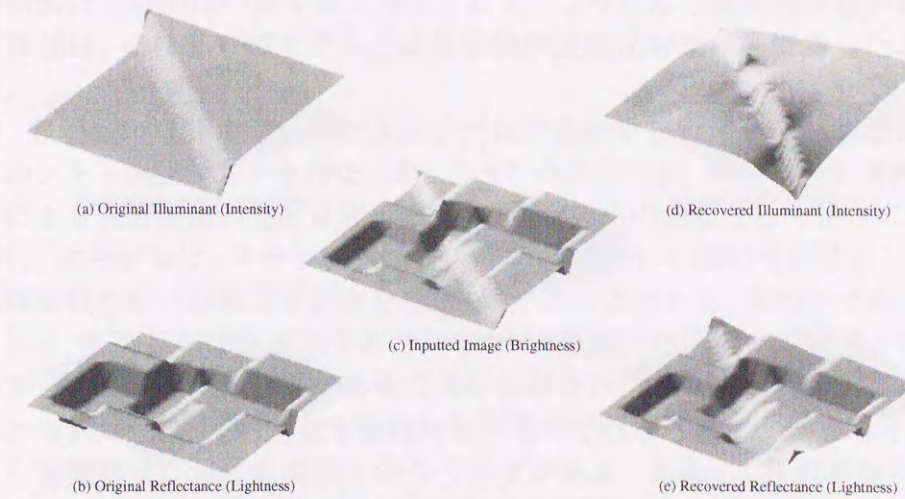
(B) 各画像の強度成分

図 4.18 影のかかった状況における推定結果 (1': コントラストフィットあり)

推定反射率の画像中央が暗く推定されたが、これは画像が 32×32 画素と小さいために影の境界付近の情報がコントラストフィットに利用されたためである (A). コントラストフィットを行わない場合よりも、影の領域の反射率画像のコントラストが大きく推定できている (B).



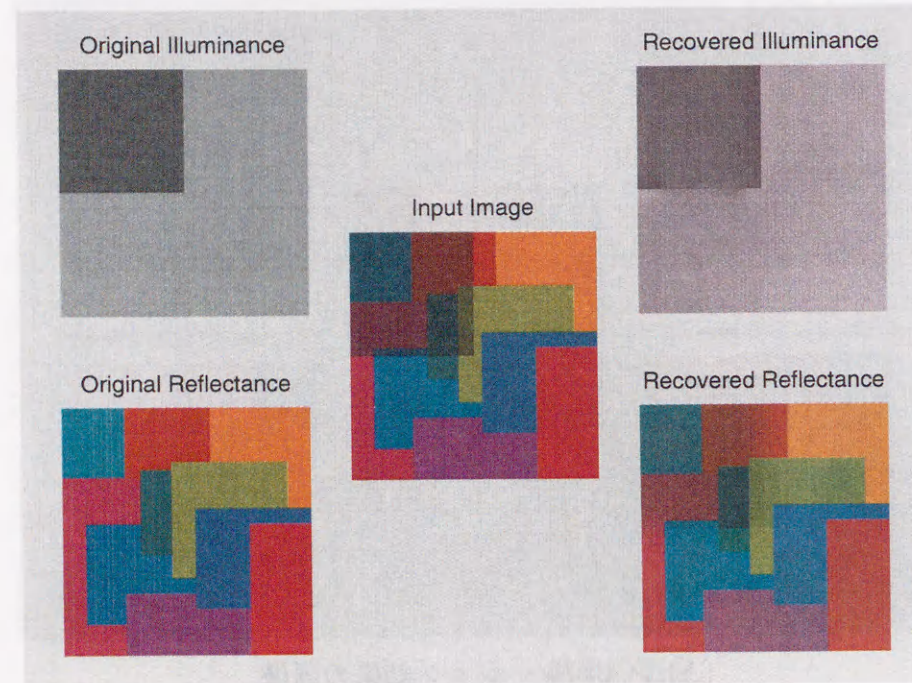
(A) シミュレーション結果の画像



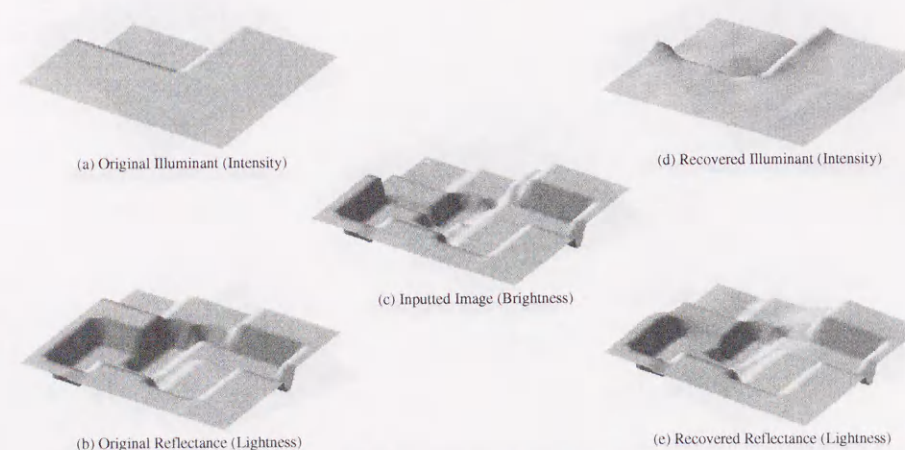
(B) 各画像の強度成分

図 4.19 影のかかった状況における推定結果 (2)

影が画像の左下にかかり、斜めに影のエッジが入った画像におけるシミュレーション結果である。照明光空間変化を、画像右下の影の境界についてはうまく推定できたのに対し、画像左上についてはあまりうまく行なえていない。結果として、反射率画像に影による強度変化が残ってしまった。



(A) シミュレーション結果の画像



(B) 各画像の強度成分

図 4.20 影のかかった状況における推定結果 (3)

影が画像の右上の矩形領域を覆っている状況のシミュレーション結果である。この場合にもある程度影による照明光の強度変化を推定でき、影の影響を除去した反射率を推定することができた。

4.7 まとめ

本研究では、影の下において色恒常性が成立するという実験事実に着目し、影に関する事前知識をもとにして、入力画像から照明光の空間強度分布、対象の表面反射率を推定する色恒常性の計算論モデルを提案し、その評価を行なった。

まず、照明光の分光分布がモデルの基準照明である標準白色とは異なる状況におけるシミュレーションでは、照明光分光分布の白色からのずれをほぼ取り除いた反射率画像が得られ、照明光として、画像の構成に用いた照明光に近い照明光係数が推定された。また、照明光の空間強度分布が滑らかに変化する場合では、照明光のシェーディングの状況をうまく推定でき、その影響を取り除いた反射率が推定された。照明光がスポット光のような場合には、若干強度変化が推定照明光に現れるに留まったものの、照明光の色みと分散に関する制約を弱くすることで改善できると考えられる。このような色恒常性を示す動作は、これまでの色恒常性モデルにおいても実現できていたことであるが、本モデルにおいても同様に色恒常性が現れることが確認できた。

さらに、本モデルでは、従来モデルでは扱っていなかった照明光の空間分布をも推定するため、入力画像を推定反射率、推定照明光から再構成することができる。その結果、心理物理実験で得られるような appearance match, paper match に相当するような2つの画像（再構成画像、および推定反射率画像）が得られ、その2つの画像について、色恒常性の成立度合を求めることができる。こうして得られた2種類の恒常度は、appearance match よりも paper match の方が恒常度が高く、Arendら [21] の実験結果に定性的に一致すると考えられる。こうした心理物理実験の結果に対応付けた評価は、これまでのモデルでは推定値が表面反射率のみであったために難しかった。

次に、照明光の空間強度分布がステップ状に変化する影が画像に含まれる状況についてのシミュレーションを行なった。こうした状況では、従来の色恒常性モデルは、照明光による入力画像の急激な強度変化を、物体の色の变化として扱ってしまう。これに対し、本モデルは、ステップ状に強度分布が変化する照明光を推定し、影の影響をある程度取り除いた表面反射率を推定した。このことから、影の下で色恒常性を実現するには、表面反射率を推定するだけでなく、照明光の情報を保持する他の視覚モジュールとの相互作用が必要であることが示唆されたと考えられる。

現在のモデルでは、その評価を数種の照明条件で行なうだけに留まっており、さらに様々な画像構成に対する評価を行なう必要がある。さらに、色恒常性が成立する、もしくは成立しない条件が心理物理実験によって調べられているが、そのような状況を模擬した数値実験を行ない、それらの知見との定量的な比較を行なう必要があると考える。

また、視覚神経系の構造レベルにおける検討が十分とはいえない。我々の色覚のモデルであるためには、そうした構造レベルでのモデル構築が重要であると考えられ、今後は、視覚神経系の構造に根ざしたモデルへと改良することが必要であると考えられる。本モデルの改良に関して、今後必要と思われる事柄を以下に挙げる。

- 基底関数の統一 現在、本モデルでは表面反射率、および標準昼光の基底関数を用いたそれぞれの分光分布の表現を用い、内部の計算では、それらにより与

えられる定数を用いている。しかしながら、我々の色覚が実際にそれら2つの基底関数を内部に保持しているか否かは不明であり、あくまで計算論的な色恒常性の定式化における仮定でしかない。したがって、単一の基底関数セットを保持し、それを用いてそれぞれ表現しているとも考えることもできる。そこで、まず現在のような2種類の基底関数セットを用いたモデルを1種類の基底関数セット、例えば表面反射率の基底関数のみを用いることにより構成することを考え、モデルを再構成することが必要と思われる。

- **保持すべき情報の吟味** 本モデルは従来の色恒常性モデルに比較して非常に複雑な構造となっている。しかしながら、生理学的には、V1野において見出されているようなコラム構造のように、各層のそれぞれの部分は非常に似た構造をしており、他の部位との接続の強度などにより様々な計算が実現されているものと考えられる。そこで、どのような情報を保持すれば、現在のモデルと同等以上の色恒常性を維持しながらモデルを見通しのよいものにできるか検討することも必要と考える。
- **順応効果の導入** 色恒常性と色順応との関連は非常に深いと考えられているが、本モデルでは、色順応の効果に相当する画像のグレイワールド性を満たすための計算を用いている。しかし、この計算を実現する神経回路は視野全体をカバーする受容野が必要であり、生理学的には視覚大脳皮質において、皮質表面の水平方向にはごく近傍の神経細胞間にしか結合が存在しないことが知られていることから、色覚のモデルとして、同一の視覚処理レベルの全細胞との結合を仮定するこのような計算は妥当ではないといえる。そこで、グレイワールド性を満たすための計算、すなわち色順応を遂行する計算を、低次視覚領からより高次の視覚領へと情報が伝達される際に行なうような順応過程を考慮したモデルへと改良していくことが必要と考える。
- **学習による色恒常性の獲得** 本研究では、影の下での色恒常性を実現するために、画像の構成や、照明光に関する事前知識をもとにエネルギー関数を定式化し、繰り返し計算によって対象の表面反射率、照明光強度の空間分布を推定する色恒常性の計算論モデルを構築した。しかし、ヒト、サルなど色覚を有する動物の色彩に対する感度は、生後発達することが知られており [50]、色恒常性も色覚の発達とともに成長の段階で獲得されることが考えられる。そこで、色恒常性を学習によって獲得するような自己組織モデルについて今後検討していくことも重要と思われる。

第5章

補助光源を用いた色恒常性を実現する カラーイメージングシステム

5.1 はじめに

第4章では、色恒常性の性質を実現する計算論モデルを提案した。モデルの出力として、影のような照明光の空間強度変化の影響を取り除いた画像を得ることは、コンピュータに色彩を対象とした自動処理を行なわせるのに役立つものと考えられる。しかしながら、写真など画像への応用を考えた場合、最終的に出力された画像を人間が評価することになるが、そうした応用では、影のような照明光の空間情報を画像から取り除いてしまうと撮影時の印象とまったく異なると評価されてしまうと考えられ、影の情報は画像に残したまま、光源の色の偏りを取り除くのが望ましいと考えられる。本章では、第3章において述べた計算論的観点による色恒常性の定式化をもとに、カラーイメージングにおける応用について取り扱う。

第3章において概説した色恒常性のモデルや、第4章にて提案した計算論モデルでは、我々の色覚のメカニズムの解明を念頭に置くため、色知覚において外界から得られる情報が、網膜に映る像だけであることから、単一の画像のみから観測対象の表面反射率を推定していた。表面反射率と照明光成分とセンサーの感度特性の積である一枚の画像のみから、表面反射率を取り出すという問題は、不良設定問題であり、これらの計算論モデルでは、画像の構成についてさまざまな仮定を用いることにより、良設定問題として表面反射率を計算していた。工学的応用では、付加情報を与えたり、複数の画像を計算に用いることが可能である。

さて、近年、デジタルカメラやスキャナの高性能化、低価格化が進み、コンピュータへのデジタル画像入力装置が急速に普及している。最近のデジタルカメラには、オートフォーカスや自動露光調整などさまざまな補助機能が搭載されており、誰でも手軽に撮影が可能である。また、室内で撮影する場合、室内照明の下で色補正無しで撮影すると、光源色が画像の色にそのまま反映され、知覚した被写体の色と撮影画像の色に大きな差異が生じる。こうした照明光の色の影響を取り除くために、通常、デジタルカメラにはホワイトバランス調整機能が搭載されている [51]。

典型的なホワイトバランス調整のアルゴリズムには、画像全体の色の平均は灰色であると仮定して、画像全体の色をシフトさせるものや、ハイライト部分を光源の色と仮定して、その部分が白色となるように画像全体の色をシフトさせるものなどがある。しかし、被写体がある色に大きく偏っているような場合には正しい色補正が行なわれないことも多い。

実際のデジタルカメラでは、こうしたアルゴリズムの他、数種の光源についての補正をプリセットとして用意しておき、撮影時にユーザが選択するようになっていたり、それらの中から自動的に選択するものなどさまざまある。しかし、そうした自動選択アルゴリズムが常に正しいプリセットを選択できるかどうかは撮影した画像が自然に見えるか否かを左右する重要な要素となっている。

一方、我々の色覚には、物体を照らす光源の色が変化しても、同じ物体ならばほぼ同じ色として知覚できる色恒常性と呼ばれる性質が備わっており、計算論的観点からは、色恒常性は物体から反射した光から物体に固有の物理量である分光表面反射率を推定することにより実現されると考えられている [45, 52] ことはこれまでに述べた。本章では、デジタルカメラにこの機能を付加することを考える。ここで、センサは被写体表面で反射した照明光を画像データとして捉えていることから、センサの分光感度特性、及び照明光の分光分布が既知でなければ、被写体の分光表面反射率を画像データから一意に決定することは不可能であり、何らかの制約条件あるいは付加情報が必要である。

被写体の表面反射率の復元を目的とした研究には、6色フィルタを用いる方法 [53, 54]、複数の画像から推定する方法 [55-57] などがあるが、既存の装置を用いて実現することが難しかったり、アルゴリズムが複雑となり計算量が多くなるなどの問題があるため、一般市場向けのデジタルカメラにこうした機能を付加することは極めて困難とされてきた。

本章では、単一画像に対して何らかの制約条件を用い、表面反射率を推定するのではなく、2種類の照明条件において撮影した2枚の画像を用いて、撮影時の光源の色、被写体の表面反射率を推定し、任意の光源下における画像を推定する方法について述べる。本方法は、計算に必要な画像を既存のデジタルカメラ及びフラッシュ装置を用いることで得られること、及び光源色の推定に繰り返し計算を要しないことから、容易にデジタルカメラに適用することが可能である。

5.2 復元アルゴリズム

図 5.1 は、デジタルカメラを用いて物体を撮影する様子 の概念図である。ここで、カメラから出力される画像データ $C(x, y)$ は、式 (3.4) と同様に次式のように表されるものと仮定する。

$$C_k(x, y) = \int_G R_k(\lambda) L(x, y, \lambda) S(x, y, \lambda) d\lambda, \quad (5.1)$$

$$k = r, g, b,$$

ここで、添字 k はデジタルカメラのセンサーの種類を表わし、積分範囲 G は可視領域 380-780nm, R_k はセンサー k の分光感度関数, S は物体表面の分光反射率, L は光源の分光強度分布, x, y は画素の位置である。

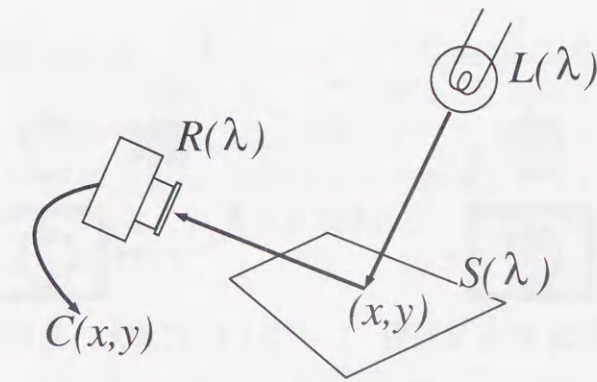


図 5.1 デジタルカメラによる画像撮影

ここで、 L 及び S を、式 (3.13), (3.14) を用いて表現すれば、式 (5.1) は次式のように書き直せる。

$$C_k(x, y) = \int_G R_k(\lambda) \sum_{i=0}^2 \epsilon_{i(x, y)} E_i(\lambda) \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x, y)} S_j(\lambda) d\lambda \quad (5.2)$$

なお、 $E_i(\lambda)$, $S_j(\lambda)$ には、図 3.4 において示した基底関数を用いる。

光源色に依存しない物体本来の色を得るためには、カメラからの出力である画像から反射率係数を復元しなければならない。しかしながら、デジタルカメラから得られる情報は画像のみであり、カメラのセンサの分光感度特性は既知であると仮定しても、照明光 L と分光反射率 S の両者とも未知である。したがって、1枚の画像から反射率の成分だけを復元するという問題は、不良設定であることがわかる。以下、単一画像のかわりに、2枚の画像セットを用いることにより不良設定問題を良設定問題とし、被写体の表面反射率を復元するアルゴリズムを提案する。このアルゴリズムは、分光特性が既知の光源を補助光源に用いて、補助光源なし・ありの2枚の画像を撮影し、その画像間の差分が補助光源のみで撮影した画像となることを利用し、被写体の反射率を復元するものであり、グレイワールド仮定のような画像の構成に関する仮定を用いずに、被写体の反射率を復元する事が可能である。

まず、図 5.2 に示すような2つの照明条件下での画像撮影を考える。図 5.2(a) は、未知の光源下で画像を撮影する様子である。 L_1 , S 及び R は、それぞれ未知光源の分光分布、表面反射率、カメラの分光感度特性、 C_1 は撮影画像である。図 5.2(b) は、未知の光源 L_1 と分光分布が既知である補助光源 L_2 を同時に照射し撮影する状況を示している。ここで得られる画像データを C_{12} とする。両者において、物体の表面反射率及びカメラの分光感度特性は同じであり、照明は空間的に一様に照射されるものと仮定する。なお、空間的に一様でない照明条件の場合、最終的に再現される画像において照明の空間強度分布は保存され、光源色のみが取り除かれる（詳細は付録参照）。

本研究で提案するアルゴリズムは、光源の色と物体の表面反射率の両方を、単一の画像からではなく、これら二つの画像を用いて計算する。まず、センサ出力である RGB 値からなる画像データ C_1, C_{12} をデバイスに依存しない XYZ 表色系の色彩

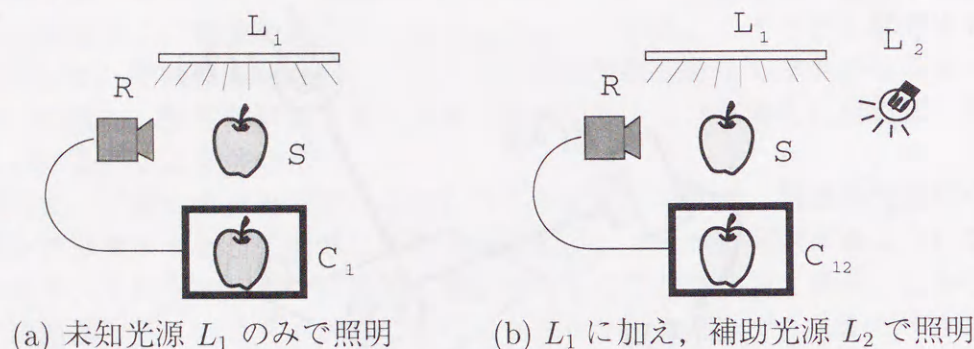


図 5.2 2種の照明条件下での画像撮影

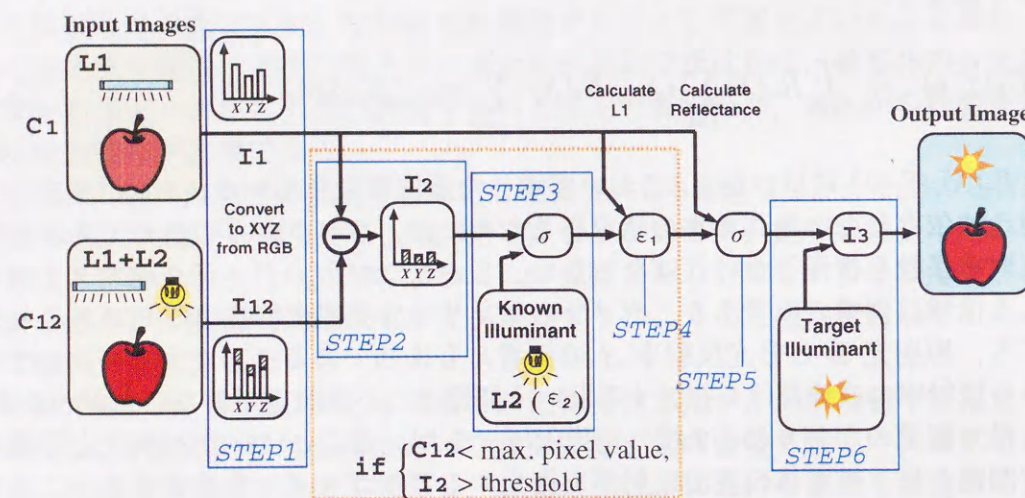


図 5.3 提案法の処理の流れ

値 I_1, I_{12} に変換する。すなわち、センサ出力は非線形性を有するため、加法性が成立するように線形空間である XYZ 表色系に変換することにより、センサの出力特性のキャリブレーションを行なう。次に、補助光源 L_2 のみで撮影した場合の画像 I_2 を I_1 と I_{12} の差分として求める。表面反射率 S は、補助光源 L_2 と画像 I_2 から求めることができるが、補助光の届かないところは差分が 0 となることから、差分が十分に大きい値を持つ画素について表面反射率を求め、それらについて未知光源 L_1 の分光分布を推定する。この L_1 の平均値を画像 I_1 の光源の代表値として、画像 I_1 から表面反射率 S を推定する。最後に任意の光源の分光分布 L_3 と S を使い、任意の光源下における画像 I_3 を推定する。図 5.3 は、本アルゴリズムの処理の流れを表したものである。以下、その詳細を説明する。

[ステップ 1]

RGB 値である画像データ $C = (C_r C_g C_b)^t$ をデバイス独立色 XYZ で表現された画像データ $I = (I_X I_Y I_Z)^t$ に変換する。この変換は、以下のように変換マトリクス M を乗じることにより行なう。ここで、変換マトリクス $M(3 \times 10)$ は、複数の色票を撮影した画像 (RGB 値) から、測色計により計測したそれぞれの色票の XYZ 値への変換誤差が最小となるように最小自乗法により決定する。こうした変換は非線形マスキング法 [58] と呼ばれる。

$$I = MC', \quad (5.3)$$

ここで、

$$C' = (C_r^2 C_g^2 C_b^2 C_r C_g C_r C_b C_g C_b C_r C_g C_b 1)^t.$$

XYZ 等色関数 [59] をデジタルカメラの分光感度特性 R_k として用いれば、式 (5.2) は次式のように書き直される。

$$\begin{aligned} I_k(x, y) &= \int_G R_k(\lambda) \sum_{i=0}^2 \epsilon_{i(x,y)} E_i(\lambda) \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x,y)} S_j(\lambda) d\lambda \\ &= \sum_{i=0}^2 \epsilon_{i(x,y)} \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x,y)} \cdot B_{kji}, \end{aligned} \quad (5.4)$$

$$B_{kji} = \int_G R_k(\lambda) E_i(\lambda) S_j(\lambda) d\lambda. \quad (5.5)$$

ここで、添字 k は XYZ 等色関数の種類 (X, Y, Z) を表わす。 $R_k(\lambda)$, $E_i(\lambda)$ 及び $S_j(\lambda)$ は既知であることから、 B_{kji} も既知である。すなわち、式 (5.4) において、未知変数は、 $\epsilon_{i(x,y)}$, 及び $\sigma_{j(x,y)}$ の 6 個となる。

[ステップ 2]

画像 I_1 と I_{12} の差 I_2 を求める。

$$\begin{aligned} I_{2k}(x, y) &= I_{12k}(x, y) - I_{1k}(x, y) \\ &= \sum_{i=0}^2 \epsilon_{2i(x,y)} \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x,y)} \cdot B_{kji}, \end{aligned} \quad (5.6)$$

ここで、

$$\begin{aligned} I_{1k}(x, y) &= \sum_{i=0}^2 \epsilon_{1i(x,y)} \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x,y)} \cdot B_{kji}, \\ I_{12k} &= \sum_{i=0}^2 (\epsilon_{1i(x,y)} + \epsilon_{2i(x,y)}) \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x,y)} \cdot B_{kji} \\ &= I_{1k}(x, y) + I_{2k}(x, y). \end{aligned} \quad (5.8)$$

であるから、 I_2 は既知光源 L_2 のみの照明下で撮影した場合の画像を XYZ 表色系に変換した画像となる。

以下、画像データ I_1 , I_{12} 及び I_2 を以下のように記述する。

$$\begin{aligned} I_1(x, y) &= (I_{1X}(x, y) \ I_{1Y}(x, y) \ I_{1Z}(x, y)), \\ I_{12}(x, y) &= (I_{12X}(x, y) \ I_{12Y}(x, y) \ I_{12Z}(x, y)), \\ I_2(x, y) &= (I_{2X}(x, y) \ I_{2Y}(x, y) \ I_{2Z}(x, y)). \end{aligned}$$

[ステップ 3]

I_2 より、反射率係数 σ を計算する。ただし、 C_{12} の RGB 値、及び I_2 の XYZ 値が次式の範囲にある位置 (x, y) の画素に限る。

$$\{(x, y) \mid C_{12k}(x, y) < C_{\text{upper}} \ (k = r, g, b), \|I_2(x, y)\| > I_{\text{lower}}\}$$

この操作は、カメラ出力が飽和しているような明るい部分や、被写体が遠距離にあり補助光が届かない領域を計算対象から除くためである。

反射率係数 σ は、以下のように計算できる。

$$\sigma_{(x, y)} = \begin{pmatrix} \epsilon_{2(x, y)}^t B_X \\ \epsilon_{2(x, y)}^t B_Y \\ \epsilon_{2(x, y)}^t B_Z \end{pmatrix}^{-1} \cdot I_2(x, y), \quad (5.9)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \epsilon_{2(x, y)} &= (\epsilon_{20(x, y)} \ \epsilon_{21(x, y)} \ \epsilon_{22(x, y)})^t, \\ \sigma_{(x, y)} &= (\sigma_{0(x, y)} \ \sigma_{1(x, y)} \ \sigma_{2(x, y)})^t, \\ (B_k)_{ji} &= B_{kji}. \end{aligned}$$

[ステップ 4]

ステップ 3 においてそれぞれ反射率係数を求めた画素について、未知光源の照明光係数 $\epsilon_{1(x, y)}$ を推定する。

$$\epsilon_{1(x, y)} = \begin{pmatrix} \sigma_{(x, y)}^t B_X^t \\ \sigma_{(x, y)}^t B_Y^t \\ \sigma_{(x, y)}^t B_Z^t \end{pmatrix}^{-1} \cdot I_1(x, y). \quad (5.10)$$

ここで、求めた未知光源の照明光係数の平均値を、画像 I_1 の照明光係数の代表値 ϵ'_1 とする。

$$\begin{aligned} \epsilon'_1 &= (\epsilon'_{10} \ \epsilon'_{11} \ \epsilon'_{12})^t, \\ \epsilon'_{1i} &= \frac{1}{N} \sum_{x, y} \epsilon_{1i}(x, y). \end{aligned} \quad (5.11)$$

ここで、 N は反射率係数を求めた画素数であり、照明光係数を求めた画素についてのみの総和を求め、平均を求める。

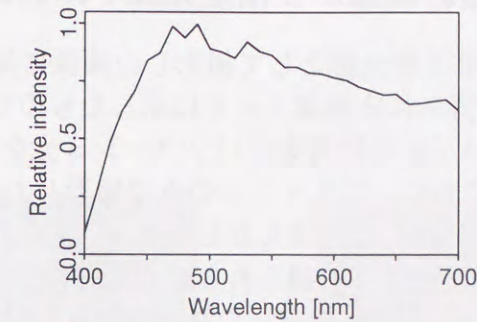


図 5.4 実験に用いたフラッシュ光の分光分布

[ステップ 5]

ステップ 4 で求めた照明光係数の代表値 ϵ'_1 と I_1 から、次式を用いて全画素について反射率係数を計算する。

$$\sigma'_{(x, y)} = \begin{pmatrix} \epsilon_1^t B_X \\ \epsilon_1^t B_Y \\ \epsilon_1^t B_Z \end{pmatrix}^{-1} \cdot I_1(x, y). \quad (5.12)$$

[ステップ 6]

ステップ 5 で求めた反射率係数と、任意の照明光係数 ϵ_3 を次式に与えれば、任意の光源下における画像を求めることができる。

$$I_{3(x, y)} = \begin{pmatrix} \epsilon_3^t B_X \\ \epsilon_3^t B_Y \\ \epsilon_3^t B_Z \end{pmatrix} \cdot \sigma'_{(x, y)}. \quad (5.13)$$

5.3 実画像による評価

デジタルカメラで撮影した画像を用いて、本アルゴリズムの性能評価を行った。Macbeth ColorChecker を撮影対象に用い、撮影にはミノルタ製デジタルスチルカメラ Dimage RD3000 を用いた。また、補助光には、図 5.4 に示す相対分光分布を持つフラッシュ装置 (ミノルタ製 PROGRAM FLASH 5400HS) を用いた。

変換マトリクス $M(3 \times 10)$ の算出には、216 枚の色票の画素値 (RGB)、測色値 (XYZ) の対を用いた。RGB 値から XYZ 値への変換精度は、CIE L*a*b*色差 [59] で平均約 2.5 であった。撮影においては、カメラのオートホワイトバランス調整、オートゲイン調整 (AGC)、ガンマ補正はオフとした。なお、ステップ 3 における C_{upper} 及び I_{lower} は、それぞれ 240, 10 とした。

5.3.1 任意光源下撮影画像から指定光源下における画像の推定

図5.5は、CIE A光源を未知光源として撮影した画像に対する本アルゴリズムの適用結果を、処理途中に得られる画像とともに示したものである。(a)はCIE A光源下での撮影画像、(b)は(a)の照明条件にフラッシュ光を追加して撮影した画像、(c)は(a)と(b)の差分であり、フラッシュのみで撮影した場合の画像に相当する。(d)はステップ3,4の計算に用いた画素を示しており、黒い部分は未知光源の推定には用いなかった。(e)はステップ4で得られた未知光源の分光分布を真値(破線)とともに示したものである。(f)は、推定した反射率から昼光D65における画像を推定した結果である。推定された未知光源の分光分布(図5.5(e))の長波長域がCIE A光源とわずかに異なっているが、これは、光源の分光分布を表すのに昼光の基底関数を用いたことによるものである。

未知光源がCIE A光源の場合の他、冷白色蛍光灯(CWF)、D65標準光源下における画像についても本アルゴリズムを適用し、D65光源下での画像を推定した結果を図5.6に示す。図5.6(a), (c), (e)はそれぞれの光源下における実撮影画像であり、光源の色によって画像全体の色が変わっていることが見てとれる。図5.6(b), (d), (f)は本アルゴリズムによる推定結果である。これらの画像間で色が近ければ近いほど本アルゴリズムによる照明光、表面反射率の推定が良好に行なわれていることになるが、本アルゴリズムによる結果はほぼ同じ色合いとなっていることがわかる。

この結果を定量的に評価するため、D65光源の画像を基準にして、CIE A及びCWF光源下での画像のCIE u^*v^* における色差を各パッチについて求めた。D65光源の画像については、推定精度の評価のため実画像と推定画像間の色差を求めた。結果を図5.7に示す。色差の計算には、パッチ中央付近の50×50画素の平均値を用いた。□が実画像、■が本アルゴリズムによる推定結果である。色差が小さいほど、D65光源の画像に近いことを示しており、光源色による色の変化が小さいことを意味する。グラフ右上の番号は、右上に示したColorChecker上のパッチの番号に対応している。

図5.7において、ほとんどのパッチについて本アルゴリズムの推定結果の方が色差が小さくなっており、光源の色の影響を除去できていることが分かる。これは、本アルゴリズムがパッチの反射率を正しく推定していることを示している。CIE A光源下における赤色(15番のパッチ)の推定結果の色差が実画像よりも大きくなっているが、これは、図5.5(e)で推定されたCIE A光源の分光分布の長波長域が実際のCIE A光源よりも小さかったためと考えられる。また、黒色(24番のパッチ)についても他のパッチに比べ色差が大きくなっているが、これは、暗い色のキャリブレーション精度が低いことによるものと考えられる。しかし、暗い色は反射光の光量が少ないために測色が難しく、測色値の精度が低くならざるを得ない。しかしながら、暗い色は色の違いが目立ちにくいので、大きな問題ではない。

表5.1は、図5.7に示した色差の平均、最小、最大値を示したものである。CIE A光源、CWF光源ともに、平均色差は半分程度に減少していることが分かる。最小色差も大きく減少しているが、最大色差は逆に大きくなっている。最大色差は、前述したように赤色、黒色に対する色差が大きいためである。D65光源については、実画像と推定画像間で色差が生じているが、これは撮影に用いた光源がD65相当の蛍光灯であり、昼光の分光分布とは微妙に異なっていたことが原因と考えられる。

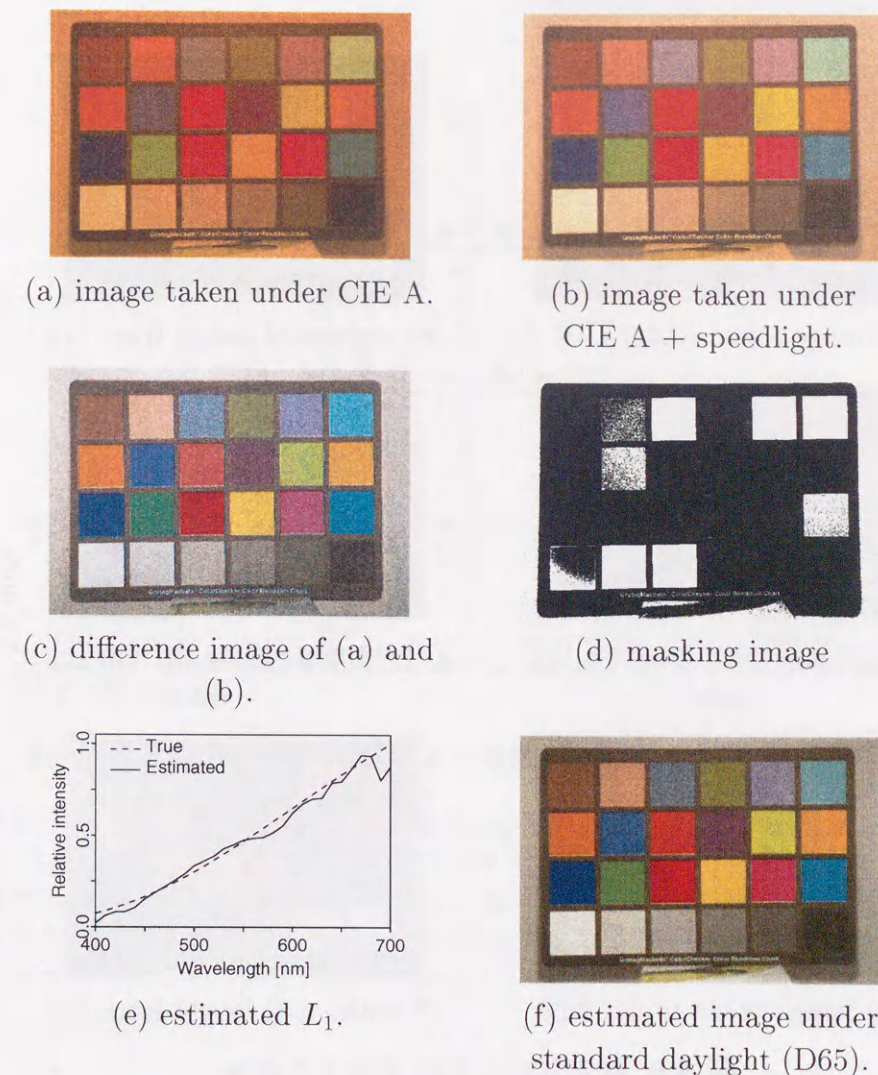


図5.5 本アルゴリズムによる処理の様子(CIE A光源下での撮影画像の場合)

提案法への入力画像は(a),(b)である。ステップ2の処理結果が(c)であり、(d)において黒で示した部分はステップ2~4の計算には用いない。ステップ4の処理により(a)における照明光の分光分布が(e)のように推定される。ステップ5で(a)と(e)から全画素の表面反射率が求められた後、ステップ6において、標準白色光源(D65)の分光分布を与えることによりD65光源下の画像が(f)のように推定される。

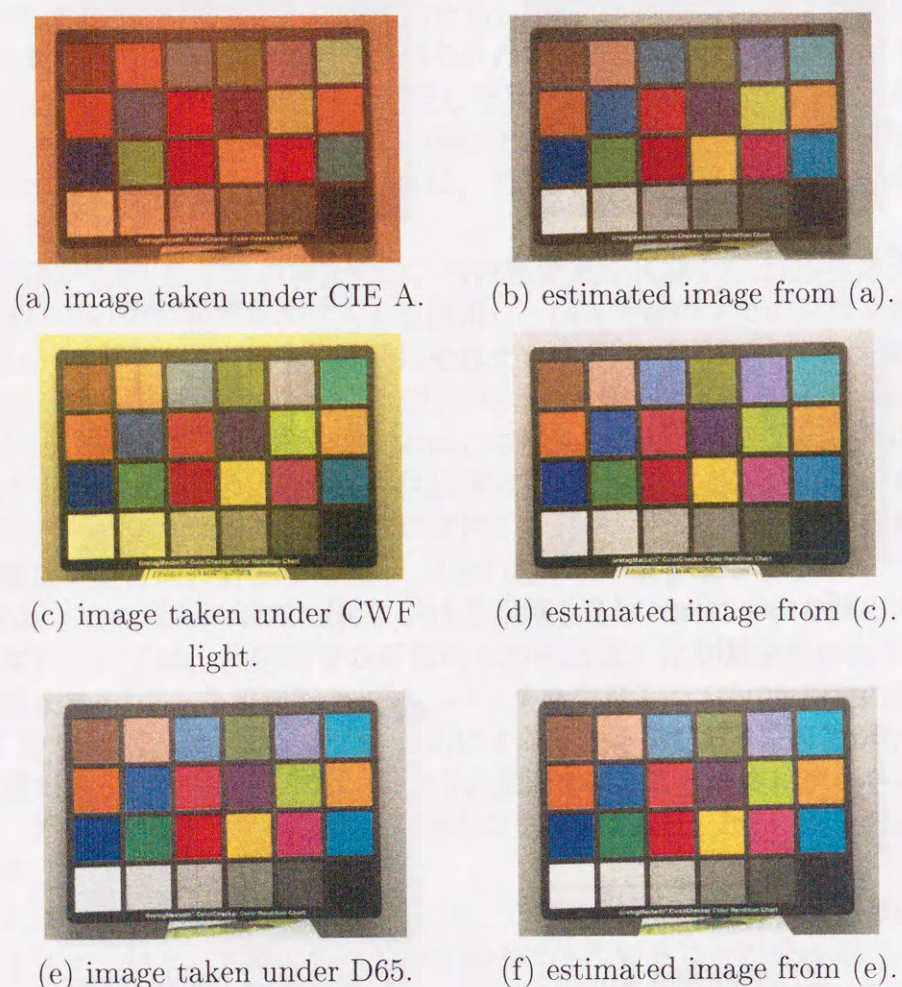
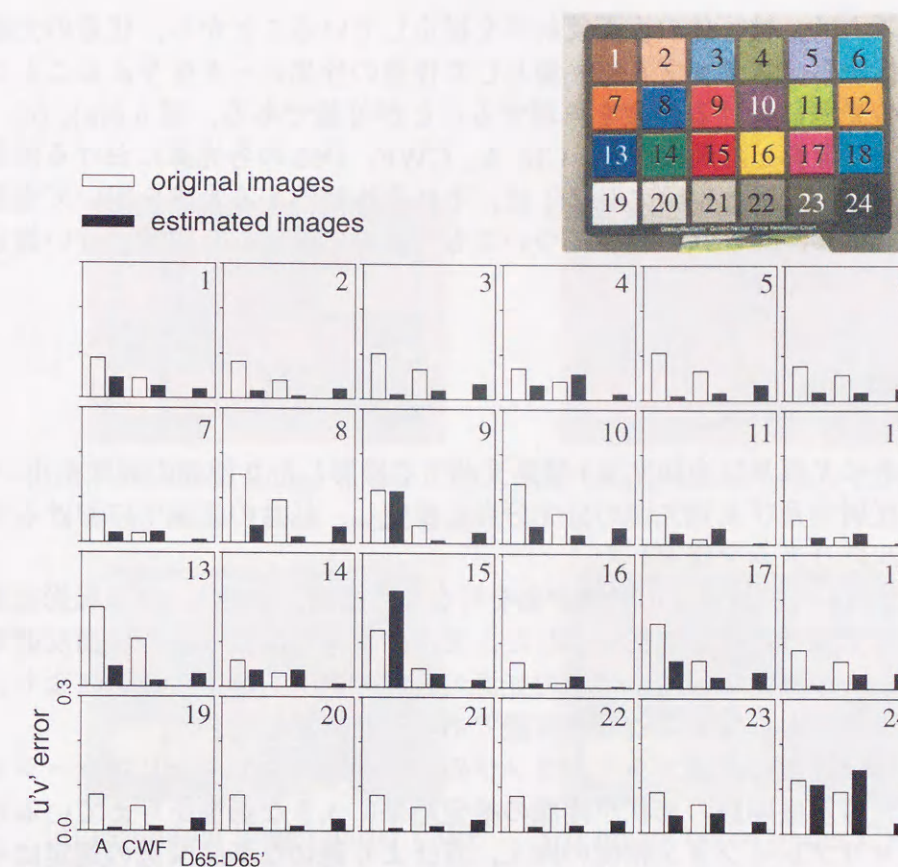


図 5.6 推定された D65 光源下の画像

(a) CIE A 光源, (c) 冷白色蛍光灯, (e) D65 光源下で撮影した画像に対して, 本アルゴリズムを適用し, D65 光源下で撮影した場合の画像を推定した結果が (b), (d), (f) である. (a), (c), (e) は光源によって画像の色が大きく異なるのに対し, (b), (d), (f) では全体的に見て大きな色の違いがなくなっている.

図 5.7 各パッチの D65 光源下で撮影した画像に対する $u'v'$ 色差

グラフは, 撮影画像 (original) 間の色差及び推定画像 (estimated) 間の色の違いを, D65 光源下のパッチと CIE A, CWF 光源下のパッチ間について, $u'v'$ 色差で示したものである. 各グラフ右上の番号は, 図右上の画像中のパッチ上の番号と対応している. 各グラフの D65-D65' の値は, D65 光源下の画像と, その画像から推定した D65 光源下の画像間の色差である.

表 5.1 実画像と推定画像の D65 光源下の画像に対する $u'v'$ 色差

Original	Average	Minimum	Maximum
A-D65	0.09545	0.05600	0.17663
CWF-D65	0.05207	0.01092	0.10622
Estimated	Average	Minimum	Maximum
from A	0.03969	0.00649	0.21601
from CWF	0.02824	0.00596	0.14287
	Average	Minimum	Maximum
D65-D65'	0.02305	0.00311	0.03677

5.3.2 任意光源下における画像の推定

本アルゴリズムは、被写体の表面反射率を推定していることから、任意の光源下で撮影した画像から、ステップ6で光源として任意の分光データを与えることにより、別の任意の光源における画像を再現することが可能である。図5.8(a), (c), (e)は、D65光源下で撮影した画像から、CIE A, CWF, D65の各光源における画像を推定した結果である。図5.8(b), (d), (f)は、それぞれ対応する光源を用いて直接撮影した実画像である。いずれの場合についても、実際に撮影した画像に近い推定が行なえていることが分かる。

5.4 むすび

本章では、未知光源及び未知光源+補助光源下で撮影した2種類の画像を用いて、被写体の表面反射率及び未知光源の分光分布を推定し、任意の光源下における画像を推定するアルゴリズムを提案した。

複数の照明を用いて、提案法の性能評価を行なった結果、提案法により撮影画像から光源色の影響を取り除けることを示した。また、提案法は被写体の表面反射率を推定しているため、画像再現時に任意の光源の分光データを与えることにより、任意の光源下での画像を推定することが可能であることを示した。

提案法の原理は非常に単純であり、カメラの分光感度特性のキャリブレーションの精度、照明光の基底関数の形状が画像の推定結果に大きな影響を与えていると考えられる。キャリブレーション精度の向上、及びより適切な基底関数の選定は今後の課題である。

また、提案法はフラッシュのような補助光源を用いるため、被写体に補助光源の光が届かない場合には提案法を用いることはできず、原理的に屋外での撮影には不向きである。しかしながら、光源が昼光ではない状況の多くは屋内であり、フラッシュは屋内での撮影において多く用いられることから、屋内での撮影においては提案法は有効であると考えられる。次章では、屋外での撮影についても対応するため、鏡面反射成分が偏光を帯びるという性質に着目し、偏光フィルタを用いて、複数の画像を撮影し、それらの画像から照明光の成分を推定し、被写体の反射率を推定する方法について述べる。

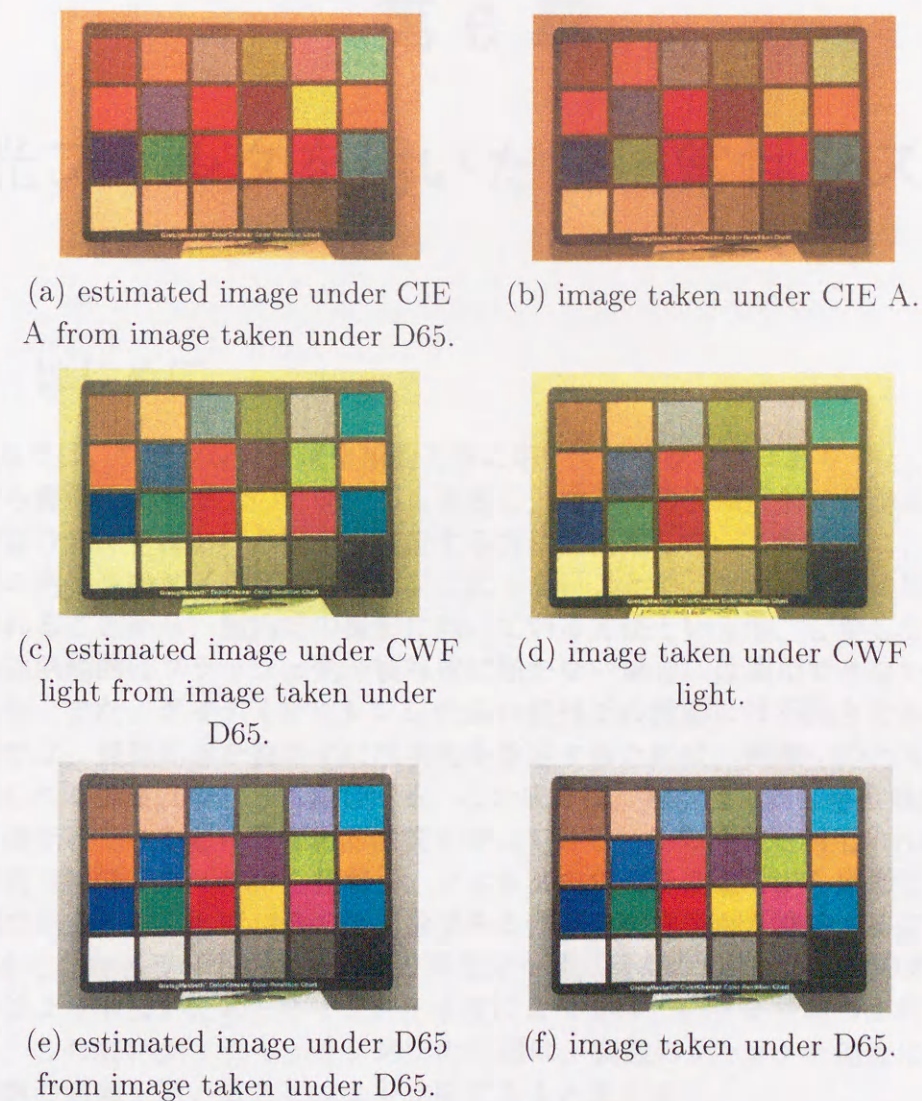


図5.8 任意光源下における画像の推定結果

D65光源下で撮影した画像を提案法の入力として、(a) CIE A光源下、(c) 冷白色蛍光灯下、(e) D65光源下で撮影した場合の画像を推定した結果である。各光源下で実際に撮影した画像(b), (d), (f)を示した。いずれの光源においても、実際に撮影した画像に近い推定ができていることがわかる。

第6章

偏光フィルタを用いた色恒常性システム

6.1 はじめに

第5章では、フラッシュ装置を補助光源に用いて、フラッシュあり・なしの2枚の画像から撮影時の照明光の分光分布を推定し、被写体の表面反射率を得ることにより、任意の光源下における画像を推定する方法を提案した。この方法は、屋内では被写体の明るさのダイナミックレンジは広くないことや、フラッシュは屋内でよく用いられることから、屋内での撮影に向いている方法といえる。しかしながら、この方法は原理的にフラッシュ光が被写体に届かない場合には適用できないという問題があり、また、ダイナミックレンジの広い屋外での撮影には不向きであった。

本章では、補助光源を使わずに照明光を推定するために、画像中のハイライト部分に見られる鏡面反射成分に着目する。この成分は、照明光と同じ色度成分を持ち、かつ、偏光しているという物理的性質を持っている。この性質を利用すれば、CCDカメラ前方に偏光フィルタを装着し、フィルタの角度を変えながら撮影した2枚の画像間の差をとることで、その偏光量である光源色を画像から推定することができる。しかし、ハイライトを含む画像の輝度分布は、通常のCCDカメラのダイナミックレンジよりも広いため、シャッター速度によっては、白とびや黒つぶれを生じてしまう。この広いダイナミックレンジの問題は、複数のシャッター速度により撮影した複数の画像を用いることにより克服できると考える。

そこで、本章では、光源色推定という目的を達成する方法として、偏光フィルタの角度とシャッター速度を変化させて得られる複数の画像を用い、光源色を推定する方法を提案する。また、この方法により被写体の表面反射率を推定し、原画像を任意の照明光下における画像へ色補正を行なう方法を提案する。

6.2 画像中の偏光成分の特徴

6.2.1 反射光とハイライトの定義 [60]

物体から反射される光は一様ではなく、物体の材質、形状によって様々な成分を含む。物体の表面層が不均質物質の場合、反射光としては次の4つの成分が考えら

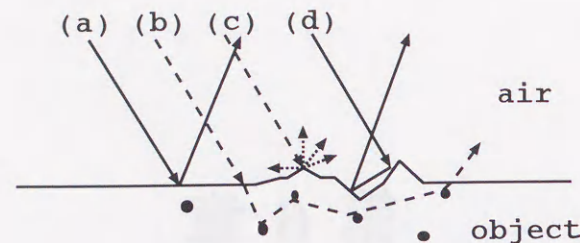


図 6.1 反射の種類

れる (図 6.1)。

- (a) 入射光の波長よりも十分大きい平らな面から正反射方向に1回で反射する光
- (b) 物体表面を透過し、物体中の色素に繰り返し反射された後に空気中に再び出てくる光
- (c) 入射光の波長と同程度か、より小さい微細面で回折された光
- (d) 入射光の波長よりも十分大きい微細面からなる粗い面の間で少なくとも2回以上反射してくる光

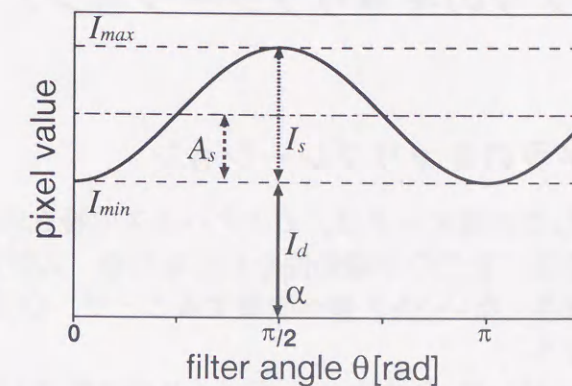
ここで、(a) は鏡面反射 (specular reflection) と呼ばれ、(b) から (d) を拡散反射 (diffuse reflection) と呼ばれる。また、(c) の成分は他に比べて非常に小さいため、物体が波長オーダーの周期構造を持つ場合以外はほとんど無視できる。(b) は物体中で反射、屈折、吸収を繰り返し、物体の色を認識させる光となるのに対し、(a) は1回で反射するためにエネルギーが最も大きく、光源の色とほぼ同じ色で見える。(d) の反射成分は、(a) に比べるとエネルギーは小さいものの、(a) と同様に吸収は少ないため、光源の色と同じになる。こうした反射特性から、物体には正反射方向とそれに近い方向にほぼ光源の色と同じである強い光が見えることになる。この部分の光をハイライトと呼ぶ。ハイライトは粗い面であれば (d) の成分が大きくなるので、広く見えるが光自体は弱くなり、完全に滑らかな面であれば (a) の成分のみになるので、非常に狭い領域で強い光となる。

6.2.2 反射と偏光の関係

一般に光源と同じ色成分を持つ鏡面反射成分は偏光されており、また、物体色となる拡散反射成分は、非偏光であることが知られている [60, 61]。本研究では、鏡面反射と拡散反射の性質に基づいて、偏光フィルタを装着した CCD カメラの出力画像と偏光の関係を考える。

CCD カメラの出力 I は、

$$I = I_d + I_s \quad (6.1)$$

図 6.2 偏光フィルタの角度と画素値 I の関係 ($\alpha = \pi/2$ の場合)

偏光を含む被写体を偏光フィルタを通して撮影すると、画素値の鏡面反射成分 I_s が偏光フィルタの角度 θ によって、 $\cos 2(\theta - \alpha)$ で変化する。

として、拡散反射成分 I_d 、鏡面反射成分 I_s の2つの成分の和で記述できる。偏光フィルタに直線偏光フィルタを用いた場合、偏光成分である鏡面反射成分 I_s と偏光フィルタの回転角度 θ の関係は、次式のように表わせる。

$$I_s = A_s \cos 2(\theta - \alpha) + A_s \quad (6.2)$$

ここで、 α は物体表面の角度や偏光フィルタの角度等の幾何条件により決まる位相とする。式 (6.2) を式 (6.1) に代入することで、次式を得る。

$$I = I_d + A_s + A_s \cos 2(\theta - \alpha) \quad (6.3)$$

この関係を図 6.2 に示す。 θ の異なる2枚の画像間の差分は、偏光成分のみの差分となるから、これにより光源色を推定することができる。

次に、偏光フィルタの角度 θ について考える。図 6.2 からわかるように、 θ を任意の2つの角度とした場合、画素値 I の差分が0となる場合が存在する。そこで、少なくとも θ を3回以上変化させて撮影し、差分が現われるようにする必要がある。また、CCD カメラのノイズを考慮した場合、ある閾値以上の差分を処理対象とすべきである。式 (6.2) より、

$$I_s = \begin{cases} 2A_s, & (\theta - \alpha = \frac{\pi}{2}n) \\ A_s, & (\theta - \alpha = \frac{\pi}{4}(2n - 1)) \\ A_s(1 + \cos 2(\theta - \alpha)), & \text{other} \end{cases} \quad (6.4)$$

となることから、 θ の1回の変化量が $\pi/4$ であれば、光源色の画素値は最小でも A_s となる。なお、本研究ではノイズの影響が A_s に収まると仮定する。

6.3 CCDカメラのキャリブレーションとダイナミックレンジ

6.3.1 CCDカメラのキャリブレーション

CCDカメラで撮影した画像データは、そのデバイスの特性に依存したRGB値で記録されるが、出力特性に若干の非線形性を有するため、入射光量に対し線形であり、デバイス特性に依存しないXYZ値へ変換することで、CCDの出力特性のキャリブレーションを行なう。

RGB値である $C = (C_r, C_g, C_b)^t$ から、デバイス独立色XYZで表現された画像データ $I = (I_X, I_Y, I_Z)^t$ への変換は、非線形マスキング法 [58] を用いて、以下のように変換マトリクス M を乗じることにより行なう。ここで、 M は、 3×10 のマトリクスであり、複数の色票を撮影した画像 (RGB 値) から、測色計により計測したそれぞれの色票のXYZ値への変換誤差が最小となるように最小自乗法により決定する。

$$I = MC' \quad (6.5)$$

ここで、

$$C' = (C_r^2, C_g^2, C_b^2, C_r C_g, C_r C_b, C_g C_b, C_r, C_g, C_b, 1)^t$$

なお、実際のキャリブレーション条件については、6.4.2で述べる。

6.3.2 CCDカメラのダイナミックレンジ

我々は、昼光の下で空や影のある景色を見ても、空の雲や影の中の物体を認識できる。しかし、CCDカメラでこの様な景色を撮影すると、空は白っぽく、影は黒くつぶれ、我々が実際見た景色とは随分と異なった印象を受ける。これは、屋外やハイライトが存在する場合、画像の輝度分布が通常のCCDのダイナミックレンジより広く、あるシャッター速度で撮影すると、白とびや黒つぶれを生じるためである。

図6.3に、実験に用いたCCDカメラの各シャッター速度 (1/250, 1/1000, 1/2000) における感度特性と、白色光源下で撮影したハイライト部分を持つ画像の輝度ヒストグラムを示す。なお、感度特性を示す曲線は、色度を $(x, y) = (0.36, 0.36)$ 一定とし、輝度を変化させて作成したXYZデータを前節のキャリブレーションにより得た変換マトリクス M を用いて、RGB値へ逆変換し、そのRGBの平均値を示したものである。

図6.3から、今回使用したCCDのダイナミックレンジが、ハイライト部分の色と物体の色を同時に記録するには不十分であることがわかる。したがって、こうした画像を記録する場合には、シャッター速度を数段階変化させて撮影する必要がある。

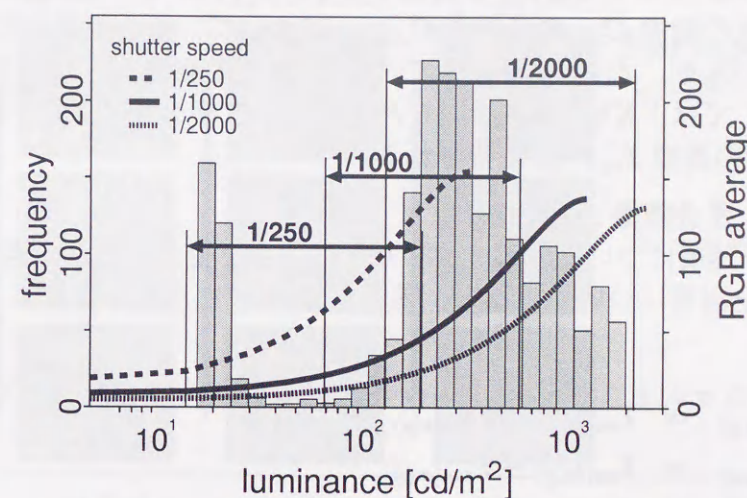


図 6.3 CCDのダイナミックレンジと有効輝度域

グラフはCCDカメラのシャッター速度 1/250, 1/1000, 1/2000 における感度特性である。シャッター速度に対して被写体が明るすぎるとCCDの出力は飽和してしまう。図中の矢印で示した範囲はそれぞれのシャッター速度における有効輝度域である。また、ヒストグラムは、ハイライトを含む画像における輝度分布である。この分布から、ハイライトを含む画像はダイナミックレンジが広く、単一のシャッター速度で撮影した場合には、白とびや黒つぶれが起きてしまうことがわかる。

6.4 複数画像からの光源色の推定

本研究では、シャッター速度を3段階、偏光フィルタの角度を3段階に変化させた計9枚の画像を用いて、光源色を推定するアルゴリズムを提案する。

6.4.1 光源色の推定アルゴリズム

本アルゴリズムは、次の4つのステップから成る。本アルゴリズムによる処理の概念図を図6.4に示す。

[ステップ1] 入力画像のXYZ値への変換

シャッター速度 ($s = s_1, s_2, s_3$) と偏光フィルタの角度 ($a = a_1, a_2, a_3$) を変化させて撮影した9枚の画像 C_{sa} の各画素 $C_{sa}(x,y)$ について、予め測定した有効輝度範囲内にある画素のみを、式(6.5)を用いて、XYZ値に変換する。ここで、有効範囲外の画素値に対しては、XYZの各値を0とする。本ステップにより、RGB値の画像 C_{sa} がXYZ値の画像 I_{sa} へと変換される。

[ステップ2] 差分画像 ΔI_s の計算

各シャッター速度について、偏光フィルタの角度を変えた3枚の画像 I_{sa} に対し、以下の計算を全画素について行ない、差分画像 ΔI_s を求める。

$$\Delta I_{sa_1a_2}(x,y) = I_{sa_1}(x,y) - I_{sa_2}(x,y)$$

$$\Delta I_{sa_1a_3}(x,y) = I_{sa_1}(x,y) - I_{sa_3}(x,y)$$

$$\Delta I_{sa_2a_3}(x,y) = I_{sa_2}(x,y) - I_{sa_3}(x,y)$$

ここで、 $\Delta I_{sa_1a_2}(x,y)$, $\Delta I_{sa_1a_3}(x,y)$, $\Delta I_{sa_2a_3}(x,y)$ のうち、ノルムが最大となるものを $\Delta I_{s(x,y),MAX}$ とおき、 $\Delta I_{s(x,y)}$ は、以下の条件で設定する。

$$\Delta I_{s(x,y)} = \begin{cases} 0 & : \text{if } \|\Delta I_{s(x,y),MAX}\| < A_s \\ \Delta I_{s(x,y),MAX} & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (6.6)$$

[ステップ3] 差分画像 ΔI_s の統合

$\Delta I_{s(x,y)} \neq 0$ となる画素について、 $\Delta I_{s_1(x,y)}$, $\Delta I_{s_2(x,y)}$, $\Delta I_{s_3(x,y)}$ の平均を求め、これを画素値 $\Delta I_{(x,y)}$ とする。

[ステップ4] 光源色の算出

画像 ΔI の $\Delta I_{(x,y)} \neq 0$ である画素の平均値を光源色のXYZ値とする。

6.4.2 光源色の推定実験

以上の手順により光源色を推定できること確認するため、以下の実験を行なった。画像の撮影には、SONY製CCDカメラDXC-151Aを用い、レンズには直線偏光フィルタを取り付けた。CCDカメラの分光感度特性のキャリブレーションにおいては、銀塩式カラープリンタFujix Pictography 3000を用い印刷したカラーチャートを用いた。カラーチャートおよび被写体の測色には、PhotoResearch製RP-650を

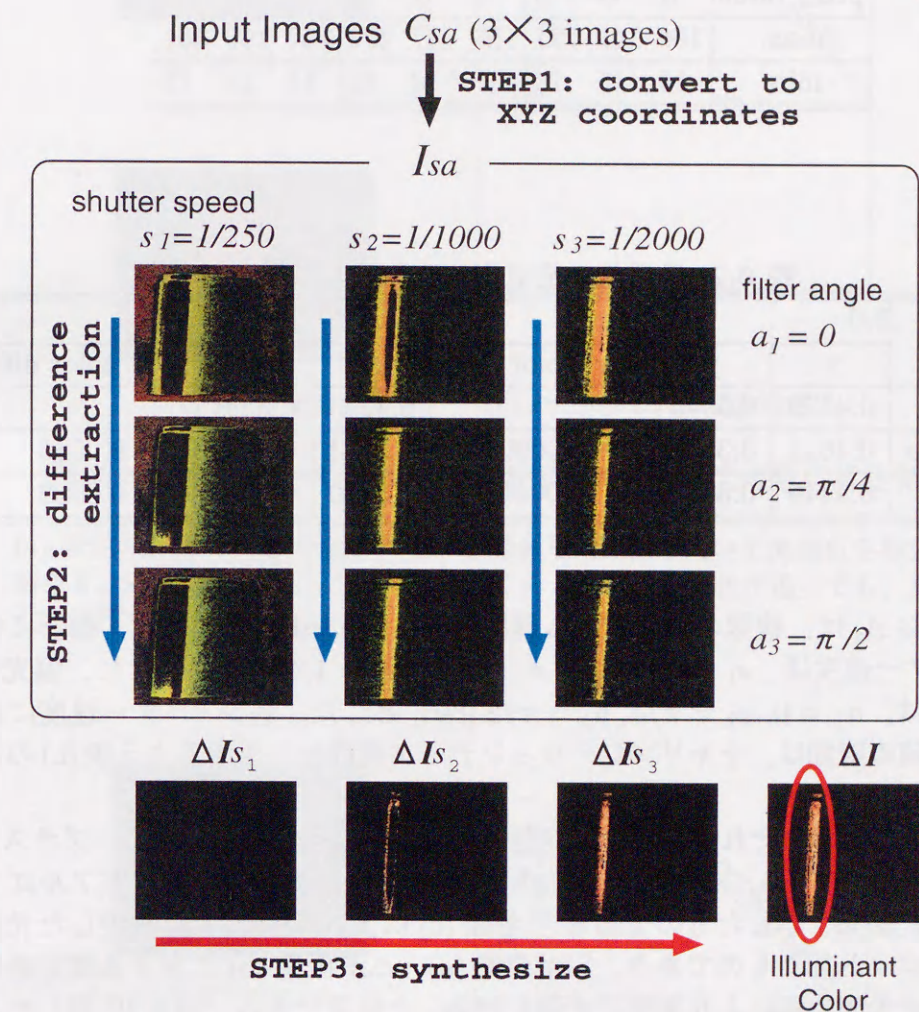


図6.4 提案法による光源色推定の概念図

図は、撮影に用いる偏光フィルタの角度を $a_1 = 0$, $a_2 = \pi/4$, $a_3 = \pi/2$ とした場合の提案法による光源色推定の処理の流れを示したものである。9つの入力画像は、まずRGBからXYZ値に変換される。同一のシャッター速度におけるXYZ画像について、画像間の差分をとり、統合する。次に、各シャッター速度における差分画像を合成する。最後に、十分に画素値が大きい画素について平均を求めることにより、撮影時の光源色を推定することができる。

表 6.1 各シャッター速度における画素値の有効範囲

pixel value	shutter speed								
	1/250			1/1000			1/2000		
	R	G	B	R	G	B	R	G	B
max.	166	162	221	155	147	222	157	162	231
min.	15	15	20	10	14	13	14	14	16

表 6.2 光源色の推定値と測色値との比較

	orange			white		
	x	y	u'v' color diff.	x	y	u'v' color diff.
true	0.4529	0.3949	—	0.3223	0.3257	—
green cup	0.4611	0.3877	0.0090	0.3214	0.3380	0.0086
red cup	0.4449	0.3877	0.0046	0.3150	0.3352	0.0098

用いた。なお A_s は、複数の実験値から経験的に、 $600 [\text{cd}/\text{m}^2]$ とした。撮影に使用したシャッター速度は、 $s_1 = 1/250$, $s_2 = 1/1000$, $s_3 = 1/2000 [\text{s}^{-1}]$ とし、偏光フィルタの角度は、 $a_1 = 0$, $a_2 = \pi/4$, $a_3 = \pi/2 [\text{rad}]$ とした。各シャッター速度における有効画素値の範囲は、キャリブレーションデータ範囲と一致するように表 6.1 のように設定した。

図 6.5 及び図 6.6 は、それぞれオレンジ色の光源及び白色光源を用いて、プラスチック製の緑色のコップ (a)、赤色のコップ (b) を撮影した画像について、本アルゴリズムを適用した結果を示したものである。各図 (c) は、 xy 色度図上に推定した光源色の色度をプロットしたものであり、○が画像 (a)、△が画像 (b) に対する推定結果である。+ は分光測色器により実際に光源を測色した結果である。表 6.2 に示したように、図 6.5 及び図 6.6 の光源色の推定値と測色値との $u'v'$ 色差 [59] も小さい。光源の色が淡い黄色、ピンクの場合についても同様の結果が得られた。これらの結果から、本アルゴリズムにより、被写体の色によらず、測色値に近い光源の色を推定できることが確認できた。

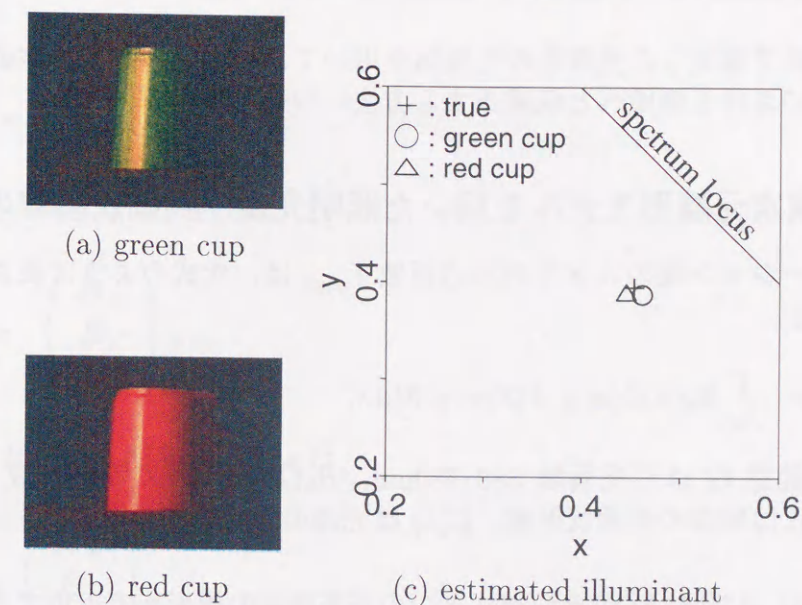


図 6.5 オレンジ色光源下での撮影画像に対する光源色の推定結果

(a) 緑色のコップ, (b) 赤色のコップを撮影した画像を用いて光源色を推定した結果を、 xy 色度図に表したものが (c) である。被写体の色が違ってても、真値に近い光源色を推定できている。

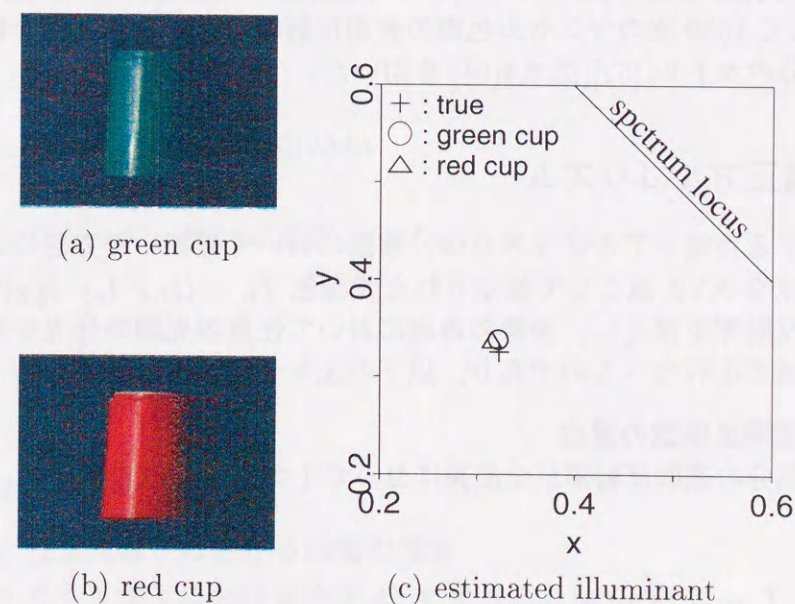


図 6.6 白色光源下での撮影画像に対する光源色の推定結果

白色光源下で撮影した画像についても、図 6.5 と同様に、真値に近い光源色を推定できた。

6.5 任意光源下で撮影した画像の色補正

ここでは前節で推定した光源色の色度値を用いて、照明光の影響を除去し、別の任意の光源下における画像へと色補正する方法について述べる。

6.5.1 有限次元線形モデルを用いた照明光及び表面反射率の近似

キャリブレーション後のカメラの出力画像 $I_{(x,y)}$ は、次式のように表されるものと仮定する [52]。

$$I_{k(x,y)} = \int_G R_k(\lambda) L(x,y,\lambda) S(x,y,\lambda) d\lambda, \quad (6.7)$$

ここで、積分範囲 G は可視領域 380–780nm, $R_k(\lambda)$ は XYZ 等色関数 [59] ($k = X, Y, Z$), $S(\lambda)$ は物体の表面反射率, $L(\lambda)$ は光源の分光強度分布, x, y は画素の位置である。

ここで、 $S(\lambda)$ 及び $L(\lambda)$ がそれぞれ 3 つの基底関数の線形和で近似できると仮定すれば、式 (6.7) は次式のように書き直せる。

$$I_{k(x,y)} = \int_G R_k(\lambda) \sum_{i=0}^2 \epsilon_{i(x,y)} E_i(\lambda) \cdot \sum_{j=0}^2 \sigma_{j(x,y)} S_j(\lambda) d\lambda \quad (6.8)$$

ここで、 ϵ_i 及び σ_j は、それぞれ照明光と表面反射率の各基底関数に対する係数（以下、それぞれ照明光係数、反射率係数と記す）である。

本研究では、 $E_i(\lambda)$ として Judd ら [37] により提案された昼光の基底関数 (図 3.4(a)) を、 $S_j(\lambda)$ として 1569 枚のマンセル色票の表面反射率に対する主成分分析によって得られた主成分ベクトル [52] (図 3.4(b)) を用いた。

6.5.2 色補正アルゴリズム

本節で提案する色補正アルゴリズムは、前節において提案した方法により、デバイス特性に独立な XYZ 値として推定された光源色 $\mathbf{I}_L = (I_{LX} \ I_{LY} \ I_{LZ})^t$ をもとに被写体の表面反射率を推定し、画像の再現において任意の光源の分光分布を与えることにより色補正を行なうものであり、以下の 3 ステップからなる。

[ステップ 1] 照明光係数の算出

ハイライト部分の表面反射率が全波長において 1 であると仮定すれば、 \mathbf{I}_L は、式 (6.8) から、

$$I_{Lk} = \int_G R_k(\lambda) \sum_{i=0}^2 \epsilon_i E_i(\lambda) d\lambda \quad (6.9)$$

と表せる。基底関数及び XYZ 等色関数をまとめることにより、以下のように書き直せる。

$$I_{Lk} = \mathbf{B}_k \boldsymbol{\epsilon}, \quad (6.10)$$

ここで、 $\boldsymbol{\epsilon} = (\epsilon_0 \ \epsilon_1 \ \epsilon_2)^t$,

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_k &= (B_{k0} \ B_{k1} \ B_{k2}), \\ B_{ki} &= \int_G R_k(\lambda) E_i(\lambda) d\lambda, \end{aligned}$$

である。式 (6.10) から、 \mathbf{I}_L は、

$$\mathbf{I}_L = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_X \\ \mathbf{B}_Y \\ \mathbf{B}_Z \end{pmatrix} \boldsymbol{\epsilon} \quad (6.11)$$

と表せ、これより、照明光係数 $\boldsymbol{\epsilon}$ は、

$$\boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_X \\ \mathbf{B}_Y \\ \mathbf{B}_Z \end{pmatrix}^{-1} \mathbf{I}_L \quad (6.12)$$

[ステップ 2] 表面反射率の推定

入力画像 \mathbf{I} の各画素値

$$\mathbf{I}_{(x,y)} = (I_{X(x,y)} \ I_{Y(x,y)} \ I_{Z(x,y)})^t$$

は、

$$\begin{aligned} I_{k(x,y)} &= \sigma_{(x,y)} (\mathbf{T}_k)_{ij} \epsilon \\ (\mathbf{T}_k)_{ij} &= \int_G R_k(\lambda) E_i(\lambda) S_j(\lambda) d\lambda \end{aligned} \quad (6.13)$$

と表せる。したがって、反射率係数 $\boldsymbol{\sigma} = (\sigma_0 \ \sigma_1 \ \sigma_2)^t$ は、

$$\boldsymbol{\sigma}_{(x,y)} = \begin{pmatrix} \epsilon^t (\mathbf{T}_X)_{ij} \\ \epsilon^t (\mathbf{T}_Y)_{ij} \\ \epsilon^t (\mathbf{T}_Z)_{ij} \end{pmatrix}^{-1} \mathbf{I}_{(x,y)} \quad (6.14)$$

として求めることができる。

[ステップ 3] 任意光源下における画像の推定

最後に、任意の光源下における画像 \mathbf{O} を次式により求める。

$$\begin{aligned} O_{k(x,y)} &= (U_{k0} \ U_{k1} \ U_{k2}) \boldsymbol{\sigma}_{(x,y)} \\ U_{kj} &= \int_G R_k(\lambda) L_{any}(\lambda) S_j(\lambda) d\lambda \end{aligned} \quad (6.15)$$

ここで、 $L_{any}(\lambda)$ は、任意の光源の分光分布である。

6.5.3 色補正実験

複数の被写体を撮影した画像に対して、光源色の推定を行ない、本アルゴリズムを用いて色補正を行なった結果を図6.7に示す。図6.7(a)は白色光源(D65)の下で撮影した画像であり、図6.7(b), (c)は、オレンジ色の光源、ピンク色の光源における撮影画像である。図6.7(d), (e)は、本アルゴリズムを用いて、図6.7(b), (c)を白色光源下における画像へと色補正した画像であり、これらの画像の色が図6.7(a)に近ければ正しく色補正が行なわれたことになる。図6.7(a)中央の青色、黄色が、(b), (c)では緑、オレンジになってしまっていたものが、色補正後の(d), (e)では(a)の色に近くなっている。なお、オレンジ、ピンクの他、2種類の光源についても実験を行ない、同様に照明光の影響を除去できることを確認した。

6.6 むすび

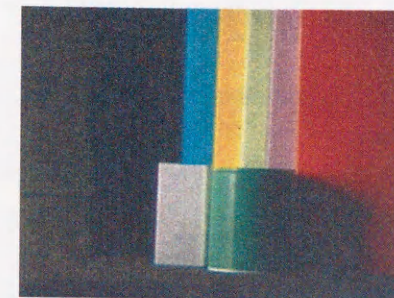
本章では、偏光情報を用いた画像から光源色、被写体の表面反射率を推定するとともに、任意の光源下における画像を推定するアルゴリズムを提案した。

本アルゴリズムでは、偏光フィルタの角度とシャッター速度をそれぞれ3段階変化して撮影した合計9枚の画像を用いる。偏光フィルタの角度を変化させることにより、偏光を含むハイライト部分の輝度が変化することに着目し、偏光フィルタの角度の異なる画像間の差分を基にハイライト部分を抽出し、照明光成分を推定する。さらに、ここで推定した光源色を用いて、画像から被写体の表面反射率を推定し、撮影時の照明光の影響を取り除くとともに、任意の照明光の分光分布を与えることにより、任意光源下における画像を推定することが可能である。

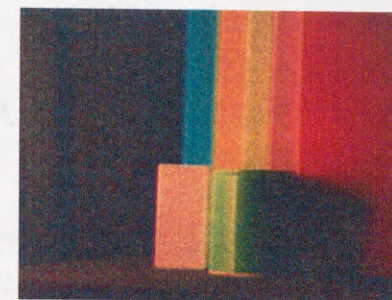
本アルゴリズムの妥当性を確認するため、被写体と照明光の色を変化させて、照明光を推定した結果と標準白色面に照明光を反射させて測色した値をxy色度図上で比較した。その結果、被写体の色や照明光の色に依存せず、測色値に近い値を推定できることがわかった。

次に、複数の被写体を含む画像を用いて、光源色を推定し、その白色光源下における画像を推定した。実際に白色光源下で撮影した画像と、提案法により推定した白色光源下における画像を比較した結果、提案法により撮影時の照明光の色の影響を除去可能であることがわかった。

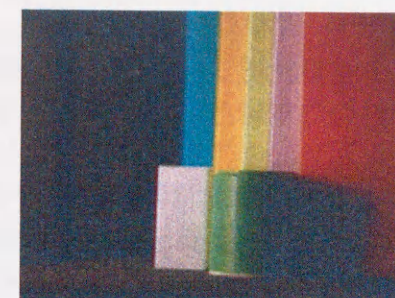
本アルゴリズムは、原理的に偏光を生ずる材質の被写体でないと光源色の推定は不可能であるが、偏光を生ずる材質は日常生活においていたる所に存在することから、大きな問題とはならないと考える。本アルゴリズムへの入力画像は、市販の偏光フィルタおよびデジタルカメラにより撮影可能であるが、処理に必要な画像が9枚と多いため、市販のデジタルカメラを用いた場合には撮影に時間を要する。その解決方法としては、フィルタの回転をステッピングモータにより制御し、撮影を自動化することや、3枚のCCDを用いて、各CCDに偏光フィルタを装着し、一回の撮影で9枚の画像を得るなどの方法が考えられる。



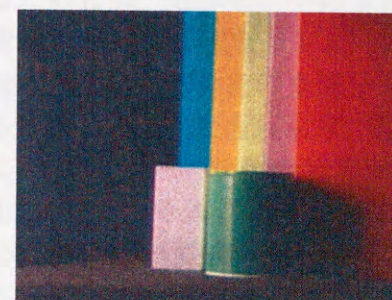
(a) 撮影画像 (白色光源 (D65))



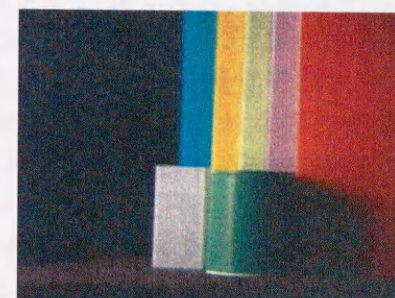
(b) 撮影画像 (光源:オレンジ)



(d) D65 光源における再現画像 (光源:オレンジ)



(c) 撮影画像 (光源:ピンク)



(e) D65 光源における再現画像 (光源:ピンク)

図 6.7 D65 光源下における画像の再現結果

(b), (c) は、それぞれオレンジ色の光源、ピンク色の光源下で撮影した画像である。これらに対して、光源色の推定を行なった後、本アルゴリズムを用いて白色光源下における画像へと色補正を行なった結果が (d), (e) である。これらの画像の色が白色光源下で撮影した画像 (a) に近ければ正しく色補正が行なわれたことになる。(a) では青色、黄色となっていた部分 (画像中央付近) が、(b), (c) では光源色の影響で緑、オレンジになってしまっている。これに対し、色補正後の (d), (e) では (a) の色に近くなっている。

第 7 章

結論

本論文では、色恒常性という人間の色覚が果たしている視覚機能を計算論的枠組から定式化し、その計算論モデルを構築するとともに、色恒常性の計算論的な定式化をもとに、色恒常性を実現するカラーイメージングのアルゴリズムを提案した。

まず、第 4 章では、従来提案されてきた色恒常性の計算論モデルでは説明できなかった影の下での色恒常性を実現する計算論モデルを提案し、その評価を行なった。従来のモデルでは、照明光の空間強度変化は滑らかであるとの仮定を用いて、表面反射率のみを推定していたが、本モデルでは、表面反射率のみならず照明光の空間強度分布も推定する。すなわち、本モデルは、照明光の空間強度変化である影を、影として捉えるためには、照明光の空間情報の推定が必要であり、表面反射率の推定は、照明光の情報を保持する視覚モジュールとの相互作用により行なわれるとの考えから、表面反射率、および照明光の空間分布を推定する 2 つの視覚モジュールの結合モデルによって構成され、表面反射率、照明光の両方を推定するものである。また、本モデルでは、影の境界か、物体の境界かを我々が日常観測する影の特徴に着目し、それを事前知識として、それぞれの視覚モジュールのエッジ情報を保持する線過程の活性もしくは抑制に用いている。そして、その情報をもとに視覚情報の充填に相当する、画像のエッジ付近の情報をを用いた滑らかな補間を制御する。

本モデルに影が含まれるような画像を入力した結果、推定照明光に影の強度変化が現れ、反射率として、照明光の空間変化をある程度取り除いた画像を推定することができた。この結果から、影の下での色恒常性は、物体の色、すなわち表面反射率を推定する視覚モジュールと、照明光の空間情報を推定・保持している視覚モジュールとの相互作用によって成し遂げられていることが示唆されたといえる。そして、色恒常性のモデルにおいて、照明光を推定するモジュールを考慮した試みは、他の視覚系の問題、例えば面の推定などの問題と色知覚の問題との関わりなど、様々な視覚属性推定の相互依存の形式に関する研究への道を開くものであると考えられる。

さらに、本モデルでは、推定した反射率、および照明光から入力画像を再構成できることから、恒常度を推定反射率、および再構成画像から求めることができ、心理物理実験における paper match、および appearance match の状況での恒常度と対応付けることができる。照明光の分光分布を変化させたシミュレーションにおいて、それぞれの恒常度を求めた結果は、paper match の方が恒常度が高いという心理物理実験の知見と定性的に一致していると考えられる。

こうした色恒常性メカニズム解明のための研究は、ヒトの色知覚と差異が目立つ映像機器などのカラーメディアに対し、多くの示唆を与えるものである。

次に、第5章では、色恒常性理論の工学的応用として、色恒常性を有するデジタルカラーイメージングシステムを実現するアルゴリズムを提案した。デジタルカメラの色補正機能として、ホワイトバランス調整が一般的であるが、画像によって補正に失敗することが少なくないなど、光源の影響を除去する処理は、現在もお各メーカーが凌ぎを削る画像処理技術である。提案法は、スペクトル特性が既知のフラッシュ光を補助光源に用いて、フラッシュあり/なしの2枚の画像セットを用いて、両画像の差分から被写体の表面反射率を推定し、そのデータとフラッシュなしの画像から撮影時の光源色を推定する。画像の再現において、任意の光源の分光情報を与えることにより、撮影時の光源によらない画像を得ることができる。フラッシュあり・なしの2枚の画像をデジタルカメラにより撮影し、本方法を適用した結果、撮影時の光源によらない画像再現を得ることができ、また、ある光源下で撮影した画像から、別の光源色の照明の下で撮影した画像を再現することが可能であることを確認した。

このフラッシュを補助光源として用いる方法は、既存のフラッシュ装置を使用でき実現が容易である反面、フラッシュが被写体に届かない場合には適用できないという問題があり、また、屋外の撮影では輝度レンジが広く、CCD感度のダイナミックレンジで輝度レンジ全体をカバーすることが難しいという問題が残されていた。そこで、第6章では、フラッシュ光のような補助光源を使わずに、また屋外のような広輝度レンジの環境においても適用できるカラーイメージングシステムを構築することを考え、シャッター速度および偏光フィルタの角度を各3段階変化させた9枚の画像から光源色を推定する方法を提案した。この方法は、被写体のハイライト部分にみられる偏光に着目したもので、偏光フィルタの角度の変化により画像のハイライト部分の輝度が変化すること、ハイライト部分は主に光源の色成分が含まれる事を利用し、光源色を推定するものである。光沢をもつ物体を被写体を選び、撮影画像に本方法を適用し、ハイライト部分の抽出ができ、光源色の推定が可能であることを確認した。さらに、画像再現時に、任意の光源の分光分布を与えることにより、撮影時の光源色によらず任意の光源下で撮影した画像へと色補正可能である事を示した。

第5章、第6章に述べたような工学的応用では、視覚系のハードウェアの制約にとらわれず、とうてい視覚が外界から得ることのできないような情報を用いることが可能である。これらの研究では、色恒常性を題材として色覚が解いている問題を工学的にいかに実現するかを示したものといえる。

本研究による成果が、今後ヒトの色知覚に根ざした次世代の画像認識システム、画像処理システムを実現するための重要な基礎となることを望むものである。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご多忙ながらも貴重な御時間を割き、終始懇切なる御指導、後助言を賜りました豊橋技術科学大学工学部情報工学系白井支朗教授に深く感謝致します。また、本論文をまとめるにあたり、有益な御討論、御助言を賜りました豊橋技術科学大学工学部情報工学系宇野洋二教授、知識情報工学系山本眞司教授、情報工学系中内茂樹講師に感謝致します。

有益な御助言を賜りました工学院大学情報工学科淀川英司教授に感謝致します。

本研究に関して多くの御示唆をいただいた、愛知県立大学情報科学部戸田尚宏助教授、神山齊己助教授に感謝します。

有益な議論をいただいたミノルタ株式会社システム開発センター内野文子氏に感謝致します。

そして、谷津正志氏（現NTTデータ）を始めとして、永田憲範氏（博士2年）、伊藤直己氏（修士2年）、加納克則氏（修士1年）ら豊橋技術科学大学工学部情報工学系生体・神経情報工学研究室色彩科学研究グループのメンバーの皆様、ならびに生体・神経情報工学研究室の方々には、本研究を進めるにあたり、惜しみない御協力をいただきましたことを心から御礼申し上げます。

参考文献

- [1] 長谷川敬. 色彩恒常現象. *VISION*, Vol. 3, No. 3, pp. 145-148, 1991.
- [2] 大山正, 今井省吾, 和気典二 (編). 新編 感覚・知覚 心理学 ハンドブック. 誠信書房, 1994.
- [3] E. H. Land. Experiments in color vision. *Scientific American*, Vol. 201, pp. 286-298, 1959.
- [4] E. H. Land. Color vision and the natural image. part I. *Proc. Natl. Acad. Soc.*, Vol. 45, pp. 115-129, 1959.
- [5] E. H. Land. Color vision and the natural image. part II. *Proc. Natl. Acad. Soc.*, Vol. 45, pp. 636-644, 1959.
- [6] E. H. Land. The retinex. *American Scientist*, Vol. 52, pp. 247-264, 1964.
- [7] E. H. Land and J. J. McCann. Lightness and retinex theory. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 61, No. 1, pp. 1-11, 1971.
- [8] E. H. Land, D. H. Hubel, M. S. Livingstone, S. H. Perry, and M. M. Burns. Color-generating interactions across the corpus callosum. *Nature*, Vol. 303, No. 16, pp. 616-618, 1983.
- [9] E. H. Land. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, Vol. 83, pp. 3078-3080, 1986.
- [10] E. H. Land. Recent advances in retinex theory. *Visin Res.*, Vol. 26, No. 1, pp. 7-21, 1986.
- [11] A. Karp. Colour-image synthesis with two unorthodox primates. *Nature*, Vol. 84, No. 20, pp. 710-712, 1959.
- [12] D. B. Judd. Appraisal of land's work on two-primary color projections. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 50, No. 10, pp. 235-240, 1960.
- [13] 駒井又二, 佐藤俊夫. 二色法その後. *NHK 技研月報*, Vol. 3, No. 10, pp. 236-240, 1960.

- [14] 駒井又二, 長谷川敬. 二色法の色範囲. *NHK 技報*, Vol. 13, No. 57, pp. 534-548, 1961.
- [15] E. H. ランド (福本剛一郎 訳). 網膜による色彩の識別. *サイエンス日本版*, Vol. 8, No. 2, pp. 72-90, 1978.
- [16] J. A. Worthey. Limitations of color constancy. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A2, No. 7, pp. 1014-1026, 1985.
- [17] S. M. Newhall, R. W. Burnham, and R. M. Evans. Color constancy in shadows. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 48, No. 12, pp. 976-984, 1958.
- [18] S. M. Newhall, R. W. Burnham, and R. M. Evans. Influence of shadow quality on color appearance. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 49, No. 9, pp. 909-917, 1959.
- [19] L. E. Arend, Jr. and R. Goldstein. Lightness and brightness over spatial illumination gradients. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A7, No. 10, pp. 1929-1936, 1990.
- [20] 川村春美, 乾敏郎. 照明光強度の空間的変化に対する色恒常性の検討. 1994 年電子情報通信学会春季大会予稿集, Vol. 6, p. 83, 1994.
- [21] L. E. Arend, Jr., A. Reeves, J. Schirillo, and R. Goldstein. Simultaneous color constancy: papers with diverse Munsell values. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A8, No. 4, pp. 661-672, 1991.
- [22] L. Arend and A. Reeves. Simultaneous color constancy. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A3, No. 10, pp. 1743-1751, 1986.
- [23] A. Valberg and B. Lange-Malecki. "Color constancy" in mondrian patterns: a partial cancellation of physical chromaticity shifts by simultaneous contrast. *Vision Res.*, Vol. 30, No. 3, pp. 371-380, 1990.
- [24] G. West and M. H. Brill. Necessary and sufficient conditions for von Kries chromatic adaptation to give color constancy. *J. Math. Biology*, Vol. 15, pp. 249-258, 1982.
- [25] J. A. Worthey and M. H. Brill. Heuristic analysis of von Kries color constancy. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A3, No. 10, pp. 1708-1712, 1986.
- [26] M. D. Fairchild. *Chromatic adaptation and color appearance*. PhD thesis, University of Rochester, New York, 1990.
- [27] M. D. Fairchild. Chromatic adaptation and color constancy. *Advances in Color Vision OSA, Tech. Dig. Ser.*, Vol. 4, pp. 112-114, 1992.
- [28] S. M. Zeki. The representation of colours in the cerebral cortex. *Nature*, Vol. 284, No. 3, pp. 412-418, 1980.

- [29] S. M. Zeki. Colour coding in the cerebral cortex: the reaction of cells in monkey visual cortex to wavelengths and colours. *Neuroscience*, Vol. 9, pp. 741-765, 1983.
- [30] P. Lennie, J. Krauskopf, and G. Sclar. Chromatic mechanisms in striate cortex of macaque. *J. Neurosci.*, Vol. 10, pp. 649-669, 1990.
- [31] J. Krauskopf, D. R. Williams, and A. M. Mandler, M. B. annd Brown. Higher order color mechanisms. *Vision Res.*, Vol. 26, pp. 23-32, 1986.
- [32] M. A. Webster and J. D. Mollon. Changes in colour appearance following post-receptoral adaptation. *Nature*, Vol. 349, pp. 235-238, 1991.
- [33] J. Krauskopf, H. J. Wu, and B. Farell. Coherence, cardinal directions and higher-order mechanisms. *Vision Res.*, Vol. 36, pp. 1235-1245, 1996.
- [34] T. Yoshioka, B. M. Dow, and R. G. Vautin. Neuronal mechanisms of color categorization in areas V1, V2 and V4 of macaque monkey visual cortex. *Behav. Brain Res.*, Vol. 76, pp. 51-70, 1996.
- [35] B. K. P. Horn. Determining lightness from an image. In *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 3, pp. 277-299. Academic Press, 1974.
- [36] D. H. Brainard and B. A. Wandell. Analysis of the retinex theory of color vision. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A3, No. 10, pp. 1651-1661, 1986.
- [37] Deane B. Judd, David L. MacAdam, and G"unter Wyszecki. Spectral distribution of typical daylight as a function of correlated color temperature. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 54, No. 8, pp. 1031-1040, 1964.
- [38] Jozef Cohen. Dependency of the spectral reflectance curves of the Munsell color chips. *Psychon. Sci.*, Vol. 1, pp. 369-370, 1964.
- [39] L. T. Maloney. Evaluation of linear models of surface spectral reflectance with small numbers of parameters. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A3, pp. 1673-1683, 1986.
- [40] 黒田浩一郎, 中内茂樹, 白井支朗. 計算理論に基づく色恒常性の神経回路モデル. 電子情報通信学会技術報告, Vol. NC92-148, pp. 155-162, 1993.
- [41] G. Buchsbaum. A spatial processor model for object colour perception. *J. Franklin Inst.*, Vol. 310, No. 10, pp. 1651-1661, 1980.
- [42] R. Gershon and A. D. Jepson. The computational of color constant descriptors in chromatic images. *COLOR Research and Application*, Vol. 14, No. 6, pp. 325-334, 1989.
- [43] A. C. Hurlbert. *The Computation of Color*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1989.

- [44] L. T. Maloney and B. A. Wandell. Color constancy: a method for recovering surface reflectance. *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. A3, No. 1, pp. 29-32, 1986.
- [45] B. A. Wandell. The synthesis and analysis of color images. *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 9, pp. 2-13, 1987.
- [46] 黒田浩一郎, 中内茂樹, 臼井支朗. 3 錐体と桿体センサーシステムによる色恒常性アルゴリズムとその評価. 神経回路学会平成 3 年度全国大会講演論文集, p. 167, December 1991.
- [47] 黒田浩一郎. 計算論的アプローチによる色恒常性モデルに関する研究. Master's thesis, 豊橋技術科学大学, 1993.
- [48] 川人光男, 乾敏郎. 視覚大脳皮質の計算理論. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J73-D-II, No. 8, pp. 1111-1121, 8 1990.
- [49] J. M. Rubin and W. A. Richards. カラービジョン: 材質のカテゴリ表現. W. リチャーズ (編), ナチュラルコンピューテーション I — 視覚の生物計算理論, 第 14 章, pp. 239-279. 田中博 (訳), パーソナルメディア, 1994.
- [50] D. Allen, M. S. Banks, and A. M. Norcia. Does chromatic sensitivity develop more slowly than luminance sensitivity? *Vision Res.*, Vol. 33, No. 17, pp. 2553-2562, 1993.
- [51] 中野恵一. デジタルカメラの過去・現在・未来. 情報処理, Vol. 39, No. 8, pp. 757-762, 1998.
- [52] K. Takebe, S. Nakauchi, and S. Usui. A computational model for color constancy by separating reflectance and illuminance edges within a scene. *Neural Networks*, Vol. 9, No. 8, pp. 1405-1415, 1996.
- [53] S. Tominaga. Multichannel vision system for estimating surface and illumination functions. *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol. 13, No. 11, pp. 2163-2173, 1996.
- [54] 高橋悦史, 富永昌治. 6 色カメラによる照明と物体表面の分光推定. 電子情報通信学会技術報告, Vol. PRMU98-127, pp. 31-38, 1998.
- [55] M. D'Zmura and Iverson G. Color constancy. i. basic theory of two-stage linear recovery of spectral descriptions for lights and surfaces. *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol. 10, No. 10, pp. 2148-2165, 1993.
- [56] M. D'Zmura and Iverson G. Color constancy. ii. results for two-stage linear recovery of spectral descriptions for lights and surfaces. *J. Opt. Soc. Am. A*, Vol. 10, No. 10, pp. 2166-2180, 1993.
- [57] 大田友一, 塚田正人, 林泰博. 複数枚のカラー画像からの照明色と物体色の復元. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J76-A, No. 12, pp. 1778-1786, 1993.

- [58] 戸川隼人. 数値計算法. コロナ社, 1981.
- [59] G. Wyszecki and W.S. Stiles. *Color science, concepts and methods, quantitative data and formulae*. Wiley & Sons, 1982.
- [60] 齊藤めぐみ, 佐藤洋一, 池内克史, 栢木寛. ハイライトの偏光解析にもとづく透明物体の表面形状測定. コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 110, No. 2, pp. 9-16, 1998.
- [61] 吉原邦夫. 物理光学. 共立出版株式会社, 1974.
- [62] 日本色彩学会 (編). 新編色彩科学ハンドブック. 東京大学出版会, 1981.
- [63] 鈴木恒男. カラーアピランスとカラーマネージメント 色の見えのモードを中心として. *VISION*, Vol. 6, pp. 25-32, 1994.
- [64] 内川恵二. 開口色と表面色モードの色の見えの特徴. *VISION*, Vol. 6, pp. 61-67, 1994.
- [65] 池田光男. 色彩工学の基礎. 朝倉書店, 1991.
- [66] 川上元郎, 児玉晃, 富家直, 大田登 (編). 色彩の事典. 朝倉書店, 1987.
- [67] 高浜幸太郎. 非線形モデルによる色順応予測に関する研究. 電総研研究報告書, Vol. 882, , 1987.
- [68] Y. Nayatani, K. Takahama, H. Sobagaki, and K. Hashimoto. Color-appearance model and chromatic-adaptation transform. *COLOR Research and Application*, Vol. 15, No. 4, pp. 210-221, 1990.
- [69] Y. Nayatani, T. Mori, K. Hashimoto, K. Takahama, and H. Sobagaki. Comparison of color-appearance models. *COLOR Research and Application*, Vol. 15, No. 5, pp. 272-284, 1990.
- [70] A. L. Yarbus. *Eye movements and vision*. Plenum Press, New York, 1967.
- [71] 福島邦彦. 視覚の生理とバイオニクス. 電子通信学会, 1976.
- [72] J. E. Dowling. *The Retina*. MA: Harvard University Press, 1987.
- [73] 御手洗玄洋. 網膜の色覚生理. 眼科 Mook, Vol. 16, pp. 37-50, 1982.
- [74] 本郷節之, 乾敏郎, 川人光男. 明るさ知覚の計算理論と神経回路モデル — 充てん過程のマルコフ確率場モデル —. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J73-D-II, No. 11, pp. 1959-1967, 1992.
- [75] David Marr. ビジョン — 視覚の計算理論と脳内表現 —. (乾 敏郎, 安藤 広志 訳), 産業図書, 1982.

付 録 A

色の定義と色覚

A.1 色の定義と記述

A.1.1 色の定義 [62]

光とは、可視放射 (visible radiation, 波長領域 380~780nm) であり、CIE (国際照明委員会; Commission Internationale de l'Eclairage) によれば、直接肉眼に入射して視感覚 (visual sensation) を起こすことができる放射として定義される。肉眼に入る光は、視覚神経系への入力信号であり、これを外部刺激 (external stimulus)、特に光の場合であるから光刺激 (light stimulus) と呼ぶ。CIE は、光刺激と同様に、色刺激 (color stimulus) という用語を「肉眼に入って色感覚を起こすことができる放射」として定義している。これは、光刺激とは定義の表現が異なるが、物理的内容は光刺激と全く同じものである。

我々が、視覚神経系を通して日常生活において行なっている外界の物体の識別は、すべて視知覚 (visual perception) によるものである。視知覚として最も単純な条件のもとでの視知覚を視感覚と呼ぶが、それは例えば、色紙から反射する光を、適当な大きさの絞りの開口 (aperture) を通して、開口に肉眼の焦点を合わせて見る場合のように、実験室内でのみ実現可能な条件で生じる視知覚であり、開口知覚とも呼ばれる。この開口知覚の場合には、開口の中にただ一様な色の光が見られる。心理物理学的には、光刺激に対する受容器レベルでの応答に対応するものが視感覚であり、受容器から視覚神経系を経た視覚情報が視覚中枢に伝達され、そこで生ずるものが視知覚として捉えられている。

さて、光刺激に対する視感覚は、明暗感覚 (brightness sensation) と色感覚 (color sensation) とに分けられ、同様に視知覚は、明るさ知覚 (lightness perception)、色知覚 (color perception) に分けられる。明暗に関しては、感覚によるものは輝度、知覚によるものは明度として区別される。また、色感覚による色は、心理物理色 (psychophysical color) と呼ばれ、「光の分光エネルギー分布の差異によって、その性質の相違が認められる可視放射の特性」であると定義され、定量的に示すことができる。そして、色知覚による色は、知覚色 (perceived color) と呼ばれ、「光の分光エネルギーの差異によって、その性質の相違が認められる可視放射の視知覚の様相 (aspects)」であると

表 A.1 Katz のモードの分類 [63]

モード	基本的特徴	対応する CIE 用語
面色 film color	眼前での一様な柔らかい広がりで存在位置の定位が不可.	開口色 aperture color
表面色 surface color	表面としての定位が確実に可能でバリエーションのような固い面で, フレーム (限り) をもつ.	物体色 object color
空間色 volume color	三次元で構成され, その空間を充たすように見える. 透明性を要す.	
透明面色 transparent film color	空を含む明確な対象をガラスやフィルタを通して見, 対象とガラスの色の位置の一致した時の色.	
透明表面色 transparent surface color	両眼融合で対象 (1 眼) と不透明板 (他眼) が融合した時, 板の肌理が残存した見え方.	
鏡映色 mirrored color	円滑面での単純な反射で像を見るとき, 色は鏡の特性を持つという.	
光沢 lustre	像が見えず, 部分的に表面構造が見えなくなり, かつより明るくなる.	光沢 gloss
光輝 luminosity	周辺より明るく, そこに三次元的な厚みを覚えさせる色. 同一照明光で白色紙より明るい.	
灼熱 glow	フレーム (限り, 形) を持つ必要のない光輝.	

定義されている. 知覚色は, 肉眼に入射される光刺激から最終的に大脳の視覚中枢において判断される色であり, 心理的なものである.

「色」という言葉は, 心理物理色, 知覚色の総称として用いられており, 「知覚色」および「心理物理色」という用語は, それらを厳密に区別しなくてはならない場合にだけ用いられる.

A.1.2 色の見えのモード

色の見え (color appearance) には様々なモードがあり, モードが違えば色刺激の測色値が同じであっても, 刺激の色は全く異なって見えることが知られている. この色の見え方について, 1911 年に Katz が実験現象学的観察から 9 種類のモードが存在すると報告している (表 A.1).

表 A.1において, 面色は空の色や, 開口知覚による色, いわゆる開口色 (aperture color) であり, 表面色は物体の表面に付いている色, 空間色はガラスのなかのワインの印象, 透明面色はカラーフィルタを手をのばして持ち, フィルタの輪郭とフィルタの背後の他の対象が見える場合のフィルタの色である. これらのモードによって, 実

際に色がどのように違って見えるか調べた研究は少なく, 色の見えの定量的な違いについてはあまりよく知られていなかったが, 最近では, 開口色と, 表面色モードの色の見えの違いについての実験が行なわれ, その定量的な違いが調べられている [64].

また, 一般に用いられる光源色 (illuminant color) という表現は, Katz のモードでは光輝に近く, 光源や発光体の色である. 物体色 (object color) は, 測色学, 工学の分野で用いられ, 表面色と同義であるが, やや狭い条件を指す.

A.1.3 表色系

色を記述する体系を表色系 (color specification system) という. 心理物理色を記述する表色系は, 混色系 (color mixing system) と呼ばれ, 知覚色を記述する系は, 顕色系 (color appearance system) と呼ばれる. 表 A.2にそれぞれの表色系の比較を示す. 以下では, 混色系の代表である CIE 表色系, および顕色系の代表であるマンセル表色系について概説する.

● CIE 表色系 [65]

混色によって色を表示する CIE 表色系は, Grassman の法則に基づくものであり, 任意の色を 3 種のスペクトル光 R, G, B を適当な方法で混合することにより等色¹できるという加法混色²の原理を基礎として, CIE が体系化した表色系である. Grassman の法則とは, 「全ての色は 3 つの独立な色の加法混色により再現できる」という Young-Helmholtz の三色説 (law of trichromacy) を明確に記述したものであり, 以下の 4 法則からなる.

Grassman の法則

[第 1 法則] 3 種のスペクトル光を適当な比率で加法混色し, ある色刺激と等色することができる.

[第 2 法則] あらゆる色は, 3 つの互いに独立な, 他の 2 つをどのように混ぜ合わせても等色できない, 色で再現できる.

[第 3 法則] 分光エネルギー分布が異なっても色が同じであれば混色において全く同じ効果をもたらす.

[第 4 法則] いくつかの色光を加法混色して生じる色光の輝度は, それぞれの色光の輝度の総和である. (現在は, Abney の法則と呼ばれている)

第 1 法則は, 次の等色式 (color equation) で表される.

$$C = RR + GG + BB \quad (\text{A.1})$$

ここで, スペクトル光 R, G, B は原刺激 (reference stimuli), C は主要刺激 (cardinal stimuli), R, G, B は三刺激値 (tristimulus value) と呼ばれる. 主要刺激 C は, 原刺激 R, G, B を単位ベクトルとして張られる空間の座標値 (R, G, B) で表現できる.

¹2 つの色が同じに見えるように色を合わせる事 (color matching).

²それぞれの光の足し合わせによって色を混ぜ合わせ, 別の色を作り出す事 (additive mixture).

表 A.2 混色系と顕色系の比較 [62]

	混色系	顕色系
色の区別	心理物理色	知覚色
区別の基準	心理物理的概念	心理的概念
基礎	色感覚に基づく	色知覚に基づく
色表示の原理	混色による	物体標準による
表示の対象	光の色を表示する	物体の色彩を表示する
代表例	CIE 表色系	マンセル表色系
表示に用いる量 および記号	一般には三刺激値 (tristimulus values) 1. 光源の光の色 測光量 (cd または lm) と, 色度座標 (chromaticity). 記号: Y, x, y 2. 物体からの光の色 視覚反 射率または視感透過率と色 度座標. 記号: $Y(\%), x, y$	一般には明度 (lightness) と, 知覚色度 (chromaticness). マンセル表色系では, 色相 (hue), 明度 (value), 彩度 (chroma). 記号: HV/C
表示の手続き	1. 光源の光の色 2. 物体からの光の色 等色関数を通じて, 色刺激 関数を心理物理量に換算す る.	1. 物体自体を見ながら, 物体 表面からの反射光を視覚中 枢において心理量に変換す る. 具体的には標準物体と の視感等色で表示を求める. 2. 物体表面からの反射光の 三刺激値を求め, 予め三刺 激値で表示されているマン セルデータを用いて, マン セル表記に変換する.
空間座標系	刺激値空間を構成する座標系 が用いられる.	知覚色空間を構成する座標系 が用いられる.

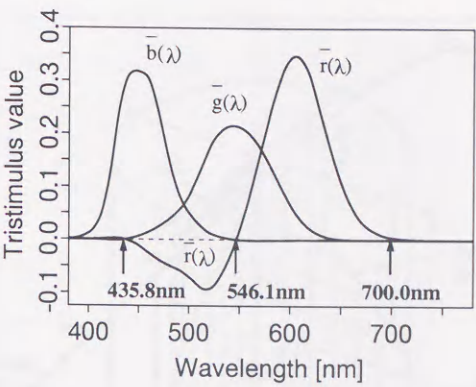


図 A.1 RGB 表色系における等色関数 [62]

第 3 法則は, 色の等価性の法則 (law of color equivalence) と呼ばれ, ここから色の加法則, 比例則, 置換則が導かれる. すなわち, 第 3 法則は, 色を代数的に扱えることを意味するもので, 次の等色式が成立する.

$$\lambda C = \lambda R R + \lambda G G + \lambda B B \tag{A.2}$$

$$C_1 + C_2 = (R_1 + R_2)R + (G_1 + G_2)G + (B_1 + B_2)B \tag{A.3}$$

さて, 式 (A.1) 左辺の主要刺激の分光分布と右辺の混色された色の分光分布は通常異なる. 異なっているにも関わらず, 人間の眼には区別がつかない. このような色の合致を条件等色 (metameric match), もしくはメタメリズム (metamerism) という. すなわち, ある分光分布を持つ 1 つの色刺激に対して 1 組の三刺激値が対応するが, 逆に, その三刺激値に等色される色刺激は無数に存在する. そのような色刺激を, メタメリックな色刺激 (metameric color stimuli) という.

スペクトル光の各波長に対する三刺激値をスペクトル三刺激値 (spectral tristimulus value) と呼び, それらを波長 λ の関数の形で表した $r(\lambda), g(\lambda), b(\lambda)$ を等色関数 (color matching function) と呼ぶ. CIE 表色系の基礎となる RGB 表色系では, 原刺激として $\lambda = 700.0\text{nm}, 546.3\text{nm}, 435.8\text{nm}$ の単波長光を採用している. RGB 表色系における等色関数 [65] を図 A.1 に示す.

図 A.1 において, $\lambda = 435.8$ から 546.1nm の間, 三刺激値の一つが負値をとっている. CIE では, これを避けるために, 三刺激値が負とならないような原刺激として X, Y, Z を定めた. この原刺激による表色系を XYZ 表色系といい, X, Y, Z 値は R, G, B 値の線形変換により求められる.

また, 三刺激値の総和によって正規化した

$$x = \frac{X}{X+Y+Z}, \quad y = \frac{Y}{X+Y+Z}, \quad z = \frac{Z}{X+Y+Z} \tag{A.4}$$

は, 色度 (chromaticity) と呼ばれ, 色度座標は, C の座標点と原点とを結ぶ直線と, 単位平面 ($X + Y + Z = 1$) との交点の座標として表される. ここで, $x + y + z = 1$ の関係があるため, 色度座標はこれらのうち 2 つを示せば十分である. そこで, x, y をもって色度値を 2 次元平面に表すことができる. この 2 次元平面図を xy 色度図 (chromaticity diagram) という (図 A.2).

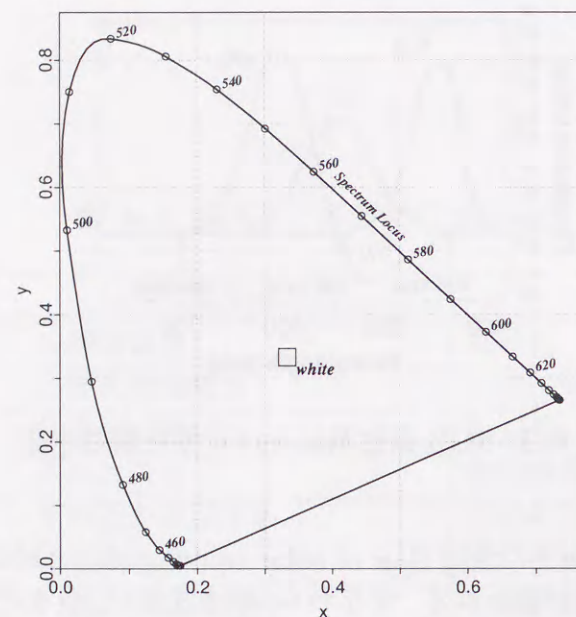
図 A.2 XYZ 表色系における xy 色度図 [62]

図 A.2において、馬蹄形の軌跡は、単色光の色度値を xy 色度図上に描いたもので、スペクトル軌跡 (spectrum locus) と呼ばれる。軌跡に附した数値はスペクトル光の波長である。この軌跡で囲まれる内部に全ての色光の色度座標が含まれ、色度の異なる2つ色光の混色による色度は、色度図上のそれらの座標点を結ぶ線分上に位置する。なお、色度値は色光の強度に関する情報が正規化によって失われるので、ある色光を表記するときには、 x, y に併せて、 Y 値を記述する。

その他の混色系として、感覚的な色の違い、すなわち色差 (color difference) が色度点間の幾何学的距離に比例するよう配慮した色度図 (Uniform Chromaticity Scale Diagram; UCS 色度図) として、 $L^*u^*v^*$ 表色系、 $L^*a^*b^*$ 表色系などが提案されている。

● マンセル表色系 [65]

顕色系は、心理的な色の属性に基づいて知覚色を表示する体系である。その代表例として挙げられるマンセル表色系は、1905年アメリカの画家 A. Munsell によって発表されたマンセル色票が基本となっている。マンセル色票は、様々な色の紙片 (色票) を、色相 (hue: 物体表面の知覚色の色の種類による分類)、明度 (value: 物体表面の明るさの程度)、彩度 (chroma: 物体表面のあざやかさの程度) といった色の属性にしたがって、各属性の差異が知覚的に等間隔となるように、系統的に配列したものである。

マンセル表色系は、知覚色空間において、色相 (H) を中心軸周りの角度に、明度 (V) を縦軸に、彩度 (C) を中心軸からの距離に対応させた円筒座標系で表される (図 A.3)。それぞれの色票の属性は、色相 (H)、明度 (V)、彩度 (C) の順に記号、および番号の組合せによって表記 (HV/C、例えば、5.0R5/8) する。これをマンセル表記 (Munsell notation) と呼び、これを用いて知覚色を表す。

色相 (H) は、5つの基本色相と5つの中間色相 (R, YR, Y, GY, G, BG, B, PB, P,

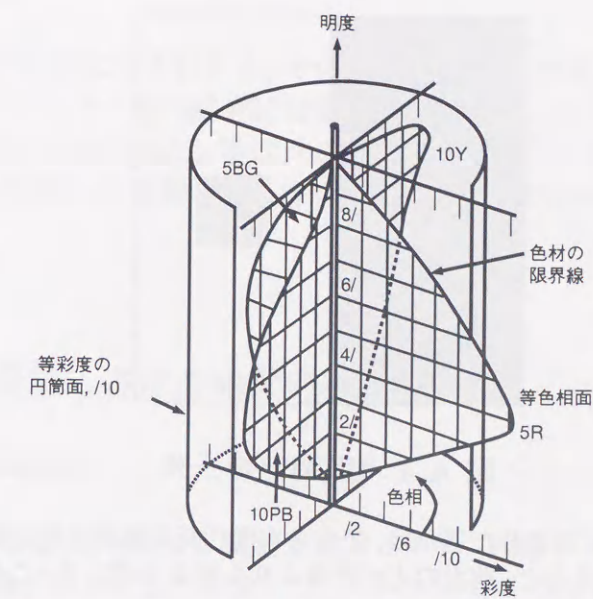


図 A.3 マンセル色空間の座標系 [65]

RP) を中心にその前後を5等分した1から10の番号が割り振られ、合計40の色相に分類されている。また白色、灰色、黒色など色相を持たない無彩色 (achromatic color) の場合には、neutral の意味で色相の記号に N を用いる。明度 (V) は、明るさが増すにつれ値が大きくなる。理想的な黒を $V = 0$ とし、理想的な白を $V = 10$ とする。彩度は、最小値が0 (無彩色の彩度) であり、あざやかさが増すにしたがって、彩度は大きくなる。最大彩度となる色票の明度は色相によって異なり、一定ではない。

マンセル表色系は、1905年以降、色相、明度、彩度の属性間における知覚差異が知覚色空間において等間隔となるよう改められるなど修正が加えられ、現在では、修正マンセル表色系が広く用いられている。

A.2 色の心理学的諸現象

色知覚は、視野全体の構成、刺激の時間的対比、強度などといった様々な要因に依存するために、肉眼に入射した光の特性によって、一義的には決まらない。以下、それらの要因によって観測される色覚現象について概説する。

A.2.1 色覚現象における空間的要因

● 色対比 (color contrast)

ある領域の色が、その周囲の色によって異なって知覚される。このような現象を色対比と呼ぶ。対比には、同時対比と継時対比があり、同時色対比 (simultaneous color

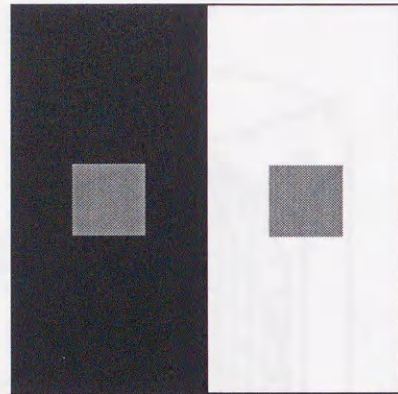


図 A.4 明度対比の一例

周囲を黒色、白色に囲まれた灰色は、どちらも同じ明るさの灰色である。しかし、我々がこの画像を見ると、前者の方が後者よりも明るく感じる。この現象は明度対比と呼ばれる。

contrast) は、2色以上の色を空間的に並べて一度に見た場合に起こる現象である³。一方、継時色対比 (successive color contrast) は、同一の空間領域に時間的に先行して提示される刺激の色によって異なった色に知覚される現象であり、一般に残像効果と呼ばれるものである。同時対比はさらに色相對比、明度対比、彩度対比に分けられる。色相對比とは、色相の異なる色を組み合わせたとき、実際の色とは異なった色みが知覚される効果のことであり、周囲の色の補色⁴方向に色相が移動したように見える。この現象は、色相差が大きいほど、効果が強められる。明度対比は、明度の異なる色を組み合わせたとき、明度の高い方はより高く、低い方はより低く知覚される現象である (図 A.4)。彩度対比は、ある色の周囲によりあざやかな色を配置すると、彩度の低い色の彩度がより低く、彩度が高い色の彩度がより高く知覚される現象である。いずれの対比においても、対象の属性値の差が大きい程、対比の効果が強められる。

● 同化 (assimilation)

対比現象と反対に、観測領域の色または明るさを背景に近づける方向に変化させる現象があり、同化現象と呼ばれる。異なった輝度または色を持つ領域が並置されているとき、一般には対比と同化の両方の過程が生ずると考えられるが、同化現象は、対比現象に比べ変化しやすいといわれている。Helson [66] によると、1) 刺激パターンが細い線分から成り立っていて、その間隔が狭いときには同化が、その逆の場合には対比が生じやすい。2) 線分と背景の輝度差が小さいとき同化が生じやすい。3) 対比は実験を繰り返してもほとんど影響を受けないが、同化は減少するという傾向がある。

³同時対比の「同時」は、観測領域の色が異なる色の背景に置かれると「同時に」、その色に変化して知覚されることからきている。

⁴ある色 A と B を加法混色したとき、白色となれば、A と B は補色関係にあるという。

● 刺激面積の効果

色刺激の面積が非常に小さいとき、その色刺激が黄色や青紫の場合には無彩化し、青と緑、オレンジとピンク等の場合には混同してしまう。この現象は、小面積第3色覚異常 (small area tritanopia) と呼ばれる現象である。これとは逆に、視野全体を覆うような、しかも均質な色刺激である場合には、色順応の効果により対象色は無彩化する。

A.2.2 色覚現象における時間的要因

● 残像 (after image)

刺激の消滅後、像が短時間残る感覚を残像という。残像には、正の残像と負の残像と呼ばれる2種類がある。正の残像とは、ストロボのような強い閃光を受けた後も、その閃光と同形同色の残像が現れることである。一方、負の残像とは、ある色を見た後、その補色が残像として見えることである、補色残像もしくは心理的補色という。例えば、緑色に対する残像は薄い赤、赤色に対する残像は薄い青緑となって見える。残像の見え方は、見た色の刺激強度、観測時間によって異なる。補色残像は、観測している色の彩度や明度が非常に高い場合に最も強く現れる。

● 順応 (adaptation)

順応には、光刺激の強度レベルに対する感度調節である明・暗順応 (light-dark adaptation) と、光刺激の分光分布に対応した色順応 (chromatic adaptation) がある。その感度変化は、照明変化に対して物体の色があまり変化しないような方向に徐々に行なわれ、3～5分程度ではほぼ平衡状態に達する。色は常にある光の下において見えるものであるために、各々の照明に固有の色順応が付随する。このため、色順応は物体の色を論ずるときには常に問題とされる。順応による色の見えに対する影響を予測する手法としては、von Kries の係数則 [66] が知られている。この理論は、順応を視細胞レベルのメカニズムとして捉えたもので、異なる2つの順応状態において、等色が成り立つ2つの物体色の三刺激値の組を与えるものである。しかし、von Kries の係数則は、線形的な感度変化だけで順応による知覚色のずれを説明しようとするため、順応光の色差が大きいときには十分でないとされている。これに対し、近年、網膜生理、心理物理実験結果などの知見を考慮した非線形色順応予測式 [67-69] が提案され、Hunt 効果⁵、Stevens 効果⁶、Helson 効果⁷などの様々な順応現象についても説明できることが示されている。また、色順応は後述する色の恒常性とも関連が深い。

⁵照度の増加により、有彩色物体に対する知覚彩度が増大する現象 [62]

⁶白色照明の照度の増加によって、明暗の対比が増大する現象 [62]

⁷灰色背景上の無彩色系列を高彩度の有彩色照明下で観測するとき、背景より高明度の無彩色は照明光の色相に、背景より低明度の無彩色は照明光の補色の色相に、背景と明度が一致する無彩色は灰色を知覚するという現象 [62]

A.2.3 色覚現象における刺激強度の要因

同じ分光組成の色光でも、その輝度が変わると、知覚される色相が変わってくるといふ現象が知られている。この現象は、Bezold-Brücke 現象、もしくは、Bezold-Brücke ヒューシフト (hue shift) と呼ばれるもので、例えば、長波長側の光は強度が増大するにしたがい、短波長側の色相として知覚される。一般には、刺激強度が増大すると、黄と青、低下すると緑と赤が優性になるといわれている。

A.2.4 充填

充填 (filling-in) は盲点に代表されるように、網膜上において視覚情報の欠落した部分が周辺の情報によって埋められる現象である。

このような充填の過程が脳内にも存在することが、巧妙な実験により示唆されている [70]。通常の観測条件では、眼球の固視微動により画像のエッジ付近の情報は常に揺らいでいる。そこで、赤色の丸い円盤を、固視微動にあわせて移動するような装置によって、眼球と相対的に静止した画像 (静止網膜像) とし、その赤い円盤を青い正方形を背景として見ると、まず観測開始後すぐに赤色が消失し、青い背景の上に暗灰色の円盤が知覚される。続いて暗灰色の円盤も消失し、一様な青い背景のみが知覚される。このような現象は、静止網膜像の充填過程と呼ばれ、同様の現象は Ganzfeld と呼ばれる視野全体が完全に一様な刺激による実験においても確認されている。明るさ、色に関して、このような静止網膜像を用いた実験から、画像のエッジ付近の情報だけが脳へ伝わり、一様な面の明るさ、色の情報はエッジ付近の情報によって充填されることが示唆されている。

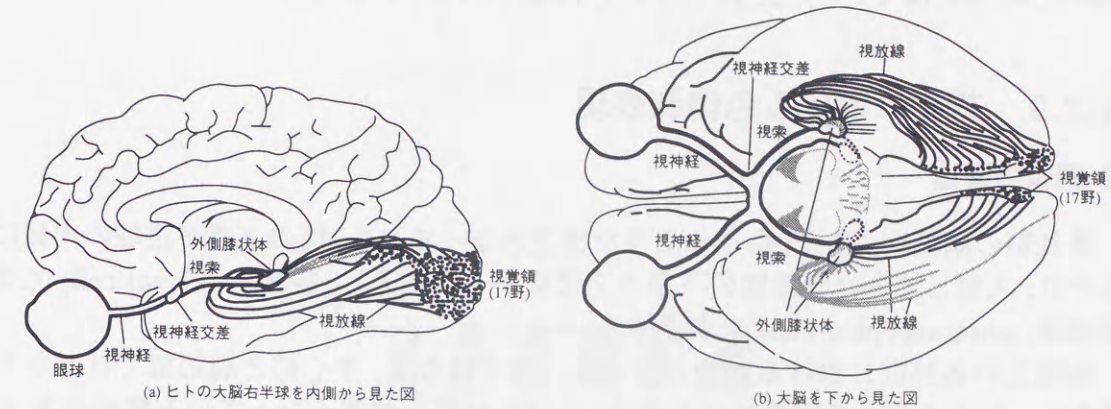


図 A.5 視覚情報の伝達経路 [71]

A.3 色覚の生理学

ここでは、肉眼に入射した光情報が、脳の高次視覚中枢に伝達されるまでの経路について概説し、経路のそれぞれの部位における色情報表現について説明する。

A.3.1 視覚情報の伝達経路 [66]

外界から眼球に入った光は、眼球の光学系、すなわち角膜 (cornea)、眼房水 (aqueous humor)、水晶体 (lens; crystalline lens)、硝子体 (vitreous body) を通過して網膜に達し、視細胞によって受容される。網膜において処理された視覚情報は、視神経に伝達される。

両眼から出た視神経は、視神経交差 (optic chiasma) で一部が交差して、間脳の外側膝状体 (lateral geniculate body, または lateral geniculate nucleus; LGN) に至ってシナプスを作る (図 A.5)。外側膝状体は左右に 1 個ずつあり、ヒトやサルの場合には、視交差においてすべての神経線維が交差するのではなく、左右両眼からきた神経線維のそれぞれの半分のみが交差して反対側の外側膝状体に向かい、他の半分は同側の外側膝状体に向かう。すなわち、図 A.5 に示すように左右いずれの眼球に対しても、網膜の左半面 (右視野) にある神経節細胞からの繊維は左側の外側膝状体に至り、網膜の右半面 (左視野) からの繊維は右側の外側膝状体に至る。なお、視索の線維の一部あるいは側枝は中脳の上丘 (superior colliculus) などに向かう。上丘は視線の制御 (眼球運動) に関係した情報処理を行なっていると考えられている。

外側膝状体には、網膜神経節細胞の軸索とシナプス結合して視覚情報を大脳皮質に伝える中継細胞があるが、このほかに抑制性の介在ニューロンも存在し、大脳皮質からの遠心性神経線維も入っている。すなわち、外側膝状体は、視覚情報を単に中継するだけでなく、視覚情報の通過を制御したり、何らかの処理を行なっているものと考えられる。

外側膝状体の中継細胞の軸索は視放線 (visual radiation) となって大脳皮質 (cerebral cortex) の視覚領 (visual cortex) に至る。視覚領は図 A.5 に示すように左右の大脳半球の後部 (後頭葉) にあり、Brodmann の脳地図の 17 野 (striate area; striate

cortex, あるいは V1 野), 18 野 (V2 野), 19 野 (V3 野) にあたる.

A.3.2 網膜における色情報表現

● 網膜の構造

霊長類の網膜は、図 A.6に示すような構造となっており、図の下側が眼球の内側にあたり、入射してきた光は図の下から上に向かって進入し、視細胞 (visual cell; 光受容細胞, photoreceptor cell) を刺激する。

網膜上の各部位における細胞の分布は一樣ではなく、中心部と周辺部ではかなり異なる。ヒトやサルの網膜の中心部は、くぼんで厚みが薄くなっている箇所があり、中心窩 (fovea あるいは fovea centralis) と呼ばれている。視細胞には錐体 (cone) と桿体 (rod) の 2 種類があり、前者は網膜の中心部に、後者は周辺部に多く存在する。

網膜を構成する神経細胞には、視細胞のほかに、水平細胞 (horizontal cell), 双極細胞 (bipolar cell), アマクリン細胞 (amacrine cell, 無軸索細胞), 神経節細胞 (ganglion cell) があり、これらが図 A.6 に示すように複雑にシナプス結合している。

網膜における視覚情報の伝達経路には、視細胞 → 双極細胞 → 神経節細胞という縦の経路のほかに、水平細胞やアマクリン細胞による横の連絡も存在する。網膜からの出力は、神経節細胞の軸索を通して送り出されるが、神経節細胞の数はヒトの場合、約 10^6 個といわれ、視細胞の数の 100 分の 1 以下である。つまり、1 個の神経節細胞は多数の視細胞の情報を統合しており、網膜の中で既に、かなりの程度の情報処理が行なわれていることが示唆される。ただし、中心窩の部分では、一つの視細胞に一本の視神経が対応しており、網膜の中で視力の最も優れた部位となっている。

● 視細胞の色光に対する反応

視細胞には光に対し反応する色素, すなわち視物質が含まれており, 光量子を吸収すると光化学反応を起こし, 細胞内に負の電位が発生 (過分極) する. 2 種ある視細胞のうち, 桿体は暗所視 (scotopic vision) の際に働き, 錐体は桿体に比べ感度が低いので明所視 (photopic vision) で働く.

ヒトやサルなどの霊長類、あるいはコイやキンギョなどのような魚の錐体は、視物質の光スペクトルに対する分光感度特性の違いによって、3種類に分類される。富田ら [73] は、1967 年、コイ網膜の単一錐体電位の記録に成功し、そのスペクトル応答特性から、3種の錐体の存在を確認した(図 A.7)。それぞれの分光感度のピークは、長波長側(赤色光; 611nm)、中波長(緑色光; 529nm)、短波長側(青色光; 462nm)にある。一方、霊長類の網膜では、Marks ら [72] が、精巧な分析装置により、霊長類(ヒトやサル)の単一錐体に含まれる視物質の吸収スペクトル分布を測定し、570nm、535nm、445nm に吸収のピークを有する錐体が存在することを明らかにしている。こうした錐体における光スペクトル情報から3種の色情報への変換という生理学的事実により、Young-Helmholtz の三色説への生理学の実証が与えられた。なお、これら3種の錐体はそれぞれの感度のピーク波長により、L 錐体(L cone; long wavelength cone)、M 錐体(M cone; middle wavelength cone)、S 錐体(S cone; short wavelength cone)と呼ばれる。

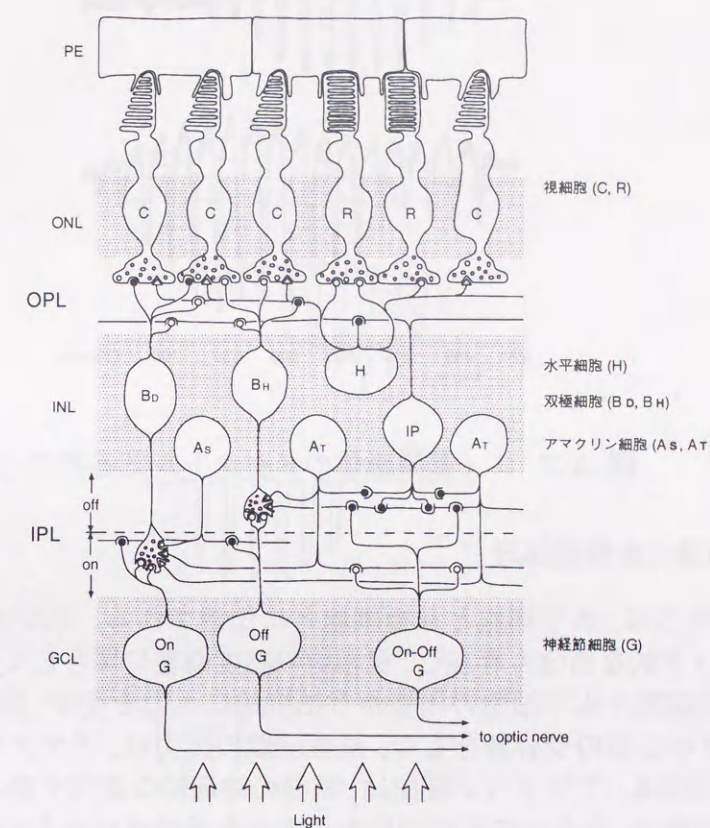


図 A.6 網膜の構造 [72]

R: 桿体 (Rod), C: 錐体 (Cone), H: 水平細胞 (Horizontal cell), BD: on 型双極細胞 (Depolarizing bipolar cell), BH: off 型双極細胞 (Hyperpolarizing bipolar cell), IP: 網状層間細胞 (Interplexiform cell), AS: Sustained 型アマクリン細胞 (Sustained amacrine cell), AT: Transient 型アマクリン細胞 (Transient amacrine cell), G: 神経節細胞 (Ganglion cell). ○印は, 興奮性シナプス, ●印は, 抑制シナプス, △印は, 双方向性シナプスを表している. on 型と off 型では, 内網状層 (IPL) において, シナプス結合の位置が異なっている.

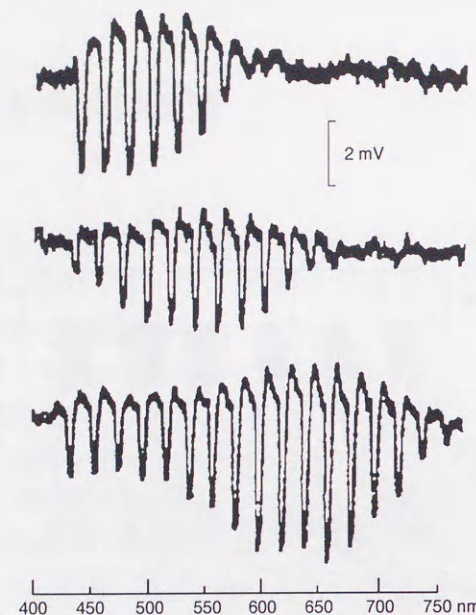


図 A.7 コイ網膜錐体のスペクトル応答特性 [73]

● 視細胞以降の色情報処理

視細胞の出力は、水平細胞と双極細胞とに伝達される。水平細胞から視細胞へはフィードバック的な結合も存在し、視細胞の感度調整に関与しているといわれる。双極細胞は、視細胞と水平細胞の両者から拮抗的に入力を受け、同心円状の on 中心型あるいは off 中心型の受容野をもつ。双極細胞の出力は、アマクリン細胞と神経節細胞とに伝えられる。アマクリン細胞は、刺激の時間的な変化や動きに過渡的に反応する。神経節細胞は、主として双極細胞から入力を受けているものと、主としてアマクリン細胞から入力を受けているものがあり、前者の神経節細胞は持続的な反応を示すのに対し、後者は過渡的な反応を示す。

水平細胞の色対立型応答 錐体から入力を受ける水平細胞は、そのスペクトル応答によって3種類に分類される [72] (図 A.8)。すべての単色光に対し過分極性の応答を示す細胞は単相性応答型水平細胞、青-黄色光で過分極、黄-赤色光で脱分極という2相性を示すタイプは2相性応答型水平細胞、青-緑色光と赤色光で過分極、その中間で脱分極を示すタイプは3相性応答型水平細胞と名付けられている。単相性応答型水平細胞は、可視光のすべての波長に対し過分極性の電位変化を示し、その応答振幅が光強度に依存して連続的に変化するため、この細胞は「明るさ」の情報を伝える細胞と考えられ、luminosity type (L-type) と呼ばれてきた。一方、波長によって応答極性が反転するタイプは「色」に関する情報を伝える細胞であるという考えのもとに、chromaticity type (C-type) と呼ばれてきた。

L 型水平細胞は主として L 錐体から入力を受け、2 相性の C 型水平細胞は L 錐体と M 錐体の両方から入力を受け、3 相性の C 型水平細胞は L 錐体、M 錐体、および S 錐体から入力を受ける。

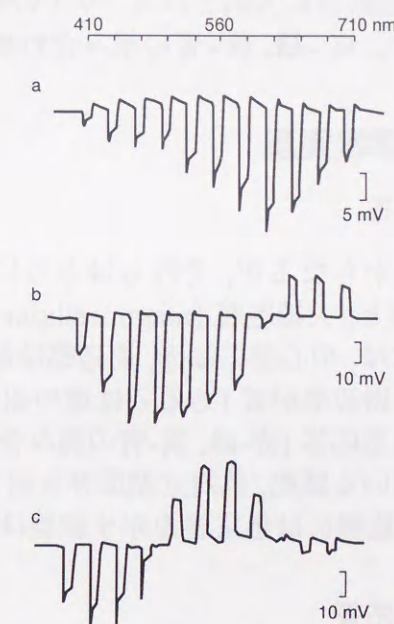


図 A.8 コイ網膜水平細胞のスペクトル応答特性 [72]

コイ網膜の錐体から入力を受ける水平細胞における3種のスペクトル応答特性である。aは、L-type 細胞の応答であり、すべての波長域の光に過分極応答する。bは、2相性 C-type 細胞の応答であり、短波長において過分極応答、長波長域において脱分極応答をする。cは、3相性 C-type 細胞の応答であり、短波長域および長波長域において過分極応答、その中間の波長域において脱分極応答をする。

双極細胞の色応答 双極細胞は拮抗する中心-周辺型の受容野を持っている。魚類や爬虫類など下等生物網膜の双極細胞の受容野は、非色対立型受容野(受容野の中心部と周辺部とが同一のスペクトル応答を示す)、中心-周辺部反対色型受容野(受容野の中心、周辺部が異なる感度を持つ)、二重反対色型受容野(中心部、周辺部のそれぞれにおいて色対立型応答を示し、さらに中心部と周辺部とが拮抗する)の3つに分類される。

神経節細胞の色応答 神経節細胞は一部のものを除きほとんどが円形に近い中心-周辺型の受容野を持っている。応答の種類によって、on 中心型、off 中心型に分類される。神経節細胞はさらに色刺激に対する応答によって、1. 非色対立型応答、2. 反対色型応答、3. 二重反対色型応答に大別される。サルの神経節細胞には反対色型応答を示す細胞が多数記録され、赤-緑、黄-青の組み合わせが見い出されている。

A.3.3 網膜以降の色情報表現

● 外側膝状体における色応答

サルの外側膝状体は6層からなるが、それらはさらに、小細胞層(parvocellular layer)と呼ばれる背側の4層と、大細胞層(magnocellular layer)と呼ばれる腹側の2層に分けられる。小細胞層には、中心部には赤、周辺部は緑(あるいは中心が緑、周辺が赤)、または、中心部は黄、周辺部が青(あるいは逆の組み合わせ)からなる反対色型受容野を持つ細胞、色対立型応答(赤-緑、黄-青の組み合わせ)を示す小さな受容野のみを持ち、周辺部の欠けている細胞、色対立型応答を示さず中心と周辺が拮抗する細胞が見られる。一方、大細胞層には色応答を示す細胞は見つかっていない。

● 視覚大脳皮質における色応答

大脳皮質第1次視覚野(V1野, 17野)の神経細胞は、網膜神経節細胞や外側膝状体の神経細胞に比較して刺激のパラメータに対する選択性が高く、視野の中の位置、向き、動きなどが適していないと応答しない。

Hubelら[66]はV1野のチトクローム・オキシターゼ活性を組織化学的に調べ、2層と3層を中心にして、オキシターゼ活性が陽性の(濃く染まる)部分が斑点状に現れること、さらに、この部分にある神経細胞の多くが二重反対色型応答を示す細胞であり、色応答に関与していることを見出した。

すなわち、この斑点部にある細胞は円形の受容野を持ち、向きの選択性が低く、方眼性の入力を受けており、約半数は二重反対色型受容野を持ち、1/4は非色対立型受容野を持つ細胞であった。二重反対色型応答を示す細胞への入力、赤-緑の組み合わせ、あるいは黄-青の組み合わせであった。斑点部以外に存在する細胞は、従来から知られている通り、刺激の向きに対する選択性が高く、色選択性は低かった。受容野中心部のみをカバーする小さな緑色光刺激にはon 応答、小さな赤色光刺激にはoff 応答を示しているが、周辺部まで覆うような大きなスポット光に対しては、それが赤でも、緑でもほとんど応答しない。

第4次視覚野(V4野)においては、狭い範囲のスペクトルにのみ応答する特異な神経細胞が報告されている[28]。Zekiの報告したこのタイプの細胞は、単にスペクト

ル感度の幅が狭いというだけではなく、対象物を照明する光のスペクトル分布が変化しても同じように応答する性質をもっており、V4野のニューロンが色知覚に関与していることを示す非常に興味深い知見である。

付 録 B

視覚大脳皮質の計算理論

近年、視覚の問題を計算理論、アルゴリズム、ハードウェアの全ての水準で捉え、統合的に議論するための枠組として、川人, 乾 [48] により「視覚大脳皮質の計算理論」が提案された。また、この枠組の中で明るさの知覚に関する神経回路網モデルが構築され、その有効性が示されている [74]。これらの理論、モデルの特徴は、視覚の不良設定問題を順・逆変換、および内部モデルを用いて繰り返し計算により解く点にあり、これまで提案されてきた様々な一撃アルゴリズムを包含したものとなっている。

本章では、より一般的な枠組として川人, 乾 [48] によって提案された、視覚の働きである 2 次元情報から 3 次元情報を復元するという逆問題の計算が、視覚領野間の双方向結合において逆光学と光学が両方行なわれることによって解かれているとする「視覚大脳皮質の計算理論」についてレビューする。

B.1 視覚大脳皮質の計算理論

David Marr [75] は、新しい視覚研究の方法論として、

- 視覚の目的は、網膜に投影された二次元画像データから三次元世界の幾何学的構造を推定することである。
- 三次元世界の構造を推定するために多くの処理モジュールが存在し、それらが並列独立に働くことにより、画像データから $2\frac{1}{2}$ 次元スケッチと呼ばれる可視表面の奥行きと向きの表現の計算を行なっている。

という二つの重要な視覚情報処理の枠組を提案した。

二次元画像から三次元世界の構造を推定することは、ちょうど光学とは逆の過程であり逆光学 (inverse optics) と呼ばれる。このような逆問題は、数学的には不良設定問題 (ill-posed problem) になっている。ある問題の (1) 解が存在し、(2) 解が一意であり、(3) 解が初期データに連続的に依存するとき、問題を良設定 (well-posed) と呼び、これらの条件のうち一つでも満たされない問題を不良設定問題という。Marr [75] は、我々がこのような逆問題の計算を可能としているのは、視覚系がいわゆる自然界の物理的法則を知っていて、計算の拘束条件として用いることにより、不良設定問題

を解いているからだと考えた。また、処理モジュールとしては、両眼視差、オプティカルフロー、陰影 (shading)、テクスチャ、色のモジュールなどが存在し、これらのモジュールによって二次元の画像から面の奥行きと方向という三次元の一つの構造の計算を行なっていると考えた。

上述の逆問題は、問題が線形問題であれば逆関数、すなわち逆行列あるいは擬逆行列を求めればよいが、一般には逆関数を求めることは難しい。従来のコンピュータビジョンの研究では、ある特殊な条件で成立するようなアルゴリズムが提案されてきた。すなわち、不良設定問題をこの場合用いられる仮定によって良設定問題に変え、逆関数を求めるわけである。しかしながら、我々の知覚は非常に正確であることが多く、かつそれが短時間で計算される。したがって、脳のモデルであるためには、計算時間が速く、かつ正確に逆問題が計算されなければならない。川人、乾はこれが、視覚領野間に存在する双方向の結合において、逆光学と光学の計算が両方行なわれることによって実現されていると考えた。すなわち、前向き結合が逆光学 R^\sharp を表し、後向き結合が順光学 R を表していると仮定し、領野間の結合ループを信号が循環する間に正しい解に到達することが示されている。ここで、逆光学は特定の条件でのみ正確な解を求められないものでよい。

B.1.1 画像生成の順・逆モデル

いま、三次元の視覚世界の様子 S から二次元画像データ I が決まる画像生成過程を非線形関数 R で表す。

$$I = R(S) \quad (\text{B.1})$$

視覚大脳皮質が R の近似逆モデル、 R の順モデル、 S の内部モデルを用いて視覚を解いているという計算理論とアルゴリズムを説明する。視覚計算は基本的には最大事後確率 (MAP) 推定であると考え、 S の内部モデルの確率を $P(S)$ 、 S が与えられたときの I の条件付き確率を $P(I|S)$ で表す。これらが Gibbs 分布に従うと仮定して、対応するエネルギーを $U(S)$ 、 $U(I|S)$ とする。MAP 推定に従って次の事後エネルギーを最小化する S が推定される。

$$U(S|I) = U(I|S) + U(S) \quad (\text{B.2})$$

$$= \frac{1}{2}[R^\sharp\{I - R(S)\}]^2 + U(S) \quad (\text{B.3})$$

ここで R^\sharp は画像生成過程 R の近似逆モデルである。従来の初期視覚の問題でよく知られているように、画像生成過程の逆は不良設定であるため R^{-1} は存在しない。しかしながら、その近似 R^\sharp は考えることが可能であり、コンピュータビジョンで提案されてきた多くの一撃アルゴリズムは R^\sharp の具体例とみなせる。

図 B.1 に式 (B.3) を最小化する神経回路モデルを示す。

$$S(0) = R^\sharp(I) \quad (\text{B.4})$$

$$\frac{dS(t)}{dt} = R^\sharp\{I - R(S)\} - \frac{\partial U(S)}{\partial S} \quad (\text{B.5})$$

図 B.1 において、二次元画像データ I は視覚下位中枢に、視覚世界の様子 S は視覚

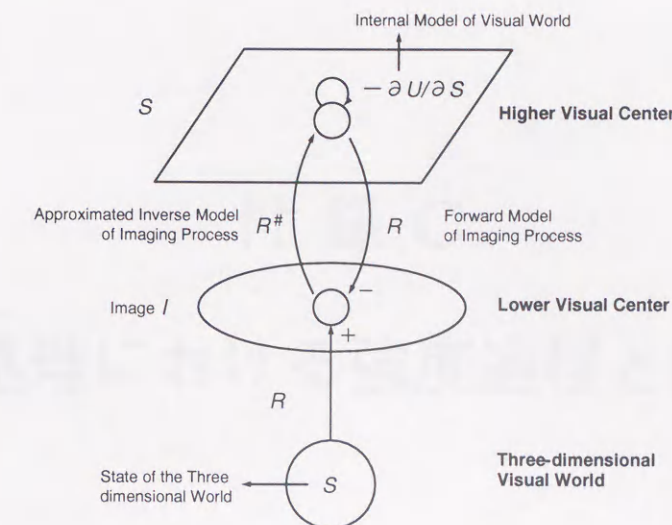


図 B.1 視覚大脳皮質の基本的な計算論的モデル [48]

上位中枢に表現されている。ここで、近似的に $\partial R^\sharp R(S)/\partial S = E$ であれば、式 (B.5) が式 (B.3) の最急降下方向を与えていることがわかる。ただし、 E は恒等写像である。

上位から下位への逆方向神経結合は、画像生成過程 R の順方向モデルを与えている。一方、下位から上位への順方向結合は、画像生成過程 R の逆 R^{-1} を与えている。更に上位中枢内の固有神経結合は S は内部モデルとして $-\partial U/\partial S$ を与えている。

図 B.1 のモデルはエネルギーを最小化する緩和型の神経回路として振舞う。従来このようなモデルは、多数の繰り返し演算にかかる長い時間のために、脳の情報処理モデルとしては不適当であるとして退けられてきた [75]。しかし、川人ら [48] のモデルでは、 R^\sharp を用いて式 (B.4) に従って粗い近似解をまず求め、この解を繰り返すことによって改善していくために、多数の繰り返しは必要でない。逆に、計算時間が限られていても、ある程度良い推定ができる。

付 録 C

画像処理における強度過程と線過程

二次元に投影された画像から、三次元世界の構造を推定するという問題は、人間の視覚では簡単に解かれている一方で、数学的には逆問題に対応する、一般には解けない問題である。おそらく人間は、三次元構造に適切な拘束条件 (外界はこうなっているはずだという先見知識) を用いて、この逆問題を解いていると考えられる。例えば、三次元の世界は「滑らかさ」と「不連続」の二つの原則からなり、二次元の情報をそのどちらかにあてはめて三次元の構造を推定していると考えることができる。

入力された二次元画像から、三次元世界の構造を推定する場合、原画像となる可能性のある画像は、多数考えることができる。その中から 1 つの構造を推定するということを考えると、それは、画像のある状態が生起したとき、外界ではどのような三次元構造が生起したのかという、逆向きの推論を行なうことと考えることができる。これはそれぞれの構造に対して、全て計算することができ、その中からもっとも起こりやすいものを推定することといえる。これは、ベイズの定理を基にした、最大事後確率推定によって求めることができる。しかし、全ての構造について事後確率を推定することは、ある種の仮定をおかなければ、計算に多大な時間を費やさなければならない。

C.1 強度過程と線過程の結合マルコフ確率場モデル

「画像の個々の状態がごく近傍の状態によってのみ決定される」という仮定を用いることにより、この計算が簡単なニューラルネットワークで計算できることが明らかにされている。この仮定は、視覚系では一般にいろいろな属性 (明るさ、奥行き、色など) について成り立っていると考えられる。

さて、物体の奥行き、色、明るさなどの属性は、通常ある区間内では一定もしくは滑らかに変化しており、画像においてそれらの属性の空間的变化が滑らかなものほど、出現しやすいと考えられる。ある物体の面の反射率が一定であっても、斜めに照明光が照射されていれば、明るさは滑らかに変化する。このとき、隣合う画素値の差を考えると、この値が小さいものほど出現しやすいといえる。

画像がマルコフ性を満足するということは、個々の属性がごく近傍の属性値にのみ依存するということを意味する。前述のように通常の画像は、マルコフ性を満足し

ていると考えられる。このマルコフ性を満足する確率システムには、マルコフ確率場がある。マルコフ確率場では、各要素がある状態を取り得る確率が Gibbs 分布に従うことが知られている。Gibbs 分布は、

$$P(f) = \exp(-U(f))/Z \quad (C.1)$$

のような式で表される。ここで、 f は各画素の状態を表し、 Z は全ての状態 f に対する確率の和を 1 にするための規格化定数である。ほとんどの確率分布は、指数関数の形に書き直すことができるから、Gibbs 分布は特定の確率分布を表すものではなく、確率分布の一般形であるといえる。また、 $U(f)$ をポテンシャルと呼ぶが、これもマルコフ確率場の場合には、各画素の近傍のみで決定される。 $U(f)$ は近傍の相互作用の仕方を規定するものである。このようなシステムにおいて全体の画像がある状態をとる確率 $P(F)$ は、個々の属性の確率分布の同時確率であるから、Gibbs 分布となる。この場合、 $P(F)$ は、

$$P(F) = \exp(U(f_1)) \cdot \exp(-U(f_2)) \cdots = \exp\left(-\sum U(f_i)\right) \quad (C.2)$$

で表され、 $U(F)$ はそれぞれの画素の近傍で指定されるポテンシャルの和になる。

ここで、「属性値は滑らかに変化する」という拘束条件を (簡単のため) 一次元の場合について考える。隣合う二つの画素を $i, i+1$ とする。その属性値を f_i, f_{i+1} としたとき、

$$P(f_i) = \exp(-(f_i - f_{i+1})^2) \quad (C.3)$$

$$(\text{ポテンシャル}) = (f_i - f_{i+1})^2 \quad (C.4)$$

これを用いて、評価関数

$$E = \alpha \sum (f_i - f_{i+1})^2 + \beta \sum (g_i - f_i)^2 \quad (C.5)$$

を考える。ただし、 g は入力された画像であり、 f は原画像である。また、 α, β は、各項目に対する重みを定める定数である。この式を最小にしていける場合、図 C.1(a) のような観測画像について、図 C.1(b) のように f を推定する。

このような、画素の属性値は滑らかに変化するという拘束条件におけるマルコフ確率場は、強度過程と呼ばれるが、この拘束条件だけでは図のようにシャープでない画像のみが推定されてしまう。これは、ある区間内では望ましいが、物体の不連続に対応する部分では属性値も不連続となるはずである。しかし、画像の不連続な場所は画像自体には明示されないため、それを検出しなければならない。そこで、もう一つのマルコフ確率場を考え、強度過程の確率場と結合することを考える。この不連続を示すマルコフ確率場は、線過程と呼ばれる。線過程は、いわゆるエッジを検出する働きをするが、それぞれの要素は、エッジがある (1)、ない (0) のいずれかをとる。この過程でエッジが検出されれば、強度過程での滑らかな補間を禁止しなければならない。また、エッジを検出するには、属性値の差を見なければならない。このことから、線過程および強度過程は、相互に作用する必要があることがわかる。エッジは属性の不連続となっている部分を明示しているわけであるが、通常、不連続点は連続につながっていて、疎らに点々とは存在しない。「不連続の連続」といわれている事実である。このように線過程の要素の状態も、近傍の要素によってのみ決定される。

これら二つを結合したマルコフ確率場のポテンシャルは、

$$(\text{ポテンシャル}) = (f_i - f_{i+1})^2(1 - l_{i,i+1}) \quad (C.6)$$

となる。ここで $l_{i,i+1}$ は線過程におけるエッジのある・なしを表している。ポテンシャルの小さい状態の方が選ばれやすいので、 $(f_i - f_{i+1})^2$ が非常に大きい時には、 $l_{i,i+1} = 1$ となり、滑らかに補間することをやめる。このポテンシャルによって、線過程と強度過程の二つのマルコフ確率場の相互作用が考慮されていることになる。線過程を結合した場合、図 C.1(a) の推定結果は、図 C.1(c) のようになる。

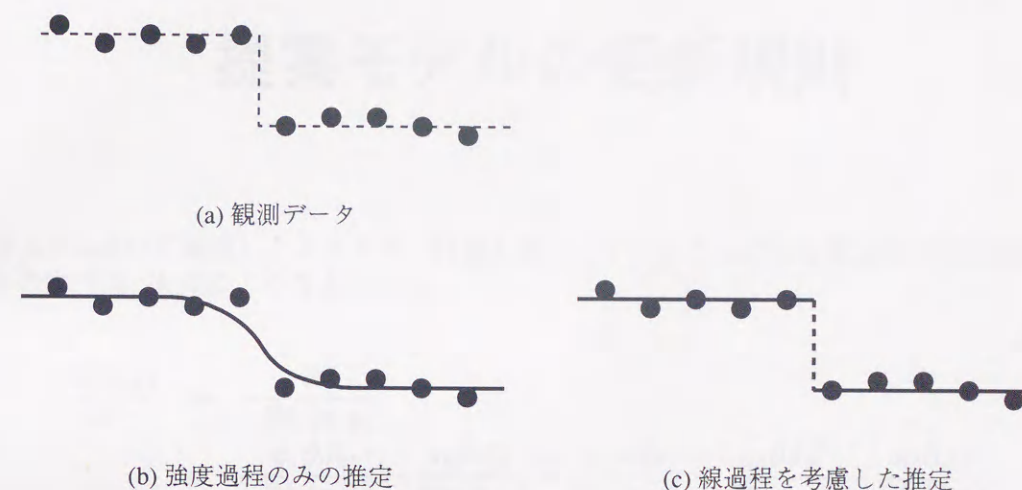


図 C.1 画像の推定

付 録 D

提案モデルの更新規則

第4章において記述したエネルギー関数を最小にするように出力を変化させる神経回路モデルの動作は、次式により与えられる。

$$\begin{aligned} \frac{d\hat{\sigma}_i(x, y)}{dt} &= -\frac{\partial J}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} \\ &= -\frac{a_1 \partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} - \frac{a_2 \partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} - \frac{a_3 \partial J_{\hat{\varepsilon}}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} - \frac{a_4 \partial J_E}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} - \frac{a_5 \partial J_S}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} \end{aligned} \quad (D.1)$$

$$\begin{aligned} \frac{dh_{\hat{\sigma}}(x, y)}{dt} &= -\frac{\partial J}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} \\ &= -\frac{a_1 \partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_2 \partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_3 \partial J_{\hat{\varepsilon}}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_4 \partial J_E}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_5 \partial J_S}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} \end{aligned} \quad (D.2)$$

$$\begin{aligned} \frac{dv_{\hat{\sigma}}(x, y)}{dt} &= -\frac{\partial J}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} \\ &= -\frac{a_1 \partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_2 \partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_3 \partial J_{\hat{\varepsilon}}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_4 \partial J_E}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} - \frac{a_5 \partial J_S}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} \end{aligned} \quad (D.3)$$

$$\begin{aligned} \frac{d\hat{\varepsilon}_i(x, y)}{dt} &= -\frac{\partial J}{\partial \hat{\varepsilon}_i(x, y)} \\ &= -\frac{a_1 \partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial \hat{\varepsilon}_i(x, y)} - \frac{a_2 \partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial \hat{\varepsilon}_i(x, y)} - \frac{a_3 \partial J_{\hat{\varepsilon}}}{\partial \hat{\varepsilon}_i(x, y)} - \frac{a_4 \partial J_E}{\partial \hat{\varepsilon}_i(x, y)} - \frac{a_5 \partial J_S}{\partial \hat{\varepsilon}_i(x, y)} \end{aligned} \quad (D.4)$$

$$\begin{aligned} \frac{dh_{\hat{\varepsilon}}(x, y)}{dt} &= -\frac{\partial J}{\partial h_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} \\ &= -\frac{a_1 \partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial h_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_2 \partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial h_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_3 \partial J_{\hat{\varepsilon}}}{\partial h_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_4 \partial J_E}{\partial h_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_5 \partial J_S}{\partial h_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} \end{aligned} \quad (D.5)$$

$$\begin{aligned} \frac{dv_{\hat{\varepsilon}}(x, y)}{dt} &= -\frac{\partial J}{\partial v_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} \\ &= -\frac{a_1 \partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial v_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_2 \partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial v_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_3 \partial J_{\hat{\varepsilon}}}{\partial v_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_4 \partial J_E}{\partial v_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} - \frac{a_5 \partial J_S}{\partial v_{\hat{\varepsilon}}(x, y)} \end{aligned} \quad (D.6)$$

以下それぞれの項について、最急降下方向を求めれば、以下のようになる。
まず、 $\hat{\sigma}_i(x, y)$ について、

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = \left(\sigma^w(x, y) - \hat{\sigma}^w(x, y) \right)^t \frac{\partial \hat{\sigma}^w(x, y)}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} \quad (D.7)$$

$$\frac{\partial \hat{\sigma}^w(x, y)}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = \begin{pmatrix} \epsilon^{wt} \mathbf{X}_S \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_M \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_L \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \hat{\epsilon}(x, y)^t \mathbf{X}_S \\ \hat{\epsilon}(x, y)^t \mathbf{X}_M \\ \hat{\epsilon}(x, y)^t \mathbf{X}_L \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta(i) \\ \delta(i-1) \\ \delta(i-2) \end{pmatrix} \quad (\text{D.8})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = b_1 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}C}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} + b_2 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}F}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} + b_3 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}G}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} + b_4 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} \quad (\text{D.9})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}C}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = \mathcal{L}^{-1} \left(\mathcal{G}(d(x, y)) \mathcal{T} \left(\nabla^2 \sigma_i^w(x, y) \right) \right) - \hat{\sigma}_i(x, y) \quad (\text{D.10})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{\hat{\sigma}F}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} &= (\hat{\sigma}_i(x, y) - \hat{\sigma}_i(x, y-1))(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y-1)) \\ &+ (\hat{\sigma}_i(x, y) - \hat{\sigma}_i(x, y+1))(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y)) \\ &+ (\hat{\sigma}_i(x, y) - \hat{\sigma}_i(x-1, y))(1 - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y)) \\ &+ (\hat{\sigma}_i(x, y) - \hat{\sigma}_i(x+1, y))(1 - v_{\hat{\sigma}}(x, y)) \end{aligned} \quad (\text{D.11})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}G}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x, y} \hat{\sigma}_i(x, y) - \sigma_i^{gray} \quad (\text{D.12})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L}}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \frac{\partial J_E}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = \frac{\partial J_S}{\partial \hat{\sigma}_i(x, y)} = 0 \quad (\text{D.13})$$

次に, $h_{\hat{\sigma}}(x, y)$ について,

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}w}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.14})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = b_1 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}C}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} + b_2 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}G}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} + b_3 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}F}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} + b_4 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} \quad (\text{D.15})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}G}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.16})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}F}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = -\frac{1}{2} \sum_i (\hat{\sigma}_i(x, y+1) - \hat{\sigma}_i(x, y))^2 \quad (\text{D.17})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = -\frac{1}{2} \sum_i (\hat{\sigma}_i(x, y+1) - \hat{\sigma}_i(x, y))^2 \quad (\text{D.18})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L1}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L1}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} + \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L2}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} + \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L3}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} + \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L4}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} \quad (\text{D.19})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L1}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} &= -2h_{\hat{\sigma}}(x-1, y)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y+1)) \\ &- 2h_{\hat{\sigma}}(x+1, y)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y+1)) \\ &- 2v_{\hat{\sigma}}(x-1, y)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x-1, y) - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y+1)) \\ &- 2v_{\hat{\sigma}}(x-1, y+1)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x-1, y) - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y)) \\ &- 2v_{\hat{\sigma}}(x, y)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y+1)) \\ &- 2v_{\hat{\sigma}}(x, y+1)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y)) \\ &+ (1 - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y+1))^2 \\ &+ (1 - h_{\hat{\sigma}}(x-1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x-1, y+1))^2 \end{aligned} \quad (\text{D.20})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L2}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = h_{\hat{\sigma}}(x, y-1) + h_{\hat{\sigma}}(x, y+1) \quad (\text{D.21})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L3}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 1 \quad (\text{D.22})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L4}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 1 - 2h_{\hat{\sigma}}(x, y) \quad (\text{D.23})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}}}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.24})$$

$$\frac{\partial J_E}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = h_{\hat{\epsilon}}^2(x, y) h_{\hat{\sigma}}(x, y) \quad (\text{D.25})$$

$$\frac{\partial J_S}{\partial h_{\hat{\sigma}}(x, y)} = \frac{1}{\sum_j u_j D y_j^2(x, y)} \left\{ u_0 D y_0^2(x, y) - u_1 D y_1^2(x, y) - u_2 D y_2^2(x, y) \right\} \quad (\text{D.26})$$

$v_{\hat{\sigma}_i}(x, y)$ について,

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}w}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.27})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = b_1 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}C}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} + b_2 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}G}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} + b_3 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}F}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} + b_4 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} \quad (\text{D.28})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}G}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.29})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}F}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = -\frac{1}{2} \sum_i (\hat{\sigma}_i(x, y) - \hat{\sigma}_i(x+1, y))^2 \quad (\text{D.30})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = c_1 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L1}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} + c_2 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L2}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} + c_3 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L3}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} + c_4 \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L4}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} \quad (\text{D.31})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{\hat{\sigma}L1}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} &= -2v_{\hat{\sigma}}(x, y-1)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y-1) - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y-1) - v_{\hat{\sigma}}(x, y)) \\ &- 2v_{\hat{\sigma}}(x, y+1)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y)) \\ &- 2h_{\hat{\sigma}}(x+1, y-1)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y-1) - v_{\hat{\sigma}}(x, y-1) - v_{\hat{\sigma}}(x, y)) \\ &- 2h_{\hat{\sigma}}(x, y-1)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y-1) - v_{\hat{\sigma}}(x, y-1) - v_{\hat{\sigma}}(x, y)) \\ &- 2h_{\hat{\sigma}}(x+1, y)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y+1)) \\ &- 2h_{\hat{\sigma}}(x, y)(1 - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y+1)) \\ &+ (1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y) - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y) - v_{\hat{\sigma}}(x, y+1))^2 \\ &+ (1 - h_{\hat{\sigma}}(x, y-1) - h_{\hat{\sigma}}(x+1, y-1) - v_{\hat{\sigma}}(x, y-1))^2 \end{aligned} \quad (\text{D.32})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L2}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = v_{\hat{\sigma}}(x-1, y) + v_{\hat{\sigma}}(x+1, y) \quad (\text{D.33})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L3}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 1 \quad (\text{D.34})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}L4}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 1 - 2v_{\hat{\sigma}}(x, y) \quad (\text{D.35})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}}}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.36})$$

$$\frac{\partial J_E}{\partial v_{\hat{\sigma}_i}(x, y)} = v_{\hat{\epsilon}}^2(x, y) v_{\hat{\sigma}}(x, y) \quad (\text{D.37})$$

$$\frac{\partial J_S}{\partial v_{\hat{\sigma}}(x, y)} = \frac{1}{\sum_j u_j D x_j^2(x, y)} \left\{ u_0 D x_0^2(x, y) - u_1 D x_1^2(x, y) - u_2 D x_2^2(x, y) \right\} \quad (\text{D.38})$$

次に, $\hat{\epsilon}_i(x, y)$ について,

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}w}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \left(\sigma^w(x, y) - \hat{\sigma}^w(x, y) \right)^t \frac{\partial \sigma^w(x, y)}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} \quad (\text{D.39})$$

$$\frac{\partial \sigma^w(x, y)}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \begin{pmatrix} \epsilon^{wt} \mathbf{X}_S \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_M \\ \epsilon^{wt} \mathbf{X}_L \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \hat{\sigma}(x, y)^t \mathbf{X}_S^t \\ \hat{\sigma}(x, y)^t \mathbf{X}_M^t \\ \hat{\sigma}(x, y)^t \mathbf{X}_L^t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta(i) \\ \delta(i-1) \\ \delta(i-2) \end{pmatrix} \quad (\text{D.40})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = 0 \quad (\text{D.41})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = d_1 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}F}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} + d_2 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} + d_3 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} \quad (\text{D.42})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}F}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} &= (\hat{\epsilon}_i(x, y-1) - \hat{\epsilon}_i(x, y+1))(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y-1)) \\ &\quad + (\hat{\epsilon}_i(x, y+1) - \hat{\epsilon}_i(x, y-1))(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \\ &\quad + (\hat{\epsilon}_i(x-1, y) - \hat{\epsilon}_i(x+1, y))(1 - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y)) \\ &\quad + (\hat{\epsilon}_i(x+1, y) - \hat{\epsilon}_i(x-1, y))(1 - v_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \end{aligned} \quad (\text{D.43})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \hat{\epsilon}_i(x, y) - \frac{1}{M \times N} \sum_{x', y'} \hat{\epsilon}_i(x', y') \quad (\text{D.44})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}W}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x', y'} \hat{\epsilon}_i(x', y') - \epsilon_i^{white}(x, y) \quad (\text{D.45})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L}}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \frac{\partial J_E}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = \frac{\partial J_S}{\partial \hat{\epsilon}_i(x, y)} = 0 \quad (\text{D.46})$$

$h_{\hat{\epsilon}}(x, y)$ について,

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = \frac{\partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.47})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = d_1 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}F}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + d_2 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + d_3 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} \quad (\text{D.48})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}F}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = -\frac{1}{2} \sum_i (\hat{\epsilon}_i(x, y) - \hat{\epsilon}_i(x, y+1))^2 \quad (\text{D.49})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.50})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = e_1 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L1}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + e_2 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L2}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + e_3 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L3}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + e_4 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L4}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} \quad (\text{D.51})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L1}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} &= -2h_{\hat{\epsilon}}(x-1, y)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y+1)) \\ &\quad -2h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1)) \\ &\quad -2v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x-1, y) - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y+1)) \\ &\quad -2v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y+1)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x-1, y) - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y)) \\ &\quad -2v_{\hat{\epsilon}}(x, y)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1)) \\ &\quad -2v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \\ &\quad + (1 - h_{\hat{\epsilon}}(x-1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y+1))^2 \\ &\quad + (1 - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1))^2 \end{aligned} \quad (\text{D.52})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L2}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = h_{\hat{\epsilon}}(x, y-1) + h_{\hat{\epsilon}}(x, y+1) \quad (\text{D.53})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L3}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 1 \quad (\text{D.54})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L4}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 1 - 2h_{\hat{\epsilon}}(x, y) \quad (\text{D.55})$$

$$\frac{\partial J_E}{\partial h_{\hat{\epsilon}_i}(x, y)} = h_{\hat{\epsilon}}(x, y) h_{\hat{\sigma}}^2(x, y) \quad (\text{D.56})$$

$$\frac{\partial J_S}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = \frac{1}{\sum_j u_j D y_j^2(x, y)} \left\{ -u_0 D y_0^2(x, y) + u_1 D y_1^2(x, y) + u_2 D y_2^2(x, y) \right\} \quad (\text{D.57})$$

$v_{\hat{\epsilon}}(x, y)$ について,

$$\frac{\partial J_{\hat{\sigma}^w}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = \frac{\partial J_{\hat{\sigma}}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.58})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = d_1 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}F}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + d_2 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + d_3 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} \quad (\text{D.59})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}F}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = -\frac{1}{2} \sum_i (\hat{\epsilon}_i(x, y) - \hat{\epsilon}_i(x+1, y))^2 \quad (\text{D.60})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}V}}{\partial h_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 0 \quad (\text{D.61})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = e_1 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L1}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + e_2 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L2}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + e_3 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L3}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} + e_4 \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L4}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} \quad (\text{D.62})$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L1}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} &= -2v_{\hat{\epsilon}}(x, y-1)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y-1) - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y-1) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \\ &\quad -2v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \\ &\quad -2h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y-1)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y-1) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y-1) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \\ &\quad -2h_{\hat{\epsilon}}(x, y-1)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y-1) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y-1) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y)) \\ &\quad -2h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1)) \\ &\quad -2h_{\hat{\epsilon}}(x, y)(1 - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1)) \\ &\quad + (1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y-1) - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y-1) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y-1))^2 \\ &\quad + (1 - h_{\hat{\epsilon}}(x, y) - h_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) - v_{\hat{\epsilon}}(x, y+1))^2 \end{aligned} \quad (\text{D.63})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L2}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = v_{\hat{\epsilon}}(x-1, y) + v_{\hat{\epsilon}}(x+1, y) \quad (\text{D.64})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L3}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 1 \quad (\text{D.65})$$

$$\frac{\partial J_{\hat{\epsilon}L4}}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = 1 - 2v_{\hat{\epsilon}}(x, y) \quad (\text{D.66})$$

$$\frac{\partial J_E}{\partial v_{\hat{\epsilon}_i}(x, y)} = v_{\hat{\epsilon}}(x, y) v_{\hat{\sigma}}^2(x, y) \quad (\text{D.67})$$

$$\frac{\partial J_S}{\partial v_{\hat{\epsilon}}(x, y)} = \frac{1}{\sum_j u_j D x_j^2(x, y)} \left\{ -u_0 D x_0^2(x, y) + u_1 D x_1^2(x, y) + u_2 D x_2^2(x, y) \right\} \quad (\text{D.68})$$

付 録 E

恒常性の評価法

色恒常性の度合を示す指標 (恒常度, constancy index) としては, Brunswik ratio [18] と呼ばれるものや, Arend ら [21] が実験結果の評価に用いた constancy index という指標がある. 前者は, Newhall らが 1959 年に報告した色恒常性実験における評価量として用いていた. Arend ら [21] が用いた constancy index は, 1976 CIE $u'v'$ 色空間における色差を用いたもので, 次のような式で表される.

$$I = 1 - \frac{b}{a} \quad (\text{E.1})$$

ここで, a は, 標準照明下での対象の測色値 (u'_1, v'_1) と, テスト照明下での対象の測色値 (u'_2, v'_2) の色差であり, b は, テスト照明下での対象の測色値とマッチング後の対象の測色値 (u'_0, v'_0) の色差である. a, b は, それぞれ次のように表される.

$$a = [(u'_1 - u'_2)^2 + (v'_1 - v'_2)^2]^{1/2} \quad (\text{E.2})$$

$$b = [(u'_0 - u'_2)^2 + (v'_0 - v'_2)^2]^{1/2} \quad (\text{E.3})$$

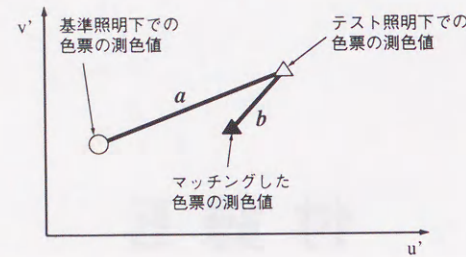
完全に色恒常性が成立するとき: $I = 1$, 全く成立しないとき: $I = 0$ となる. 図 E.1 に, CIE $u'v'$ 色度図上で a, b がどのように定義されるかを示す.

黒田らの色恒常性モデル, および提案モデルの数値シミュレーション結果の評価に, 上述の constancy index を用いるが, index の色差式を以下のように修正する. これは, シミュレーションで得られる推定値は標準条件下での反射率であり, Arend ら [21] の実験の状況と逆になるからである.

$$a = [(u'_1 - u'_2)^2 + (v'_1 - v'_2)^2]^{1/2} \quad (\text{E.4})$$

$$b = [(u'_0 - u'_3)^2 + (v'_0 - v'_3)^2]^{1/2} \quad (\text{E.5})$$

ここで, (u'_2, v'_2) を標準照明下での対象の色度値, (u'_1, v'_1) をテスト照明下での対象の色度値とする. (u'_3, v'_3) は標準照明時の推定反射率の色度値, (u'_0, v'_0) は, 推定反射率を白色照明光下で測色した場合の色度値, もしくは推定反射率, 推定照明光をもとに再構成したセンサー応答量を測色値に変換した色度値とする. ここで, 2 つの恒常度が算出されるが, 前者は Arend ら [21] の実験における “paper match”, 後者が “appearance match” に相当すると考えることができ, 対象本来の色の知覚量が推定

図 E.1 Constancy index の $u'v'$ 色度図上における定義

Constancy index では、線分 b の長さを、 a の長さで正規化し、 b の長さが a に近い程、恒常度が低い、すなわち色恒常性が成立していないとする。

反射率によって与えられ、見たままの色の感覚は、推定反射率、推定照明光をもとに再構成された情報によって与えられると考えることができる。なお、求められる恒常度は、提案モデルの推定する反射率、もしくは推定値から再構成した入力画像が、照明光の変化による入力画像の変化に対してどれだけ安定しているかを示すものである。

付録 F

提案法によって推定される画像と照明光の空間強度について

第 5 章において提案した方法では、照明光の空間強度分布は一樣と仮定しているが、実際の撮影では通常一樣ではない。ここでは、未知光源 (L_1)、補助光源 (L_2) の空間強度分布がそれぞれ、 $a_{1(x,y)}$, $a_{2(x,y)}$ であるとき、提案法によって推定された画像が真値とどのような関係にあるかを考察する。

まず、 $L_1(x, y, \lambda)$ 及び $L_2(x, y, \lambda)$ を次のように表す。

$$\begin{aligned} L_1(x, y, \lambda) &= a_{1(x,y)} \sum_i \epsilon_{1i}^{\text{true}} E_i(\lambda), \\ L_2(x, y, \lambda) &= a_{2(x,y)} \sum_i \epsilon_{2i} E_i(\lambda). \end{aligned}$$

上式から、画像 I_1 は、

$$\begin{aligned} I_{1k}(x, y) &= \int_G X_k(\lambda) \cdot L_1(x, y, \lambda) \cdot S(x, y) d\lambda \\ &= \int_G X_k(\lambda) \cdot a_{1(x,y)} \sum_i \epsilon_{1i}^{\text{true}} E_i(\lambda) \cdot \sum_j \sigma_{j(x,y)}^{\text{true}} S_j(\lambda) d\lambda \\ &= a_{1(x,y)} \epsilon_1^{\text{true}t} B_k \sigma_{(x,y)}^{\text{true}} \end{aligned} \quad (\text{F.1})$$

と表せる。 I_{12} , I_2 についても同様である。

提案法では、光源 L_2 の空間強度分布は一樣と仮定しているので、ステップ 3 で求めた反射率係数と実際の値 $\sigma_{(x,y)}^{\text{true}}$ との関係は、

$$\sigma_{(x,y)} = a_{2(x,y)} \sigma_{(x,y)}^{\text{true}}. \quad (\text{F.2})$$

照明光係数の真値 ϵ_1^{true} は、

$$\epsilon_1^{\text{true}} = \frac{1}{a_{1(x,y)}} \left(\begin{matrix} \sigma_{(x,y)}^{\text{true}t} B_X^t \\ \sigma_{(x,y)}^{\text{true}t} B_Y^t \\ \sigma_{(x,y)}^{\text{true}t} B_Z^t \end{matrix} \right)^{-1} \cdot I_{1(x,y)}. \quad (\text{F.3})$$

したがって、式 (5.10) から、ステップ 4 で推定される各画素における照明光係数 $\epsilon_{1(x,y)}$ と真値の関係は、

$$\begin{aligned}\epsilon_{1(x,y)} &= \frac{1}{a_{2(x,y)}} \left(\begin{matrix} \sigma_{(x,y)}^{\text{true}^t} B_X^t \\ \sigma_{(x,y)}^{\text{true}^t} B_Y^t \\ \sigma_{(x,y)}^{\text{true}^t} B_Z^t \end{matrix} \right)^{-1} \cdot I_{1(x,y)} \\ &= \frac{a_{1(x,y)}}{a_{2(x,y)}} \epsilon_1^{\text{true}}\end{aligned}\quad (\text{F.4})$$

であることがわかる。

ステップ 4 ですべての画素について係数が求められた場合、未知光源に関する照明光係数の代表値 ϵ'_1 は、真値 ϵ_1^{true} と

$$\epsilon'_1 = \frac{1}{N_{\text{all}}} \sum_{x,y} \frac{a_{1(x,y)}}{a_{2(x,y)}} \cdot \epsilon_1^{\text{true}} \quad (\text{F.5})$$

という関係にある。

画像 I_1 の実際の反射率係数は、

$$\sigma_{(x,y)}^{\text{true}} = \frac{1}{a_{1(x,y)}} \left(\begin{matrix} \epsilon_1^{\text{true}^t} B_X^t \\ \epsilon_1^{\text{true}^t} B_Y^t \\ \epsilon_1^{\text{true}^t} B_Z^t \end{matrix} \right)^{-1} \cdot I_{1(x,y)} \quad (\text{F.6})$$

ステップ 5 では、光源としてステップ 4 の結果を用いることから、実際の反射率係数とステップ 5 の反射率係数の関係は、

$$\sigma'_{(x,y)} = \frac{a_{1(x,y)}}{\frac{1}{N_{\text{all}}} \sum_{x,y} \frac{a_{1(x,y)}}{a_{2(x,y)}}} \sigma_{(x,y)}^{\text{true}} \quad (\text{F.7})$$

ステップ 6 で求められる画像 I_3 は、

$$I_{3(x,y)} = \frac{N_{\text{all}} \cdot a_{1(x,y)}}{\sum_{x,y} \frac{a_{1(x,y)}}{a_{2(x,y)}}} \cdot \left(\begin{matrix} \epsilon_3^t B_X^t \\ \epsilon_3^t B_Y^t \\ \epsilon_3^t B_Z^t \end{matrix} \right) \cdot \sigma_{(x,y)}^{\text{true}} \quad (\text{F.8})$$

このことから、照明の強度分布が空間的に一様でない場合、提案法で推定される画像において、 L_1 の空間分布 $a_{1(x,y)}$ は保存され、 $a_{1(x,y)}$ と $a_{2(x,y)}$ の比の平均値によって全体の明るさが変わるのみであり、色合いに未知光源、補助光源の光源色の影響は残らない。

研究業績目録

・ 学術論文

1. Keisuke Takebe, Shigeki Nakauchi and Shiro Usui, "A computational model for color constancy by separating reflectance and illuminance edges within a scene", Neural Networks, vol.9, no.8, pp.1405-1415 (1996/11).
2. 竹部啓輔, 伊藤直己, 中内茂樹, 臼井支朗, "色恒常性を有するデジタルカラーイメージング", 電子情報通信学会論文誌 D-II (2000) (印刷中).
3. 竹部啓輔, 加納 克則, 伊藤直己, 中内茂樹, 臼井支朗, "偏光フィルタを用いた光源色推定と色補正", 電子情報通信学会論文誌 D-II (条件付採録).

・ 国際会議

1. Shiro Usui, Shigeki Nakauchi and Keisuke Takebe, "Computation and neural network models of color vision", Proceedings of the World Congress on Neural Networks, vol.1, pp.220-227 (1995/7).
2. Keisuke Takebe, Shigeki Nakauchi and Shiro Usui, "A computational model for color constancy in shadows", Proceedings of the World Congress on Neural Networks, vol.1, pp.246-249 (1995/7).
3. Shigeki Nakauchi, Keisuke Takebe and Shiro Usui, "Color constancy in shadows: computational explanations and a model based on energy minimization", Perception, vol.24, p.63 (1995/8).
4. Keisuke Takebe, Shigeki Nakauchi and Shiro Usui, "A neural network model for color constancy in shadows", Proceedings of the 15th International Display Research Conference, pp.683-686 (1995/10).
5. Shiro Usui, Shigeki Nakauchi and Keisuke Takebe, "Neural computation for color constancy: discrimination of material changes from illuminant changes", 1996 International Conference on Neural Networks, Plenary (Panel and Special Sessions), pp.33-37 (1996/6).

6. Keisuke Takebe, Naoki Ito, Shigeki Nakauchi and Shiro Usui, "A digital imaging system with color constancy from a couple of images", 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (October 12-15, Tokyo), vol.II, pp.936-941 (1999/10).

・シンポジウム講演

1. 藤井哲志, 神山斉己, 竹部啓輔, 臼井支朗, "網膜視細胞ネットワークの超並列シミュレーション解析", 第13回生体・生理工学シンポジウム, pp.389-392 (1998/10).

・学会研究会

1. 竹部啓輔, 中内茂樹, 臼井支朗, "影の下での色恒常性を実現する計算論モデル", 電子情報通信学会技術研究報告, vol.NC94-105, pp.225-232 (1995/3).
2. 藤井哲志, 神山斉己, 竹部啓輔, 臼井支朗, "網膜外網状層神経回路の超並列シミュレーション解析", 電子情報通信学会技術研究報告, vol.NC98-186, pp.253-261 (1999/3).

・学会発表

1. 竹部啓輔, 中内茂樹, 臼井支朗: "影の下での色恒常性を実現する計算論モデル", 1994年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, p.312 (1994/10).
2. 伊藤直己, 竹部啓輔, 中内茂樹, 臼井支朗, "色恒常性を有するカラーイメージングシステムに関する研究", 1999年度電気関係学会東海支部連合大会講演論文集, p.227 (1999/9).

