

# 論 文

## 対話を用いた物体認識のためのローカルな照度変化を考慮した色変換の学習

槇原 靖<sup>a)</sup> 白井 良明<sup>†</sup> 島田 伸敬<sup>††</sup>

Learning of Color Transformation Considering Local Illumination Changes for Interactive Object Recognition

Yasushi MAKIHARA<sup>a)</sup>, Yoshiaki SHIRAI<sup>†</sup>, and Nobutaka SHIMADA<sup>††</sup>

あらまし 本論文ではユーザとの対話を用いた物体認識システムに必要な機能の一部として、様々な照明条件下で物体認識を行うための色変換の学習方法について述べる。本研究では、外部照明と内部照明の2種類の光源がある冷蔵庫内のシーンを対象として、シーン内での照度変化を考慮して色変換を学習する。これらの照明の影響による色変換を、物体モデルの色と様々な照明条件下で観測したその物体の色と参照物体の色の組を用いて学習する。外部照明の照度変化については光源との位置関係による影響が強いため、冷蔵庫内の位置との関係を学習することで対応する。一方、内部照明の照度については、光源との位置関係に加えて、物体自身の光の透過率や照明を遮る物体の有無による影響があるため、冷蔵庫内の位置が同じでも物体の種類や物体配置が異なる場合にはその値が変化する。そこで、学習時には観測ごとに最も合う内部照明照度を当てはめておき、物体認識時には、徐々に内部照明照度を変化させながら認識を試みて、認識が成功したときの照度をその場所の物体への内部照明照度とすることで対応する。これにより、シーン内での照度変化に対応したより正確な色変換を実現する。最後に、様々な照明条件下での冷蔵庫内シーンにおける物体の抽出と識別の実験を行い、本手法の有効性を示す。

キーワード 色変換、照度変化、学習、物体認識

### 1. まえがき

近年、高齢社会の到来により人を助けるサービスロボットの必要性が高まっており、画像を用いて認識した物体をもつくるサービスロボットの研究[1]が数多く行われている。一般に物体認識を行う視覚システムにとって、照明条件の変化への対応は重要な問題である。この問題に対しては、光の反射の物理法則に基づく色モデルを考えて、照明条件の変化によって物体の見えが変化しても、その表面反射率は変化しないというカラーコンスタンシー[2]に関する研究がある。

カラーコンスタンシーの問題は、照明条件の変化に対する色変換の問題とみなすこともできる。その中で

も、色モデルを線形化して色変換を扱う研究[3]や、更にRGBの各成分を独立に変換する研究[4]がよく行われている。Drewら[5]は、物体のモデルと認識対象の画像の間で特徴の対応をとり、その特徴同士の間での色変換を色変換空間に投票することで、全体の色変換の候補を得る手法を提案している。

一方、統計に基づいて非線形な色変換を取り扱う研究もある。Millerら[6]は異なる照明条件下で撮影した同じシーンの画像中の色の組からcolor flowを学習し、色変換を行う手法を提案している。[5]や[6]の手法では変換の推定に複数の色の組が必要となるが、ロボットビジョンシステムにとって未知照明条件下で複数の参照色を得ることは困難である。

また、シーン内での照明変動を考慮したカラーコンスタンシーの研究もある。シーンを一様な反射率をもつ表面に領域分割して、各領域内での色変化から照明変動を推定する手法[7]や、照明変動を利用して基準照明への色変換候補範囲を限定して、可能な範囲の重心を解とする研究[8]がある。しかし、これらの手法

<sup>a)</sup> 大阪大学工学研究科、吹田市

Faculty of Engineering, Osaka University, 2-1 Yamadaoka,  
Suita-shi, 565-0871 Japan

<sup>††</sup> 立命館大学情報理工学部知能情報学科、草津市

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan  
University, 1-1-1 Noji Higashi, Kusatsu-shi, 525-8577 Japan

a) E-mail: makihara@cv.mech.eng.osaka-u.ac.jp

## 論文／対話を用いた物体認識のためのローカルな照度変化を考慮した色変換の学習

は、対象シーンがモンドリアン [9] のような面積の大きな同一表面で構成されている必要があり、オクルージョンエッジがあるようなシーンには対応できない。

これに対して我々は、冷蔵庫内のような複雑なシーンに対して、参照色と色変換との関係を様々な照明条件に対して学習しておくことで、一つの参照色のみを用いて色変換を推定する手法 [10] を提案した。しかし、そこではシーン内の照明条件が一様であることを仮定していた。

本研究では、シーン中の物体への照度変化を考慮した色変換の学習方法について述べる。ここで扱う光源は、物体を前から照らす部屋の電灯や外からの光などの外部照明と、物体を後ろから照らす冷蔵庫内のランプによる内部照明の2種類とする。これらの照度は、図1のように同じ光源のもとでも、シーン内の場所によって大きく変化する。まず、冷蔵庫内全体の平均的な外部照明については、従来どおり参照色との関係を学習する。冷蔵庫中での相対的な外部照明の照度変化については、光源との位置関係による影響が強いため、冷蔵庫内の位置との関係を学習する。一方、内部照明については、光源がすべての観測に対して共通であるため、その色成分はすべての観測に対して不变である。しかし、内部照明の照度については、光源との位置関係に加えて、物体自身の光の透過率や照明を遮る物体の有無による影響があり、冷蔵庫内の位置・物体の種類・物体の配置が変化するとその値が変化する。そこで、内部照明の色成分と照度を分けて扱い、色成分についてはすべての観測データに対して最も合うものを学習する。また、内部照明照度については、外部照明照度のように冷蔵庫内の位置との関係だけでは学習で

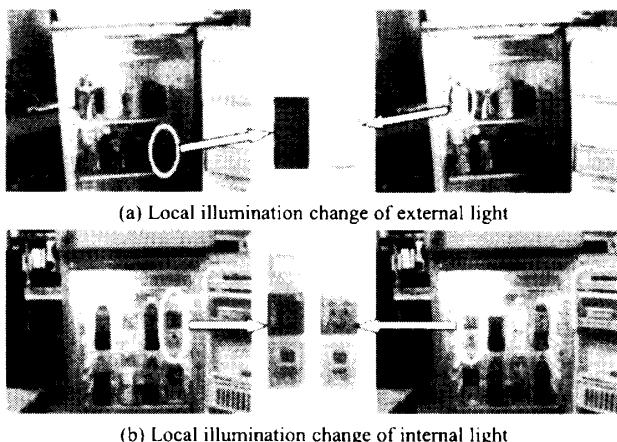


図1 場所による照度変化

Fig. 1 Local illumination changes.

きないので、学習時には観測ごとに最も合う内部照明照度を当てはめておき、物体認識時には、徐々に照度を変化させながら認識を試みて、認識が成功したときの照度をその場所の物体への内部照明照度とする。これにより、シーン内での照度変化に対応した正確な色変換を実現する。

本論文では、まず**2.**で冷蔵庫から必要なものを取つてくるサービスロボットのための物体認識システムの概要について述べる。次に、**3.**でローカルな照度変化を考慮した色変換を定式化して、**4.**で色変換パラメータの学習方法と、そのパラメータに基づく物体認識手順について述べる。**5.**で様々な照明条件下での物体の検出と識別に関する実験を行い、**6.**で結論を述べる。

## 2. 物体認識システムの概要

システムは最初に認識対象の物体モデルを作成する。物体モデルは、どの方向からでも認識できるよう図2(a)のような投影画像を用いて登録する。モデルの特徴としては、投影画像上で最大面積をもつ一様色領域の平均色である代表色や、それ以外の一様色領域の色や大きさなどの二次特徴を用いる[11]。次に、ユーザから音声対話によって取つてほしい物体の商品名や種類(お茶やコーヒー)を伝えられると、システムはそれに当たる缶やペットボトルのすべての物体モデルを用意して、モデルごとに認識を試みる。ここで、モデル登録時の照明条件と物体認識時の照明条件

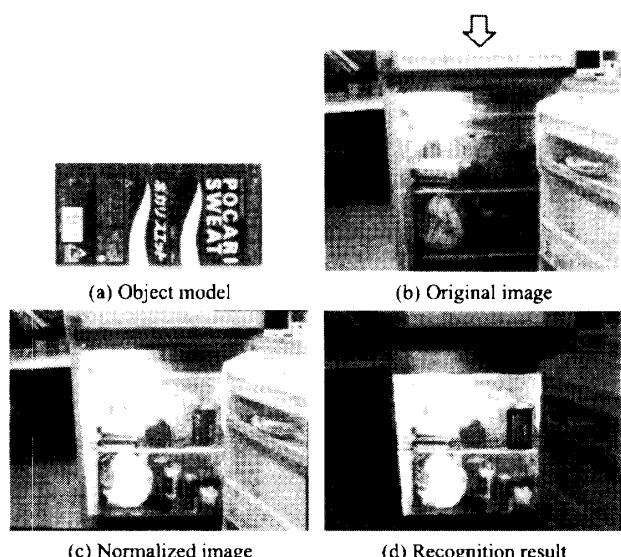


図2 物体認識の概要

Fig. 2 Overview of object recognition.

件は異なるので、冷蔵庫領域を抽出することで得られる参照色（ここでは図2(b)の矢印で指し示した白枠で囲まれた冷蔵庫の扉の色）を用いて現在の照明条件を推定して、原画像（図2(b)）をモデル登録時の基準照明条件に変換した正規化画像を作成する（図2(c)）。この画像をもとに、システムは可能な限り自動認識を試み[12]<sup>(注1)</sup>、図2(d)の黒枠のように認識した物体をユーザに提示する。ここで、システムが認識に失敗した場合には、ユーザとの対話を通して認識の補助となるような情報を得て、その情報をもとに再度認識を試みて、認識を行う[13]。また、本研究で用いるサービスロボットは、音声対話や移動マニピュレータを用いた物体の操作も行うが、その詳細についてはそれぞれ文献[14], [15]を参照されたい。

### 3. ローカルな照度変化を考慮した色変換

ここでは、シーン内での照度変化がある場合の色変換について定式化する。まず、色変換の問題設定について簡単に述べた後、半透明物体の色がどのように観測されるかをモデリングする。次に、そのような物体を含むシーンでの外部照明と内部照明の照度変化を考慮した色変換を定式化する。

#### 3.1 色変換の問題設定

最初に Lambertian 表面での光の反射をモデリングする。有限次元線形モデル[16]を用いると、観測色  $\mathbf{c} = [c_1, c_2, c_3, c_4]^T = [R, G, B, 1]^T$ <sup>(注2)</sup> は以下で表される。

$$c_p = \sum_{k=1}^{n_s} \sum_{l=1}^{n_i} f_{pkl} s_k i_l \quad (1)$$

ここで、 $s_k, i_l$  はそれぞれ光の波長に対する反射率と入射光の分布を基底関数<sup>(注3)</sup>の線形和として表したときの各基底関数の係数であり、 $n_s, n_i$  はそれぞれの基底関数の数である。ここでは、通常のシーンに対する表面反射光が少数の基底関数でモデリングできると見て、基底関数の数を  $n_s = n_i = 4$  とする。また、 $f_{pkl}$  はカメラレスポンスやその他の基底関数の積分項をまとめたものである。更に、基底関数の係数ベクトル  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, s_3, s_4]^T$  と  $\mathbf{i} = [i_1, i_2, i_3, i_4]^T$  を定義すると、 $\mathbf{s}$  は物体の反射率特性を表すことになり、 $\mathbf{i}$  は入射光のスペクトル特性と照度を表すことになる。これらを用いると、式(1)を以下のように行列  $A, B$  で表現することができる。

$$\mathbf{c} = A\mathbf{s} = B\mathbf{i} \quad (2)$$

$$\text{where } A_{pk} = \sum_{l=1}^4 f_{pkl} i_l, B_{pl} = \sum_{k=1}^4 f_{pkl} s_k$$

次に、色変換の問題設定について述べる。認識対象の物体モデルは図3(a)のように、基準照明 (canonical light) 条件下で作成される。これに対して、物体認識時には図3(b)のように部屋の照明の点灯・消灯や時刻によってシーンごとにグローバルに変化する外部照明 (external light) が物体を前方から照らし、冷蔵庫内のランプによる内部照明 (internal light) が物体を後方から照らす。グローバルな外部照明の変化については、参照物体 (reference) の色を観測することによって推定する。物体を後方から照らす内部照明については、ペットボトルのような半透明物体に対してのみ影響を与えるものと考える。

ここで、入射光  $\mathbf{i}$  を照度  $m_o = \|\mathbf{i}\|$  と色度  $\mathbf{e} = \mathbf{i}/\|\mathbf{i}\|$  の積  $\mathbf{i} = m_o \mathbf{e}$  に分解して考える。

外部照明の入射光  $m_o^{ext} \mathbf{e}^{ext}$  は、部屋の照明や窓の外からの光が光源として考えられるため、その照度  $m_o^{ext}$  と色度  $\mathbf{e}^{ext}$  は時間によって変化する。また、これらの光源は冷蔵庫から比較的遠いので、冷蔵庫内の位置による色度  $\mathbf{e}^{ext}$  の変化はないとみなすが、照度  $m_o^{ext}$  については冷蔵庫の扉の影などの影響を受けて変化する。

一方、内部照明の入射光  $m_o^{int} \mathbf{e}^{int}$  は、時間変化しない冷蔵庫内のランプが光源なので、色度  $\mathbf{e}^{int}$  は時

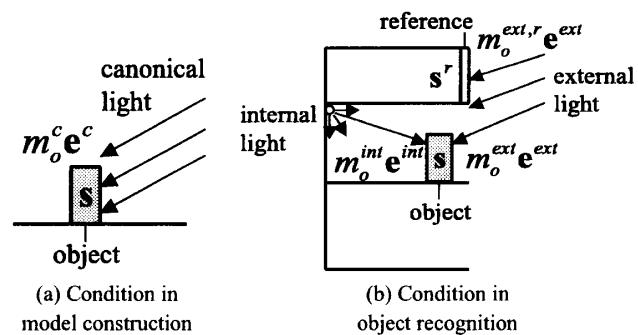


図3 ローカルな照明変動を考慮した色モデル

Fig.3 Color model considering local illumination changes.

(注1)：抽出された領域が缶であるかペットボトルであるかは、領域の大きさや周囲のエッジ等によって決定する。

(注2)：第4成分として1を入れたのは、色変換時の定数項に対応するためである。

(注3)：ここでは基底関数の具体的な形を定めないが、これは最終的に基底関数の積分項が色変換モデル中のパラメータにまとめられ、そのパラメータが学習によって決定されるためである。

## 論文／対話を用いた物体認識のためのローカルな照度変化を考慮した色変換の学習

間によって変化しない。しかし、照度  $m_o^{int}$  は内部照明を遮る物体の有無によって影響を受けるので、物体配置の変化を含む時間（状況）の変化によって変化する。これらの入射光の照度と色度の性質を表 1 にまとめる。

結局問題は、認識時の照明条件下での外部照明と内部照明の照度と色度を推定して、認識時に撮影された画像をモデル登録時の基準照明条件下で得られるはずの画像に変換することとなる。

### 3.2 半透明物体の色のモデリング

ペットボトルのラベルのように半透明な物体表面に入射した光は図 4 のように (a) 鏡面反射光, (b) 拡散反射光, (c) 鏡面透過光, (d) 拡散透過光に分かれる。(a) と (c) は、ある特定の方向に対して進み、表面の色の影響は受けずに光源色そのものを反映する。(b) と (d) は入射光が物体内部で散乱されて、あらゆる方向に拡散した光であり、光源の色に物体固有の色の影響を加えた光となる。そのうち、前方に散乱したものが (b) となり、後方に散乱したものが (d) となる。また、(b) と (d) については、前方・後方のそれぞれで、いずれの方向に対しても均等な拡散（図 4 の左右の半円）が生じるものとする。

このように物理光学現象に基づいて半透明物体の色を推定する研究としては [17] があるが、透過光として、ガラス等の吸収性フィルタに対する鏡面透過光のみを考慮しており、拡散透過光については考慮していない。

本研究では、図 3(b) のように物体を後ろから照ら

表 1 入射光の照度と色度の性質（○依存、×非依存）  
Table 1 Properties of intensity and chromaticity of incident lights. (○ dependence, × independence)

入射光の要素の依存要因		
入射光の要素	冷蔵庫内の位置	時間（状況変化）
外部照明の照度 $m_o^{ext}$	○	○
外部照明の色度 $e^{ext}$	×	○
内部照明の照度 $m_o^{int}$	○	○
内部照明の色度 $e^{int}$	×	×

時間（状況変化）：部屋の照明の点灯・消灯、時刻による外からの照明の変化や物体の配置の変化などの状況変化を含む

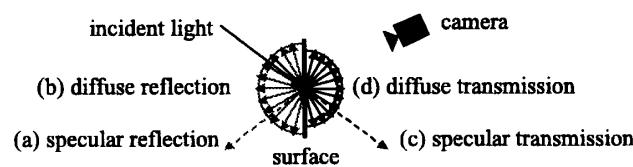


図 4 半透明物体の色のモデリング

Fig. 4 Color model of semitransparent objects.

のような内部照明による透過光を考える。本システムでは、冷蔵庫内を少し上から見下ろすような位置にあるカメラによってシーンを撮影するため、鏡面透過光に寄与する光はカメラと物体を結ぶ光軸上の冷蔵庫の壁や他の物体での反射光のみで、冷蔵庫のランプから物体に直接入射する光と光軸上以外の壁や物体での反射光は拡散透過光として寄与するため、カメラで観測される透過光としては拡散透過光が支配的になる。このことを確認するために、予備実験により冷蔵庫の壁に黒画用紙を貼って鏡面透過光をカットした場合にもペットボトルのラベルの色があまり変化しないことを確認した。

また、拡散透過光と拡散反射光は同じ散乱現象によって同じ物体固有の色の影響を受けるため、波長に対する拡散透過率分布が拡散反射率分布の定数倍で表現できると仮定する。よって、拡散透過率分布を有限次元線形モデルで表現したときの基底関数の係数ベクトル  $s^{trans}$  を、拡散反射率の係数ベクトル  $s$  と定数倍の係数  $t$  を用いて、 $s^{trans} = ts$  として表す。結局、拡散透過光の色  $c^t$  は式 (1) と同様にして以下で表される。

$$c_p^t = \sum_{k=1}^4 \sum_{l=1}^4 f_{pkl} t s_{kil} \quad (3)$$

### 3.3 照度変化を含む未知照明下での物体の色推定

冷蔵庫内に置かれた物体は、図 3(b) のように、前方からの外部照明  $m_o^{ext} e^{ext}$  と後方からの内部照明  $m_o^{int} e^{int}$  に照らされる。拡散反射率が  $s$  で拡散透過率が  $ts$  の物体がこのような照明に照らされたときにカメラで観測される物体の色  $c^o$  は、外部照明による色  $c^{ext,o}$  と内部照明による色  $c^{int,o}$  の和として以下のように表される。

$$\begin{aligned} c_p^o &= c_p^{ext,o} + c_p^{int,o} \\ &= \sum_{k=1}^4 \sum_{l=1}^4 f_{pkl} (s_k m_o^{ext} e_l^{ext} + t s_k m_o^{int} e_l^{int}) \end{aligned} \quad (4)$$

一方、その物体のモデル登録は、図 3(a) のように基準照明  $m_o^c e^c$  のもとで行うので、モデルの色  $c^m$  は、式 (2) より、以下のようにになる。

$$c^m = m_o^c A^c s, \text{ where } (A^c)_{pk} = \sum_{l=1}^4 f_{pkl} e_l^c \quad (5)$$

また、認識時において、表面反射率  $s^r$  をもつ参照物

体は図 3(b) のように外部照明  $m_o^{ext,r} \mathbf{e}^{ext}$  のみを受けるので、観測される参照色  $\mathbf{c}^r$  は、式(2)より、

$$\mathbf{c}^r = m_o^{ext,r} B^r \mathbf{e}^{ext}, \text{ where } (B^r)_{pl} = \sum_{k=1}^4 f_{pkl} s_k^r. \quad (6)$$

式(5), (6)より、物体の拡散反射率  $s$  と外部照明の入射光の色度  $\mathbf{e}^{ext}$  は以下のようになる。

$$s = (A^c)^{-1} \mathbf{c}^m / m_o^c \quad (7)$$

$$\mathbf{e}^{ext} = (B^r)^{-1} \mathbf{c}^r / m_o^{ext,r} \quad (8)$$

式(4)に式(7), (8)を代入すると、

$$\mathbf{c}^o = T \mathbf{c}^m \quad (9)$$

$$T = m^{ext} T^{ext} + m^{int} T^{int} + T^h \quad (10)$$

$$(T^{ext})_{pu} = (1 - \delta_{p4}) \sum_{v=1}^4 \alpha_{puv} c_v^r \quad (11)$$

$$(T^{int})_{pu} = (1 - \delta_{p4}) \sum_{k=1}^4 \sum_{l=1}^4 f_{pkl} ((A^c)^{-1})_{ku} e_l^{int} \quad (12)$$

$$T^h = diag[0, 0, 0, 1] \quad (13)$$

$$\alpha_{puv} = \sum_{k=1}^4 \sum_{l=1}^4 f_{pkl} ((A^c)^{-1})_{ku} ((B^r)^{-1})_{lv} / m_o^c \quad (14)$$

$$m^{ext} = m_o^{ext} / m_o^{ext,r} \quad (15)$$

$$m^{int} = t m_o^{int} / m_o^c. \quad (16)$$

ここで、 $T$  はモデルの色  $\mathbf{c}^m$  を認識時の物体の色  $\mathbf{c}^o$  に変換するための色変換行列であり、外部照明と内部照明に関する色変換行列  $T^{ext}, T^{int}$  の重み付き和と  $T^h$  の和で表される。 $\delta_{ij}$  はクロネッカーデルタであり、 $T^{ext}, T^{int}$  の第 4 行成分はいずれも 0 になる。色変換行列の第 4 行成分をこのように表現したのは、モデルの色  $\mathbf{c}^m = [c_1^m, c_2^m, c_3^m, 1]^T$  を変換した  $\mathbf{c}^o$  の第 4 行目の成分が常に 1 になるようにするためである。また、 $\alpha$  は外部照明による色変換行列  $T^{ext}$  を認識時の参照色  $\mathbf{c}^r$  から推定するためのパラメータである。 $m^{ext}$  は参照物体に対して認識対象物体がどの程度の外部照明を受けるかを相対的に表したものであり、 $m^{int}$  はモデル登録時の物体への入射光に比べて、どの程度の内部照明の影響を受けるかを相対的に表した

ものである。ただし、缶のように光が透過しない物体については、その内部照明重みを  $m^{int} = 0$  としておく。これらの重み  $m^{ext}, m^{int}$  によって、冷蔵庫内の場所による照度変化の影響を表すことができる。

ただし、外部照明重み  $m^{ext}$  の変化については、冷蔵庫内の場所による影響が最も大きいと考えられるので、冷蔵庫の棚ごとに左端を 0, 右端を 1 とする横方向の相対位置  $h$  への依存性を学習することができる。ここでは、外部照明重み  $m^{ext}$  を実験的に以下のような  $h$  の二次式で近似する。

$$m^{ext} = \sum_{j=0}^2 a_{s,j} h^j \quad (17)$$

ここで、 $a_{s,j}$  は冷蔵庫の  $s$  番目の棚の横方向の相対位置  $h$  の  $j$  次の係数である。また、冷蔵内での奥行によっても外部照明重み  $m^{ext}$  は変化するが、学習時には奥行一定を仮定した本手法のモデルを用いてパラメータを求め、その仮定によって生じた色変換誤差の分散をもとにして、認識時の奥行変化による誤差を許容できるようにする（詳細は次章以降を参照）。

これにより、パラメータ  $\mathbf{a}_s, \alpha, m^{int}, T^{int}$  が求まつていれば、式(10), (11), (17)より認識時に観測される参照色  $\mathbf{c}^r$  と冷蔵庫内の棚  $s$  と位置  $h$  から色変換行列  $T$  を定めて、式(9)より物体モデルの色  $\mathbf{c}^m$  を認識時の物体の色  $\mathbf{c}^o$  に変換することができる。これらの色変換要素の関係を図 5 にまとめる。また、これらの色変換要素の、冷蔵庫内の位置、物体の種類、時間に対する依存性を表 2 にまとめる。

ここで、色変換行列  $T$  には、パラメータの積の項  $\mathbf{a}_s \alpha$  と  $m^{int} T^{int}$  が存在して、しかも各パラメータに制約がないために、パラメータが一意に決まらない。そこで、 $\alpha, T^{int}$  に制約  $\|\alpha\| = 1, \|T^{int}\| = 1$  を加えることで、パラメータの組を一意に決定する。

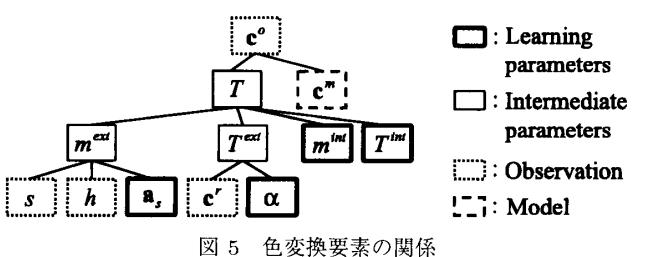


図 5 色変換要素の関係  
Fig. 5 Relation among color transformation components.

## 論文／対話を用いた物体認識のためのローカルな照度変化を考慮した色変換の学習

表 2 色変換要素の依存性 (○依存, ×非依存)

Table 2 Dependency of color transformation components.  
(○ dependence, × independence)

要素	位置	物体	時間	要素	位置	物体	時間
$\mathbf{a}_s$	×	×	×	$m^{int}$	○	○	○
$\mathbf{c}^m$	×	○	×	s	○	×	×
$\mathbf{c}^o$	○	○	○	T	○	○	○
$\mathbf{c}^r$	×	×	○	$T^{ext}$	×	×	○
h	○	×	×	$T^{int}$	×	×	×
$m^{ext}$	○	×	×	$\alpha$	×	×	×

位置：冷蔵庫内の位置、物体：物体の種類、時間：状況変化

## 4. 色変換パラメータの学習と物体認識

ここでは、3. で述べた色変換モデルのパラメータをどのように学習するかについて述べ、その学習結果を示す。まず、学習のための観測が十分にある場合の学習方法について述べ、次に観測がない新しい環境への適応方法について述べる。また、そのパラメータを用いてどのように物体認識を行うかについて述べる。

## 4.1 色変換パラメータの学習

まず求めるべき色変換パラメータ  $\mathbf{a}_s, \alpha, m^{int}, T^{int}$  の個数について考える。 $\alpha$  は従来法で扱ったグローバルな外部照明を推定するパラメータであり、表 2 にあるように位置・物体・時間の異なる観測に対して共通である。よって、その個数は 48 である [10]<sup>(注4)</sup>。 $\mathbf{a}_s$  は冷蔵庫内の位置と外部照明重み  $m^{ext}$  の関係を表すパラメータであり、表 2 より位置・物体・時間の異なる観測に対して共通である。ただし、式 (17) より冷蔵庫の棚ごとにパラメータが異なるので、冷蔵庫の棚の数を  $n_s$  とすると、パラメータ  $\mathbf{a}_s$  の個数は  $3n_s$  となる。 $T^{int}$  は内部照明による色変換を表すパラメータであり、表 2 より位置・物体・時間の異なる観測に対して共通である。よって、その個数は 12 である<sup>(注5)</sup>。 $m^{int}$  は内部照明重みを表すパラメータであり、表 2 に示すように位置・物体・時間の異なる観測に対して変化するため、その個数は観測回数  $n$  と等しくなる。結局、 $n$  回の観測が得られたときに求めるべきすべてのパラメータ数は、 $60 + 3n_s + n$  である。

次に、 $n$  回の観測を行ったときに得られる方程式の数について考える。物体認識が 1 回成功するごとに、物体モデルと認識した物体の領域との正しい対応関係が得られる。ここで、認識時の対象物体と参照物体の観測色  $\mathbf{c}^o, \mathbf{c}^r$  として、抽出された領域の平均色を用いるので、1 回の観測で 1 組の  $\mathbf{c}^m, \mathbf{c}^o, \mathbf{c}^r, s, h$  が得られ、式 (9) から 3 本の方程式が求まる<sup>(注6)</sup>。よって、 $n$

回の観測で得られる方程式の数は  $3n$  である。

これらより、パラメータを算出するためには、観測数が  $n_c = 30 + (3/2)n_s$  だけ必要である。

しかし、実際には線形化の仮定などにより、この色変換には誤差が含まれているので、 $n_c$  以上の観測値を用いて色変換誤差が最小になるようなパラメータを算出する。ここで、色変換誤差の評価には、物体ごとに色変換誤差の大きさが異なること<sup>(注7)</sup>を考慮して、物体ごとの色変換誤差の共分散行列で正規化したマハラノビス距離を用いる。また、様々な照明条件における色変換誤差を均等に扱うため、観測色  $\mathbf{c}^o$  を認識を行な際に用いる基準照明に変換した  $T^{-1}\mathbf{c}^o$  とモデル  $\mathbf{c}^m$  との誤差を用いる。結局、最小化すべき評価式  $S$  は以下のようになる。

$$S = \sum_{j=1}^n \Delta_j^T \Sigma_{O(j)}^{-1} \Delta_j \rightarrow \min \quad (18)$$

$$\text{under } \|\alpha\| = 1, \|T^{int}\| = 1, m_j^{ext} \geq 0, m_j^{int} \geq 0$$

$$\text{where } \Delta_j = \mathbf{c}_j^m - T_j^{-1} \mathbf{c}_j^o$$

$$\Sigma_{O(j)} = \frac{1}{n_{O(j)}} \sum_{k \in I_{O(j)}} \Delta_k \Delta_k^T \quad (19)$$

ここで、 $O(j)$  は  $j$  番目の観測の対象物体であり、 $\Sigma_{O(j)}$  は、物体  $O(j)$  の色変換誤差の共分散行列である。式 (19) の  $n_{O(j)}$  は物体  $O(j)$  の観測数で、 $I_{O(j)}$  は物体  $O(j)$  の観測番号の集合  $\{k | O(k) = O(j)\}$  である。

ここで、式 (18) の最小化問題について注目すると、式 (19) の共分散行列  $\Sigma_{O(j)}$  を計算するためには  $S$  の最小化により色変換パラメータが求まっている必要がある。一方、その最小化を行うためには共分散行列  $\Sigma_{O(j)}$  が必要となる。そこで、以下の手順で  $S$  の最小化を解く。

- (1) 共分散行列  $\Sigma_{O(j)}$  を単位行列  $I_4$  に初期化
- (2)  $\mathbf{a}_s, m_j^{int}, T^{int}$  を固定値に拘束して、 $\alpha$  を  $S$  の最小化により算出
- (3) すべての色変換パラメータ  $\mathbf{a}_s, \alpha, m_j^{int}, T^{int}$  を  $S$  の最小化（共役こう配法）により算出

(注4) :  $T^{ext}$  は  $4 \times 4$  であるが、第 4 行目の成分については 0 で固定なので、実質  $3 \times 4 = 12$  である。よって、その  $T^{ext}$  を推定する  $\alpha$  の個数は  $12 \times 4 = 48$  である。

(注5) :  $T^{int}$  は  $T^{ext}$  と同様に、第 4 行目の成分については 0 で固定なので、実質  $3 \times 4 = 12$  である。

(注6) : 色変換式 (9) の 4 行目は両辺とも常に 1 となるので、観測ごとに実質 3 本の方程式が得されることになる。

(注7) : 照明の誤差が同じでも、反射率の大きい物体ほどその誤差を大きく反映するので、明るい物体ほど誤差が大きくなる。

- (4) 共分散行列  $\Sigma_{O(j)}$  を算出
- (5) 色変換パラメータと共に分散行列の値が収束するまで、手順(3), (4)を反復

手順(2)は、冷蔵庫内の位置で変化しない外部照明のみを考慮した色変換パラメータを算出したことに相当し、手順(3)の共役こう配法による最小化の初期値を与えるためのものである。

#### 4.2 新しい環境への適応

本システムを新しい環境（冷蔵庫）に適応させる場合は、その環境での観測値がないため、色変換パラメータを算出できない。従来は、冷蔵庫内の位置で変化しないグローバルな外部照明のみを考慮して、ユーザとの対話を通して物体モデルと観測した物体との正しい対応の観測値が得られるごとに、随時パラメータを更新することで新しい環境への適応を実現した[10]。

これに加えて、外部照明重みの推定パラメータ  $a_s$  や内部照明のパラメータ  $T^{int}, m_j^{int}$  についても考慮する必要がある。そこで、最初は冷蔵庫内の位置で変化しない外部照明のみを考慮して、 $a_s, T^{int}, m_j^{int}$  を固定値に拘束した上で、 $\alpha$  のみを更新する。この適応過程で、(A) 外部照明照度のローカルな変化の影響を受けた観測や(B) 内部照明の影響を受けた観測が得られると、 $\alpha$  のみでは色変換誤差が大きくなる。そこで、誤差が大きくなつたときには、その誤差の主な要因が(A), (B) のいずれによるものかを調べて、より大きな影響を与える要因に対応するパラメータ ((A) に対しては  $a_s$ , (B) に対しては  $m_j^{int}, T^{int}$ ) の拘束を解いて、そのパラメータについても学習する。具体的には、 $a_s$  の拘束を解いた場合と、 $m_j^{int}, T^{int}$  の拘束を解いた場合で、誤差がより小さくなる方の拘束を解くものとする。また、それ以降で色変換誤差が大きくなることがあれば、残りのパラメータの拘束を解いて、そのパラメータについても学習する。

#### 4.3 色変換パラメータの学習結果

学習には図6のように、様々な照明条件で撮影されたサンプル画像を用いた。また、物体としては缶・ペットボトルごとに様々な色のものを8種類ずつを用いた。ここでは、160枚サンプル画像より学習用に各々640の観測値を取得して、学習を行った。

まず、外部・内部照明重みの変化を考慮することによる色推定への影響例を図7に示す。ここで、 $c^m$  は物体モデルの色、 $\hat{c}^{mg}$  は冷蔵庫内の位置によって変化しない外部照明のみを考慮した場合（以下、Globalと表記）に観測色を基準照明へ変換した色、 $\hat{c}^{mgl}$  は冷

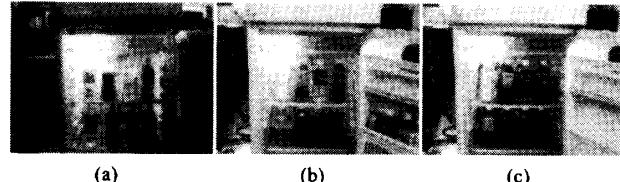


図6 学習サンプル画像  
Fig. 6 Sample images for learning.

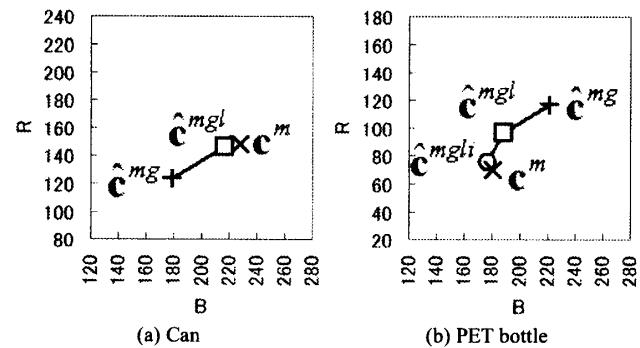


図7 外部・内部照明重み変化を考慮するによる色推定への影響  
Fig. 7 Effect on color estimation considering weights for external and internal light.

蔵庫内の位置による外部照明重み変化を考慮した場合（以下、Global + Localと表記）の色、 $\hat{c}^{mgl}$  はペットボトルに対して観測ごとに最も良い内部照明重みを与えた場合（以下、Global + Local + Int. lightと表記）の色を表す。図7(a)は缶が扉の影で暗くなる位置に置かれていたために、 $\hat{c}^{mg}$  がモデル  $c^m$  よりも暗くなってしまうのに対して、場所による外部照明重みを学習した  $\hat{c}^{mgl}$  は、モデルの色  $c^m$  に近くなっていることが分かる。また、図7(b)は比較的外部照明のよく当たる場所にあるペットボトルが、後ろから内部照明によって照らされているため、従来法で推定した  $\hat{c}^{mg}$  はモデル  $c^m$  に比べてかなり明るくなっている。それに対して、場所による外部照明重みを学習した  $\hat{c}^{mgl}$  は多少モデル  $c^m$  に近づき、更に内部照明の適応を行った  $\hat{c}^{mgl}$  はモデルの色  $c^m$  に非常に近い値になっていることが分かる。

また、学習データ全体の色変換誤差の比較を図8に示す。この図は、学習に用いた冷蔵庫内の物体の観測色を基準照明条件下での色に変換して示し、物体ごとの色変換誤差の共分散行列を楕円で表示したものである。色変換誤差がなければすべての点はモデルの色を表す楕円の中心点に集まり、色変換誤差が小さいほどこの楕円も小さくなる。同図より、従来法に比べて提案手法の方が色変換の推定精度が良くなっていること

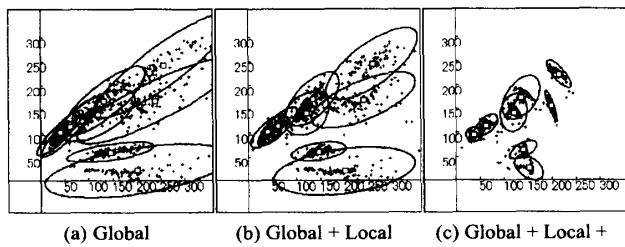
## 論文／対話を用いた物体認識のためのローカルな照度変化を考慮した色変換の学習

が分かる。また、定量的評価として、図 9 に色変換誤差の共分散行列のトレースを示す。これより、定量的にも本手法によって色変換誤差が小さくなっていることが分かる。

## 4.4 物体認識

色変換パラメータのうち、内部照明重み  $m^{int}$  は観測ごとに求める必要があるために、物体認識時に様々な値を与えてみて、対象物体をうまく認識できたときの値を採用する。結局、認識手順は以下のようになる。

- (1) 式(17)より、外部照明重み  $m^{ext}$  を冷蔵庫内領域の各点で算出
- (2) 内部照明重み  $m^{int}$  を 0 に初期化
- (3) 式(10), (11)より、冷蔵庫内領域の各点で色変換行列  $T$  を算出
- (4) 原画像を色変換行列の逆行列  $T^{-1}$  でモデル登録時の基準照明条件へ逆変換して、正規化画像を作成
- (5) 正規化画像で物体認識を行い、成功したら終了
- (6) 失敗時は、缶であれば認識失敗として終了し



Plot: object's color transformed into the canonical illumination. Ellipse: covariance of color transformation errors for each object

図 8 基準照明下でのペットボトルの色変換誤差 (R-G 空間)

Fig. 8 Color transformation errors of PET bottles in the canonical illumination condition. (R-G space)

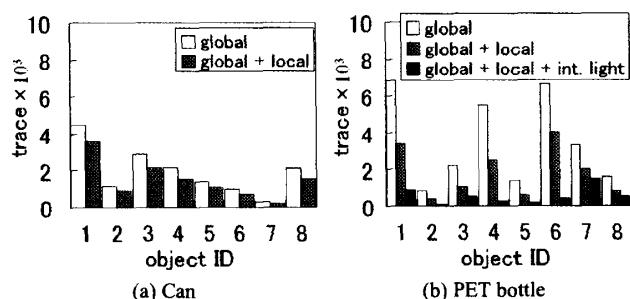


図 9 色変換誤差の共分散行列のトレース

Fig. 9 Trace of covariance matrix of color transformation errors.

て<sup>(注8)</sup>、ペットボトルであれば  $m^{int}$  を 1.0 になるまで 0.1だけ増加させながら手順 (3)～(5) を繰り返し、それでも成功しなければ認識失敗として終了

手順 (5) の物体認識は、大きく分けると物体の検出と識別からなる。物体の検出時には、正規化画像上での各画素値  $\mathbf{c}$  に対して、物体  $O$  の代表色  $\mathbf{c}_O^m$  に該当するかどうかを判定して、該当する画素の集合として候補領域を抽出する。そのため、色変換の学習時に考慮した領域の平均色の色変換誤差に加えて、領域内での色のばらつきについても考える必要がある。この色のばらつきは、代表色  $\mathbf{c}_O^m$  を求める際に用いた投影画像上の一様色領域内での色の共分散行列  $\tilde{\Sigma}_O$  で表現する。結局、この二つのばらつきを併せた共分散行列  $\Sigma_O + \tilde{\Sigma}_O$  を用いて、正規化画像の画素値  $\mathbf{c}$  とモデル  $\mathbf{c}_O^m$  の誤差を正規化した以下のマハラノビス距離を評価に用いる。

$$d_d = \sqrt{(\mathbf{c} - \mathbf{c}_O^m)^T (\Sigma_O + \tilde{\Sigma}_O)^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_O^m)} \quad (20)$$

最終的には、このマハラノビス距離が、三次元正規分布の 90% 信頼区間に對応するしきい値  $d_t$  以下であれば、代表色  $\mathbf{c}_O^m$  に該当すると判定する。

一方、検出した物体領域の識別を行うときには、色変換の学習時と同様に、画素値  $\mathbf{c}$  の代わりに領域内の画素値の平均値  $\bar{\mathbf{c}}$  を用いて、以下のマハラノビス距離  $d_r$  を評価に用いる。

$$d_r = \sqrt{(\bar{\mathbf{c}} - \mathbf{c}_O^m)^T \Sigma_O^{-1} (\bar{\mathbf{c}} - \mathbf{c}_O^m)} \quad (21)$$

各領域をこのマハラノビス距離が最も小さい物体として識別し、2位以降の物体を代替候補としておく。

実際の認識例を図 10 に示す。この例は、ユーザが左のペットボトルを取ってほしいと依頼した場合である。システムはまず内部照明の影響がないものと見て認識を試みるが、実際には物体が冷蔵庫の光源の直前に存

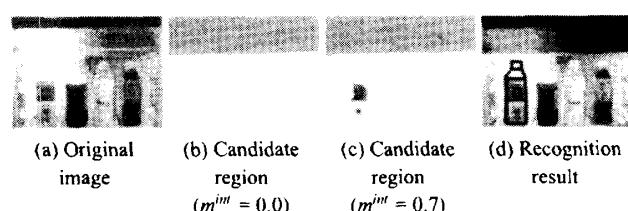


図 10 物体認識例 (拡大図)

Fig. 10 Example of object recognition. (magnified image)

(注8)：缶は内部照明の影響がないため。

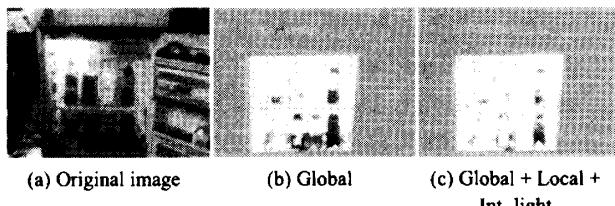


図 11 物体と背景のオーバラップ例  
Fig. 11 Example of overlap of object and background.

在して、内部照明の影響を大きく受けるため、認識に失敗している（図 10 (b)）。そこで、システムは徐々に内部照明重み  $m^{int}$  を増加させていき、 $m^{int} = 0.7$  となったところで候補領域の抽出に成功し（図 10 (c)）、最終的に認識に成功する（図 10 (d)）。

## 5. 実験

ここでは、学習した色変換パラメータを用いた物体の抽出実験と識別実験について述べる。

### 5.1 物体の検出実験

物体の検出時には色変換誤差を考慮して候補領域を抽出する。その際、色変換誤差が大きいと、対象物体の領域と背景や他の物体の領域が結合して抽出（以下オーバラップと呼ぶ）されてしまい、物体の検出に失敗することがある。このような場合には、ユーザとの対話によって認識を補助してもらうが、可能な限りこのような手間は省くことが望ましい。そこで、検出対象の物体の隣接領域が背景の場合と他の物体の場合とで、領域のオーバラップ率  $r_{overlap} = n_{overlap}/n$  について検討する。ここで、 $n$  は候補領域抽出の実験回数、 $n_{overlap}$  はその中で候補領域がオーバラップした回数である。以下では、このオーバラップ率  $r_{overlap}$  が低いほど、物体の検出性能が高いものと判断する。

#### (a) 物体と背景がオーバラップする場合

物体の色が橙や黄のように冷蔵庫内の光源の色に近いと、図 11 (b) のように、物体と背景色の領域がオーバラップすることがある。しかし、本手法の色変換を用いると色変換誤差が小さくなるので、抽出すべき色の範囲をより小さく見積もることができ、図 11 (c) のように、背景から分離してうまく抽出することができる。

実験では、缶・ペットボトルについて各々 30 種類の物体について、物体と背景のオーバラップ率について調べ、その結果を図 12 に示す。缶については、内部照明の影響がほとんどないため、一様な外部照明を

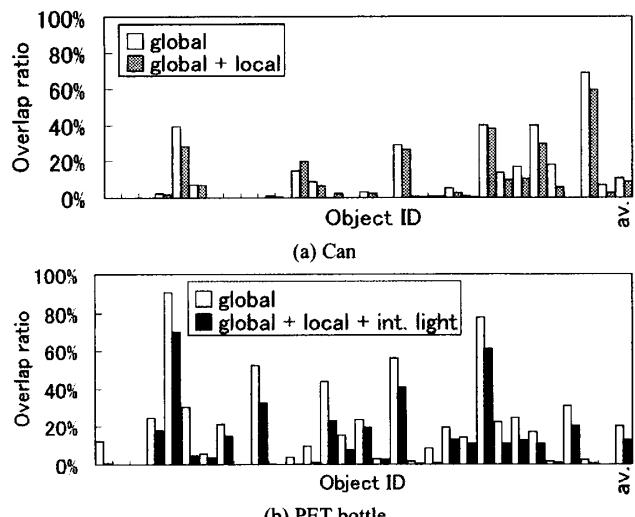


図 12 物体と背景のオーバラップ率  
Fig. 12 Overlap ratio of object and background.

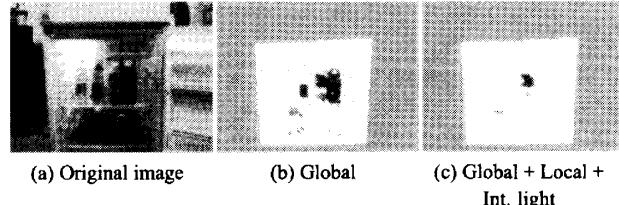


図 13 物体同士のオーバラップ例  
Fig. 13 Example of overlap of adjacent objects.

仮定していた従来法でも、それほどオーバラップ率は高くないが、外部照明照度の場所による変化を考慮した提案手法によって若干オーバラップ率が下がっている。これに対して、ペットボトルについては、内部照明の影響を大きく受けるため、従来法では色変換誤差が非常に大きくなり、オーバラップ率が非常に高くなるが、提案手法では内部照明の影響も考慮しているため、オーバラップ率が低く抑えられている。

#### (b) 物体同士がオーバラップする場合

背景とのオーバラップの場合と同様、比較的色の似た物体が隣接すると、従来手法では図 13 (b) のように、物体の領域がオーバラップすることが多い。しかし、提案手法では図 13 (c) のように、物体同士を分離して抽出する可能性が高くなる。実験では先と同様に、缶・ペットボトルについて各々 30 種類の物体について、物体同士のオーバラップ率について調べ、ペットボトルについての結果を図 14 に示す。同図では結果の対称性から左上半分の表示を省略してある。ここでもやはり内部照明の影響を考慮した提案手法においてオーバラップ率が低くなっていることが分かる。

## 5.2 物体の識別実験

ここでは、物体の領域が検出できたとして、その領域がどの物体であるかを識別する実験を行う。実験に用いる観測値として、160枚サンプル画像から缶・ペットボトルのそれぞれ640組抽出しておき、それを学習セットとテストセットに分けて、学習セットによって色変換パラメータを学習しておく。そして、学習した色変換パラメータを用いて、学習セットとテストセットの各々に対して行った識別実験の結果を図15に示す。図15の横軸は、正しい物体がその順位までに入っているかどうかを示している。この結果より、識別率に関しては、従来法・提案手法による差があまりないことが分かる。これは、学習セットの中に内部照明の影響を受けた観測値が存在し、従来手法でもそれを学習するため、内部照明方向への変化に鈍感になるために、内部照明の影響を受けた物体と受けていない物体とともに同じ物体としてみなすことができたためと考えられる。

## 5.3 総合評価

結局、物体の識別率については従来手法・提案手法

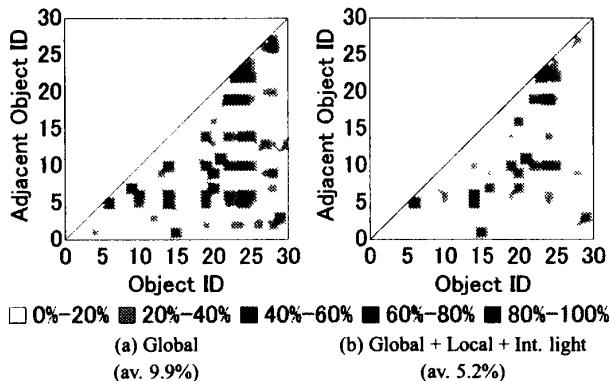


図14 物体同士のオーバラップ率（ペットボトル）

Fig. 14 Overlap ratio of adjacent objects.  
(PET bottle)

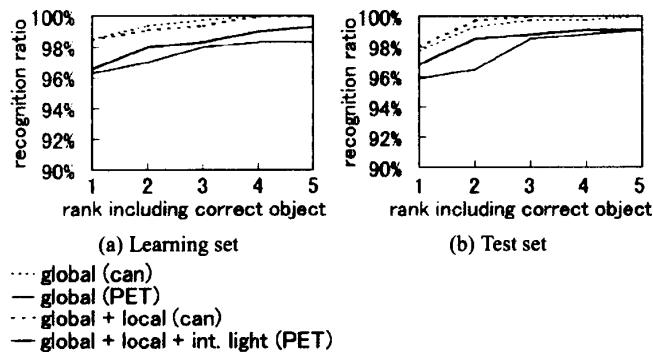


図15 物体の識別率  
Fig. 15 Object recognition ratio.

ともにあまり変わらないものの、物体の検出率については提案手法が従来手法よりも上回るため、物体の検出・識別を含めた全体の認識率については、提案手法の方が優れていることが分かる。特に、内部照明の影響を受けるペットボトルについては、この傾向が顕著になっている。

## 6. むすび

本論文では、様々な照明条件下で物体認識を行うための色変換の学習方法について述べた。外部照明と内部照明の2種類の光源がある冷蔵庫内のシーンを対象として、シーン内での照度変化を考慮した色変換の学習方法について提案した。外部照明照度の変化については、主に光源と物体との位置関係の影響が強いため、冷蔵庫の場所との依存関係を学習する。内部照明照度については、物体自身の光の透過率や内部照明を遮る物体の有無によって変化するため、観測データごとに適切な値を算出して、物体認識時には、徐々に内部照明重みを変化させることで認識を試みる。これにより、従来のシーン内で一様な照度を仮定していたときと比較して、より精度の高い色変換が推定できたことを実験により示した。また、実験により、従来法と比較して色変換誤差が小さくなり、物体検出時に背景や他の物体とのオーバラップが抑制され、物体認識全体としての性能が上がることを確認した。

今後の課題には、半透明物体の色のモデリングを拡張して、液体の入ったペットボトルのモデリングを行い、空のペットボトルとの識別を行うことが考えられる。また、本システムをサービスロボットに実装して、ユーザに指定された物体をもってくる作業を実現することも課題である。

## 文 献

- [1] Y. Takahashi, T. Komeda, T. Uchida, M. Miyagi, and H. Koyama, "Development of the mobile robot system to aid the daily life for physically handicapped," Proc. Int. Conf. on Machine Automation 2000, pp.549-554, Osaka, Sept. 2000.
- [2] B.A. Wandell, Foundation of Vision, Sinauer Associates, Sunderland, MA, 1995.
- [3] D.H. Marimont and B.A. Wandell, "Linear models of surface and illuminant spectra," J. Opt. Soc. Am., vol.A-9, pp.1905-1913, 1992.
- [4] M.S. Drew, J. Wei, and Z.N. Li, "Illumination-invariant image retrieval and video segmentation," Pattern Recognit., vol.32, no.8, pp.1369-1388, 1999.
- [5] M.S. Drew, Z.N. Li, and Z. Tauber, "Illumination color covariant locale-based visual object retrieval,"

- Pattern Recognit., vol.35, no.8, pp.1687–1704, 2002.
- [6] E.G. Miller and K. Tieu, "Color eigenflows: Statistical modeling of joint color changes," Proc. 8th Int. Conf. on Computer Vision, vol.1, pp.607–614, Vancouver, Canada, July 2001.
- [7] E.H. Land, "Retinex theory of color vision," Science Amer., vol.237, pp.108–129, 1977.
- [8] K. Barnard, G. Finlayson, and B. Funt, "Color constancy for scene with varying illumination," Computer Vision and Image Understanding, vol.65, no.2, pp.311–312, Feb. 1997.
- [9] J.J. McCann, J.A. Hall, and E.H. Land, "Color mondrian experiments: The study of average spectral distributions," J. Opt. Soc. Am., vol.A-67, p.1380, 1977.
- [10] 横原 靖, 滝澤正夫, 白井良明, 島田伸敬, "対話を用いた物体認識のための照明変化への適応," 信学論 (D-II), vol.J87-D-II, no.2, pp.629–638, Feb. 2004.
- [11] 横原 靖, 滝澤正夫, 白井良明, 三浦 純, 島田伸敬, "ユーザとの対話を用いたサービスロボットのための物体登録," 第 19 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3B11, Sept. 2001.
- [12] Y. Makihara, M. Takizawa, Y. Shirai, J. Miura, and N. Shimada, "Object recognition supported by user interaction for service robots," Proc. 16th Int. Conf. on Pattern Recognition, vol.3, pp.561–564, Quebec, Canada, Aug. 2002.
- [13] Y. Makihara, M. Takizawa, Y. Shirai, J. Miura, and N. Shimada, "Object recognition supported by user interaction for service robots," Proc. 5th Asian Conf. on Computer Vision, vol.2, pp.719–724, Melbourne, Australia, Jan. 2002.
- [14] 滝澤正夫, 横原 靖, 白井良明, 島田伸敬, 三浦 純, "サービスロボットのための対話システム," システム制御情報学会論文誌, vol.16, no.4, pp.174–182, 2003.
- [15] 矢野恵生, 三浦 純, 白井良明, 島田伸敬, "移動マニピュレータのための直観的作業教示法," 第 20 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, 3G17, Oct. 2002.
- [16] L.T. Malony and B.A. Wandell, "Color constancy: A method for recovering surface spectral reflectances," J. Opt. Soc. Am., vol.A-3, pp.29–33, 1986.
- [17] S. Nakachi, P. Silfsten, J. Parkkinen, and S. Usui, "Computational theory for color transparency: Recover of spectral information for overlapping surfaces," J. Opt. Soc. Am., vol.A-16, no.11, pp.2612–2624, 1999.

(平成 16 年 8 月 23 日受付, 11 月 22 日再受付)

**横原 靖**



2001 阪大・工・応用理工卒。2002 同大学院修士課程了。現在、同大学院後期課程在学中。ユーザとの対話を用いたサービスロボットのための物体認識に関する研究に従事。2001 年度日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門ベストプレゼンテーション表彰受賞。日本ロボット学会第 18 回研究奨励賞受賞。日本ロボット学会、日本機械学会各会員。

**白井 良明 (正員)**



1964 名大・工・機械卒。1969 東大大学院博士課程了。同年 4 月電子技術総合研究所研究官、研究室長、部長となる。その間、1971 年 8 月より 1 年間米国 MIT の客員研究員。1988 大阪大学工学部教授となり、現在に至る。その間、1996 年 4 月より 3 年間、東京大学大学院工学研究科教授併任。知能ロボットに関する研究に従事。工博。1975 Pattern Recognition Society Award, 1983, 1994 本会論文賞。情報処理学会、人工知能学会等各会員。

**島田 伸敬 (正員)**



1992 阪大・工・電子制御機械卒。1997 同大学院博士後期課程了。工博。同年同専攻助手。2001 同研究科研究連携推進室情報ネットワーク部門講師、同研究科助教授を経て、現在、立命館大学情報理工学部知能情報学科助教授。コンピュータビジョン、ジェスチャ認識、ヒューマンインターフェース、インターネットソリューションの研究に従事。情報処理学会、IEEE 各会員。