

アクティブカメラを用いた動的広域シーンの映像提示法

東海 彰吾[†] 弓場 竜^{††} ウ 小軍^{††} 松山 隆司^{††}

An Active Camera System for the Dynamic Wide Area Scene Visualization.

Shogo TOKAI[†], Ryo YUMIBA^{††}, Xiaojun WU^{††}, and Takashi MATSUYAMA^{††}

あらまし 本論文では、移動対象を能動的に追跡するようなアクティブカメラの監視映像を観察者にとって分かり易い映像として提示する方法について述べる。アクティブカメラの監視映像は、一般的に視野が狭く、かつ、自動的なカメラの視線方向変化のために、観察者がシーンの状況を直観的に把握しにくい。しかし、狭視野の観測画像の周囲に広角なパノラマ画像を付加し、より広い視野を持つ画像として提示することによって観察者の理解度の向上が期待できる。ここで、観察者が違和感無く遠隔地の状況を理解するためには、観測画像とパノラマ画像とが幾何学的・光学的な整合性を持って統合される必要がある。本文では、視点固定型カメラを用いた幾何学的統合法と、固有画像解析による明度変化のモデル化による光学的統合方法について述べる。

キーワード アクティブカメラ, 観測画像, パノラマ画像, 幾何学的統合, 光学的統合

1. はじめに

ビデオカメラを利用した遠隔監視システムでは、観察者が遠隔地の状況を容易に理解できる映像の提示法が望ましい。従来は、視線方向を固定したカメラでの定点監視や、視線方向を手動で遠隔操作する首振りカメラでの広域監視がよく用いられ、観測者はカメラ映像を直接見てシーン状況を理解していた。さらに近年、遠隔地に計算機を置き、異常の検出や侵入者の追跡を自動的に行うアクティブカメラシステムが実用化されつつある[1]。アクティブカメラを用いると、観測者はカメラの遠隔操作から解放されるなどの大きな利点があり、今後もその利用が増大すると考えられる。

しかし、アクティブカメラでは視線方向が計算機で自動制御され、観察者の意志とは無関係に画像が変化する。加えて、首振りで広い視野を確保するため、一般的にカメラの映像は視野が狭い。このため、アクティブカメラからの映像をそのまま提示すると、カメラがシーンの何処を撮影しているかが直感的に分から



図1 アクティブカメラによる観測映像
Fig. 1 An observed image sequence by an active camera system.

ず、観察者が遠隔地の状況を正しく理解できない(図1)。

ところで、人間の視覚システムは非常に広い視野を持ち、シーン中の注目したい部分を詳細に捉える視覚(中心視)とシーン全体の様子を大まかに捉える視覚(周辺視)の両方を併用していると言われている[2]。アクティブカメラからの観測映像は中心視に相当すると言え、周辺視にあたる部分の欠如により、観察者のシーン状況理解を難しくしていると考えられる。逆に、不足している周辺視部分を補うことで、観察者のシーンの状況理解の向上が期待できる。

そこで本研究では、中心視に相当するアクティブカ

[†] 福井大学工学部, 福井市

Faculty of Engineering, Fukui Univ., Fukui 910-8507

^{††} 京都大学大学院情報学研究科, 京都市

Graduate School of Informatics, Kyoto Univ., Kyoto 606-8501

メラの観測画像と、周辺視に相当するシーン全体のパノラマ画像とを一つの画像として統合して提示する方法について考える。観察者がシーン状況を違和感無く理解するためには、観測画像とパノラマ画像とが以下にあげる2つの整合性を持ってシームレスに統合される必要がある。

幾何学的整合性：観測画像とパノラマ画像に映っている物体や人物の位置関係や形状に幾何学的な歪みを生じないこと。

光学的整合性：照明状況の変化に伴う観測画像の明度変化に対して、パノラマ画像との間に不自然な明度境界などが生じないこと。

本文では、この2つの整合性を実現するための幾何学的統合法、および、光学的統合法について述べる。幾何学的統合法としては視点固定型首振りカメラを用いた方法を、光学的統合法として固有画像解析の手法で学習した照明変化のモデルに基づいてパノラマ画像の明度を観測画像に調和させて統合する方法を提案する。

我々の提案手法では単一の視点固定型首振りカメラを使用する。この場合、シーン全体の状況を一度には撮影できないものの、従来の方法と比べて、以下のような利点が考えられる。

- 広域なシーンを一度に撮影する魚眼レンズや双曲面鏡などを用いた方法 [3] と比べ、移動対象など観測者が注目すべき部分を十分な解像度で撮影することが可能である。

- シーン全体を捉える広角カメラとシーンの部分を捉える首振りカメラを併用して提示する方法 [4] で必要な、複数のカメラの同時制御や、カメラ間の幾何学的較正が不要であり、視点の異なるカメラを幾何学的に統合する際の不整合の問題が生じない。

さらに、シーンに照明変化など光学的変動が起こる場合の映像提示法は、これまで扱われていない。

以下、2. では、視点固定型カメラを用いた幾何学的統合法について説明する。続いて、3. では、照明状況の変化に対応するための光学的統合法について説明する。各章で、手法の有効性を示す実験例についても紹介する。最後に4. で本論文をまとめ、今後の課題について検討する。

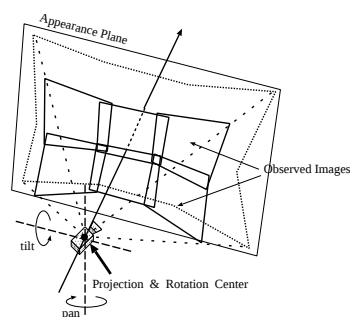


図2 Appearance Plane モデル

Fig. 2 Appearance Plane model.

2. 観測画像とパノラマ画像の幾何学的統合法

2.1 視点固定型首振りカメラ

シーン内の物体や照明状況が変化しない場合を考え、カメラの投影モデルとして透視投影を仮定する。このとき、首振りカメラ動作（パン・チルト・ズーム）に伴って投影中心の移動が生じなければ、シーン中の物体・光源と投影中心の位置関係は変化せず、視線方向を変えて撮影した画像間に運動視差などの幾何学的変化やハイライトの移動など光学的変化は全く生じない。このようなカメラは、視点固定型首振りカメラと呼ばれる [5]。

視点固定型カメラで視線方向を変えて撮影した複数の画像を、撮影した視線方向や焦点距離の情報に基づいて1枚の仮想スクリーンに投影すると、投影像は重なり部分で互いに一致し、継ぎ目のない1枚の超広角パノラマ画像が合成できる（図2）。この仮想スクリーンモデルは Appearance Plane モデルと呼ばれ、背景差分法によるアクティブカメラを用いた対象の検出追跡に用いられている [1] [5]。

2.2 Appearance Plane モデルによる幾何学的統合

まず、あらかじめ過去のある時点のシーンを、Appearance Plane モデルによるパノラマ画像として獲得しておく。次に、観測時の視点固定型カメラの観測画像を、撮影された時のカメラパラメータ（パン・チルト・ズーム）をもとに、この Appearance Plane 上に投影すると、観測画像がパノラマ画像に埋め込まれた画像となる（図3）。この統合結果は、あたかも1台の超広角視野を持つカメラで撮影したような画像となり、幾何学的な整合性を持つ。各時刻の観測画像に

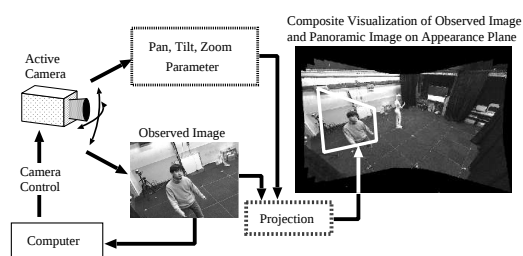


図3 観測画像と Appearance Plane 画像の合成
Fig. 3 Composition of an observed image and the appearance plane image.

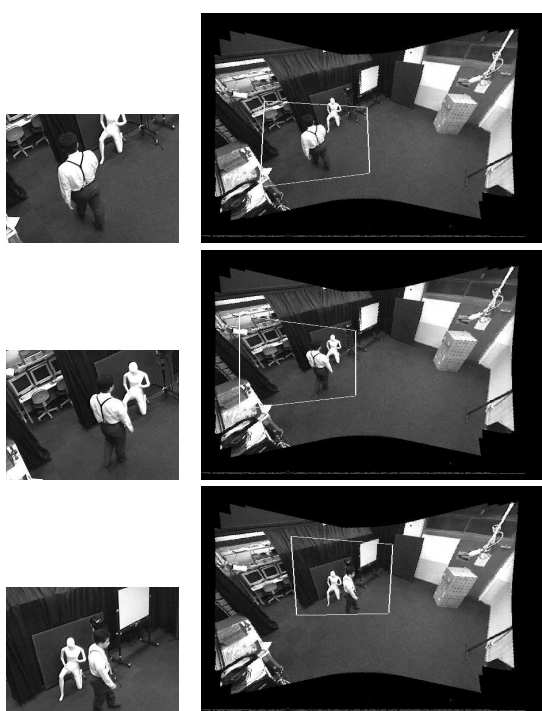


図4 幾何学的統合法による合成画像の例
Fig. 4 A generated images using geometric integration.

対して統合処理を逐次的に行うことにより、観測画像とパノラマ画像の両者を統合した広角な画像シーケンスが生成できる。

本手法による画像の生成例を図4に示す。観測画像としては、図1に示したものを使用した。結果の画像を見ると、個別の観測画像だけでは分かりにくいシーン内の対象の移動状況が、合成された広角画像では一目瞭然であり、本手法がシーン内の状況提示の方法として有効であることがわかる。

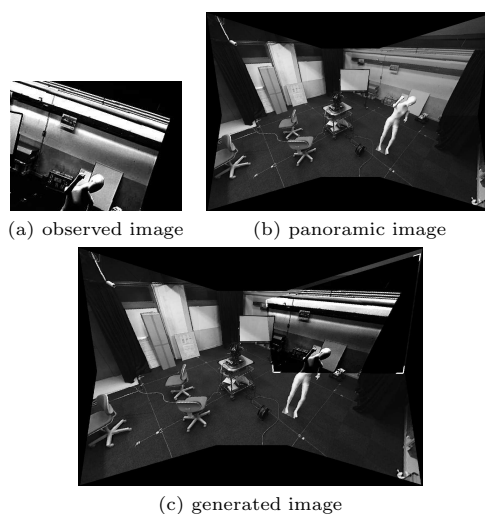


図5 照明変化による不自然な合成表示
Fig. 5 Unnatural image composition due to illumination changes.

3. 観測画像とパノラマ画像の光学的統合法

次に、太陽の移動や、屋内の照明の点灯／消灯など、照明状況が動的に変動する場合を考える。この時、事前のある時点で作成したパノラマ画像を用いると、観測画像の撮影時とシーンの照明状況が異なることがあり、両者の画像を幾何学的に統合しただけでは、明度差による不要な境界線の発生など、提示画像としては不都合である(図5)。そこで、幾何学的統合に加えて、光学的統合、すなわち、パノラマ画像と観測画像との間の明度の整合性を持つ統合が必要となる。

ここでは、以下の2つの特徴を持つパノラマ画像の生成を考える。

(1) 観測画像がその時点のシーン状況を伝える“生”の情報であるので、観測画像の明度に光学的に整合したパノラマ画像を生成し、両者を統合する。

(2) シーン状況をより現実に近い形で観察者に伝えることを目指し、単に観測画像との境界の明度差を抑えるだけでなく、なるべく現実の照明状況下で観測されるパノラマ画像に近い画像とする。

ここで、観測画像とパノラマ画像の関係を考えてみると、パノラマ画像が首振りにより撮影可能な全視野を表すのに対し、観測画像はカメラの視野内で撮影され部分的な画像である。このため、パノラマ画像全体を合成することは、観測画像を撮影した時点では観測されていない領域の明度を算出することに他なら

ない。

そこで、本研究では、照明状況の違いによる画像の明度変化を表現するモデルを導入して、以下の2段階の処理による光学的統合を考える。

モデルの学習：事前に、起こり得る様々な照明状況下で標本パノラマ画像を撮影し、パノラマ画像上で起こる明度変化を表現するモデルを学習する。

パラメータの推定と統合：撮影された観測画像から求めたパラメータを用いてパノラマ画像を合成し、観測画像と幾何学的に統合する。

以下では、まず、照明変化による画像の明度変化をモデル化するための考え方について述べ、次に、シーンの全ての光源が無限遠にあるとみなせる大局的照明条件と、光源の影響が局所的に現れる局所的照明条件の、2つの場合の光学的統合法について述べる。

3.1 画像の明度変化モデル

シーン中の物体の反射特性や光源位置、強度などの物理構造が分かれば、そのシーンを撮影した画像の明度を扱うことができる。しかし、一般的に、これらの物理構造を厳密に扱うことは難しい。

そこで、本研究では、画像を画素数次元の1次元ベクトル $\mathbf{x}$ で表し、照明状況の変化によって生じる $\mathbf{x}$ の変動の分布を解析し、画像の明度変化をモデル化するアプローチをとる。

3.1.1 大局的照明変化モデル

ここでは、画像の明度変化の表現モデルとして、Belhumeurらが提案した Illumination Cone モデル [6] を、新たな条件を加えることで限定的に用いる。つまり、シーン中の物体と照明環境について、

[条件1] 全物体の表面が完全拡散面である。

[条件2] 全光源が無限遠にある。

[条件3] 全光源がシーン全体を照らし影を生じない。という、Belhumeurらの条件に加え、

[条件4] 逆光を生じない。

を満たす照明条件（以下では、**大局的照明条件**と呼ぶ）を考える。この時、画像の明度変化は数枚の画像（基底画像） $\mathbf{e}_i$ の線形結合の形で表現でき、

$$\mathbf{x} = \sum_i d_i \mathbf{e}_i = \mathbf{E} \mathbf{d},$$

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots], \mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots]^T \quad (1)$$

と表される。以下では、式 (1) の照明変化モデルを、**大局的照明変化モデル**と呼び、係数 d_i を**画像明度パラメータ**と呼ぶことにする。一般的には、パノラマ

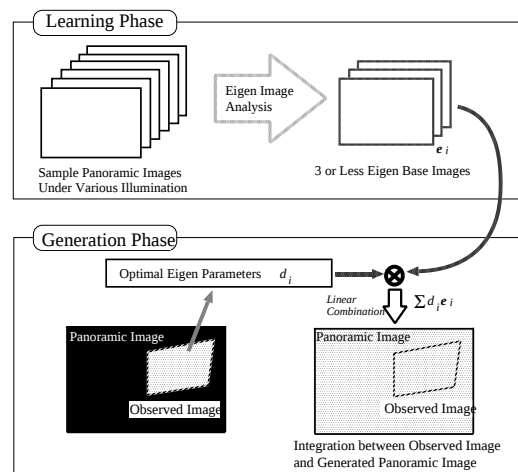


図6 大局的照明変化モデルによる光学的統合処理手順
Fig.6 Overview of photometric integration under global illumination.

画像の視野が広角であるため、撮影されるシーンの幾何学的状況は十分複雑となり、基底画像の数は3となる。

3.2 大局的照明変化モデルによる光学的統合法

この大局的照明変化モデルをパノラマ画像全体に適用して、パノラマ画像と観測画像の光学的統合を行う。まず、パノラマ画像全体を表すモデルのための基底画像 $\mathbf{e}_i$ を学習し、次に、観測時の画像から求めたその時点での画像明度パラメータ d_i を用いてパノラマ画像を合成し観測画像と統合する（図6）。

なお、ここでは、撮影視野全体を表すパノラマ画像を $\mathbf{x}$ 、その部分だけが有効な観測画像を $\tilde{\mathbf{x}}$ と表す。両者が全く同じ照明状況で撮影されたとき、

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{L} \mathbf{x} = \mathbf{L} \mathbf{E} \mathbf{d} \quad (2)$$

が成り立つ。ただし、 $\mathbf{L}$ は画素数次元の対角行列で、観測された画素に対応する要素を1、そうでない要素を0とした行列である。

3.2.1 大局的照明変化モデルの学習

まず、異なる照明状況下で撮影した十分な数の標本パノラマ画像に対して、固有画像解析 [7] により、式 (1) における必要数の基底画像 $\mathbf{e}_i$ を求める。

ここでは、標本の平均画像 $\mathbf{x}_m$ を座標中心とした主成分分析を用い、以下の議論では、 $\mathbf{x} - \mathbf{x}_m \rightarrow \mathbf{x}$ とする。

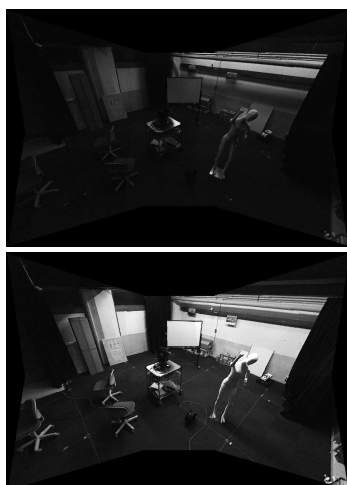


図 7 大局的照明変化を想定した標本パノラマ画像の例
Fig. 7 Sample panoramic images under different global illuminations.

3.2.2 大局的照明変化モデルによるパノラマ画像の合成と統合

次に、ある時点での観測画像 $\tilde{x}$ が得られた時に、その明度に合せてパノラマ画像を合成し最終的な画像として統合する。式 (2) の関係より、一般逆行列 $^{-}$ を用いた式、

$$d = [LE]^{-} \tilde{x} \quad (3)$$

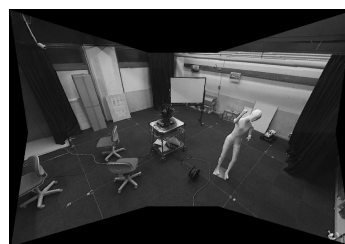
によって各 d_i が計算でき、式 (1) に適用することにより、観測画像 $\tilde{x}$ の明度に調和するパノラマ画像 x が合成され、両者を幾何学的に統合して最終的な提示画像を得る。

3.2.3 実験と考察

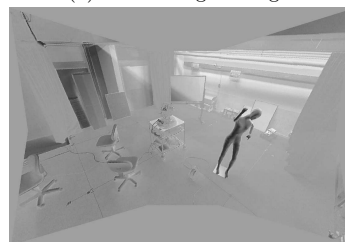
大局的照明を想定した屋内環境での映像生成実験を行った。ここでは移動対象が含まれない幾何学的に静的なシーンで、カメラがシーン内を視線を変えながら巡回監視している状態を想定する。

天井の4箇所の蛍光灯を光源として用い、その明るさを調整して照明変化とした。標本となるパノラマ画像は、同一の照明状態で視線を変えて撮影した6枚の画像 (320×240 画素) を 2. で述べた方法で1枚のパノラマ画像 (1123×778 画素) とした。画像は256階調の白黒濃淡画像である。

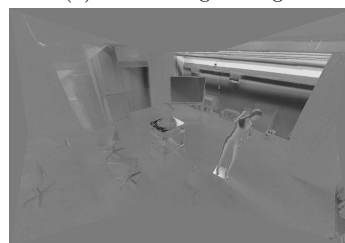
照明状況を変えて作成したパノラマ画像群のうち、12枚を標本としてモデルを学習した。標本パノラマ画像の一例を図7に、標本画像群を固有画像解析した結果を図8に示す。図8(a)の基底画像はパノラマ



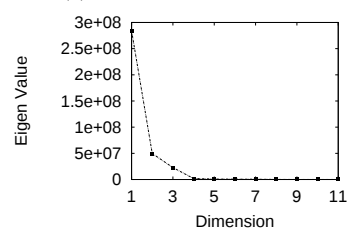
(a) The 1st eigen image.



(b) The 2nd eigen image.



(c) The 3rd eigen image.



(d) Eigen values.

図 8 固有画像分析結果

Fig. 8 Result of eigen image analysis.

画像の全体的明度変化を、図8(b),(c)の基底画像は照明変化によって生じる陰影の変化をそれぞれ表している。また、各基底に対する固有値の大きさ(図8(d))を見ると、有効な固有値は3個で、大局的照明条件と見なせることが確認できる。

次に、学習に用いなかったパノラマ画像(図9(a))から部分画像を切り出して観測画像と見なして処理した結果を図9(b)に示す。図9(b)中の白枠内が、観測画像に相当する。処理結果と元のパノラマ画像(図9(a))の間の対応する画素値の平均2乗誤差は103

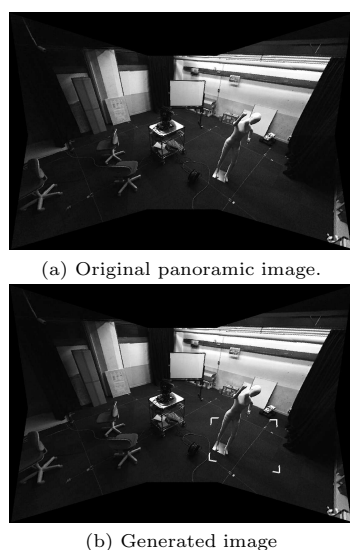


図 9 大局的照明変化モデルによる合成表示例
Fig. 9 Image generation based on the global illumination model.

であった。同一カメラで撮影する場合のノイズによる画素値の変動が5程度であることを考えると、良好な合成結果であると言える。

実験シーンでは、多くの物体表面が完全拡散反射面ではなく、さらに、光源も無限遠でなく逆光や影を生じるなど、大局的照明条件を完全には満たしていない。しかし、このような場合でも、観測画像の明度に調和したパノラマ画像がほぼ良好に生成できていることは、本手法が、実世界でもロバストに機能する有効な方法であることを示している。

ところで、本手法では、床面などシーンの幾何学的構造が単純な部分だけが観測された場合、明度変化の情報が縮退することで、式 (3) で安定した d_i が得られない場合があり得る。しかし、通常はカメラの撮影視野はある程度の広がりを持ち、十分複雑な幾何学的構造を持つ部分が観測できるため、大局的照明条件のもとで d_i を安定して算出できると考えてよい。

3.3 局所的照明変化モデルによる光学的統合法

次に、より一般的なシーンの状況、すなわち、3.1.1の条件2, 3を緩めて、スポット光のような局所的に影響を与える光源がある場合を考える。ここでは、これを局所的照明条件と呼ぶことにする。

局所的照明条件下では、シーン全体を照らす光源とシーンの一部分だけを照らす光源が混在し、画像の明度はシーンの構造により複雑に変化する。この時、パ

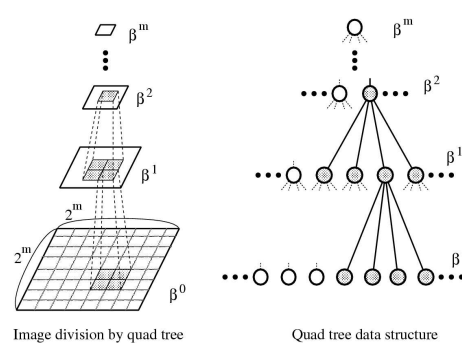


図 10 画像の4分木分割
Fig. 10 Quad-Tree.

ノラマ画像全体を大局的照明変化モデルで解析しても、局所的な変動成分を表す有意な基底画像を安定に得ることは難しい。

しかし、画像を適切な大きさの小ブロックに分割すると、各ブロック内の画像の明度には大局的照明変化モデルが適用できる。ただし、個々のブロックのモデル化だけでは、部分的な観測画像から全体的なパノラマ画像全体の明度を合成することはできない。

そこで、ブロック間の明度変化の共起性に注目する。もし、ある複数の小ブロックに共通に影響する光源が存在する場合、それらのブロックの画像の明度変化は共起関係を持つ。そこで、あらかじめ用意した標本パノラマ画像群に対するブロック間の画像明度パラメータの変動を解析してその共起関係を導き、照明変化による画像の明度変化を表す局所的照明変化モデルを構築する。

ここでは、画像は4分木の階層構造(図10)のブロックに分割し、4分木構造の階層関係・隣接関係を用いた再帰的な処理によりブロック間の変動の共起性を抽出する。4分木構造により、任意のブロック間での共起性抽出より計算コストが低く抑えられるだけでなく、空間的に隣接したブロック間での明度変化の類似から、共起性の抽出が容易になることが期待できる。

以下では、まず、階層構造における明度パラメータの関連付けの基本的な考え方について述べ、標本となるパノラマ画像群から局所的照明変化モデルを学習する方法、さらに、部分的な入力である観測画像に基づいてパノラマ画像全体を合成する方法について述べる。

3.3.1 局所的照明変化モデルの基本的考え方

まず、説明を簡単にするため、ある画像領域を2ブロック a, b に分け、領域全体に影響する全体照明と、 a, b それぞれにのみ影響する部分照明が混在する場合を考える。領域全体を $\mathbf{x}$ とし、 $\mathbf{x}$ と同じ要素数で a, b の各ブロック内のみ値を持つ画像ベクトルを $\mathbf{x}^a, \mathbf{x}^b$ で表す。以降の議論では、 $\mathbf{x}, \mathbf{x}^a, \mathbf{x}^b$ は、標本画像群から得た平均画像を引いた画像ベクトルとする。

今、様々な照明状況で撮影した十分な数の標本画像が与えられたとき、大局的照明変化モデルを a, b 各ブロックに適用することで、

$$\mathbf{x}^a = \sum_{i=1}^q \hat{d}_i^a \hat{\mathbf{e}}_i^a, \quad \mathbf{x}^b = \sum_{i=1}^r \hat{d}_i^b \hat{\mathbf{e}}_i^b \quad (4)$$

が得られ、画像全体も、

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{x}^a + \mathbf{x}^b = \hat{E} \hat{\mathbf{d}}, \\ \hat{E} &= [\hat{\mathbf{e}}_1^a \cdots \hat{\mathbf{e}}_q^a \hat{\mathbf{e}}_1^b \cdots \hat{\mathbf{e}}_r^b], \\ \hat{\mathbf{d}} &= [\hat{d}_1^a \cdots \hat{d}_q^a \hat{d}_1^b \cdots \hat{d}_r^b]^T \end{aligned} \quad (5)$$

と表される。ただし、基底画像は、 $\hat{\mathbf{d}}$ の各要素が標本画像群に対して平均0、分散1になるように定める。

ここで、照明変化に伴う $\hat{\mathbf{d}}$ の各要素の変動は、全体照明に対応した変動要素と、 a, b それぞれに影響する部分照明に対応した変動要素がまとめられたものと考えることができる。そこで、 $\hat{\mathbf{d}}$ の変動を因子分析し、

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{d}} &= A \hat{\mathbf{d}}_{cmn} + U \hat{\mathbf{d}}_{unq} \\ A &= \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{s1} & \cdots & a_{sp} \end{bmatrix}, \quad U = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ & \ddots \\ 0 & \sigma_s^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

を得る。ここで、共通因子 $\hat{\mathbf{d}}_{cmn}$ (要素数 p) は全体照明の影響を、特殊因子 $\hat{\mathbf{d}}_{unq}$ (要素数 $s = q + r$) は a, b それぞれの部分照明の影響を表すと考えられる。

A, U を、標本画像群に対して $\hat{\mathbf{d}}_{cmn}, \hat{\mathbf{d}}_{unq}$ が平均0、分散1となるように定めて、

$$\hat{\mathbf{d}} = [A|U] \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{d}}_{cmn} \\ \hat{\mathbf{d}}_{unq} \end{bmatrix} = H \mathbf{d} \quad (7)$$

における $[\hat{\mathbf{d}}_{cmn}, \hat{\mathbf{d}}_{unq}]^T = \mathbf{d}^T$ を領域全体の画像明度パラメータと見なす。行列 $H = [A|U]$ はブロック間の明度パラメータを関連付けるものであり、共起行列

と呼ぶことにする。この式から、 $\mathbf{d} \Leftrightarrow \hat{\mathbf{d}}$ を相互に算出するための回帰モデルを構築することができる。

3.3.2 局所的照明変化モデルの階層的学習

前述の基本的考え方を、2対1ブロックから4対1ブロックに拡張し、4分木の階層構造に適用したものを局所的照明変化モデルとする。十分な明度変化を含む標本パノラマ画像を用い、最下層から順に明度変化パラメータを関係付けることでモデルを学習する。

まず、画像全体を4分木構造のブロックに分割し、最も細かな最下層(第0層)の各ブロックに大局的照明変化モデルを適用して、必要数の基底画像と各標本に対する画像明度パラメータの値を求める。基底画像の数はブロックの状況に応じて(1~3)で適切に選ぶ。また、基底画像は明度パラメータの分布が平均0、分散1になるように定める。

次に、第0層の4ブロックのパラメータをまとめた $\hat{\mathbf{d}}$ の変動を因子分析し、得られた共通因子、特殊因子をまとめた $\mathbf{d}$ を第1層のブロックの明度パラメータとする。この処理を最上層まで順に適用し、全層全ブロックの明度パラメータを、その上層・下層の対応するブロックのパラメータと関係付けることができる。ただし、実際は因子分析の共通因子の固有値の絶対的な大きさや、特殊因子の分散により有意な変動成分を選択し、パラメータ数の増加を抑制する。

最終的に、最下層の基底画像群、各層各ブロックでの明度パラメータと上層・下層のパラメータ間の関係を表す回帰モデルが得られる。それぞれの回帰モデルでは、下層、あるいは、上層のパラメータの一部が不定であったときの、もう一方のパラメータの推定精度を見積もることができる。

3.3.3 局所的照明変化モデルに基づくパノラマ画像の生成と統合

得られた明度変化モデルに基づいて、撮影観測画像からモデルパラメータの値を求め、観測視野外のパノラマ画像全体の明度変化を合成して、両者を幾何学的に統合して最終的な画像とする。

パノラマ画像全体を生成するためには、4分木構造の最下層の全ブロックの明度パラメータが必要となる。ここでは、最下層から最上層へのボトムアップなパラメータ推定と、最上層から最下層へのトップダウンなパラメータ推定を順に実行することで全ブロックの明度パラメータを算出する(図11)。

まず、ボトムアップ処理(BU, 図11左)では、観測画像に含まれる最下層ブロックから順に最上層ま

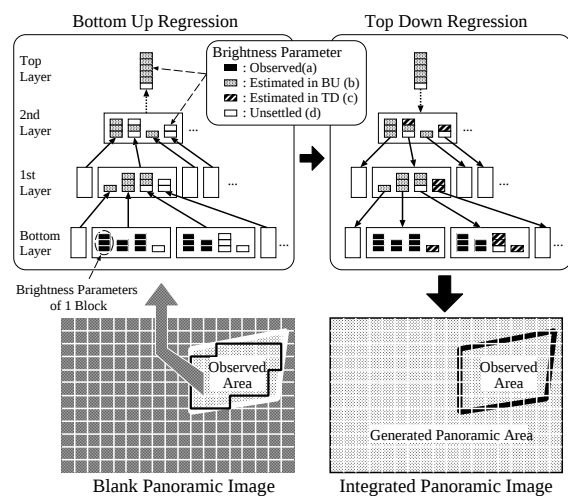


図 11 局所的照明変化モデルに基づく光学的統合処理手順
Fig. 11 Overview of photometric integration under local illumination.

での各層のパラメータ値を推定する。この時、推定値の有効・無効を判断し、有効な推定値を使って上層のパラメータ推定を行う。具体的処理は以下の通りである。

[BU-0]: 第0層の観測画像内ブロックで、3.2の方法で明度パラメータの値を求める。図11では(a)のマス目に相当する。観測領域外では全て無効とする。

[BU-1]: 第0層の隣接4ブロックの有効なパラメータ値から、第1層のパラメータを回帰推定する。第0層に無効な要素が含まれる時、その要素が不定であるときの推定精度を評価し、有効・無効を判断する。

[BU-2]: 有効な推定値を第1層のパラメータの値とし、第2層を処理対象としてBU-1へ戻る。この処理を繰り返し、最終的に最上層まで処理する。求められるパラメータは図11の(b)のマス目に当たる。

次に、トップダウン処理(TD, 図11右)では、BUで得られた有効な推定値を用い、最上層から最下層まで順に各層のパラメータ値を推定する。これにより、観測領域外の明度パラメータの値を決まる。

[TD-1]: 最上層の推定値が有効な明度パラメータの値を用いて、1層下層の4ブロックの明度パラメータを回帰推定する。

この時、すでにBUで明度パラメータ d_{BU} が求められている場合は、TDで得られた明度パラメータ d_{TD} との合成結果を最終的なパラメータの値とする。これは、 d_{BU} が、より局所的な特徴を正しく表現す

る性質を、 d_{TD} が全体的な明度変動を正しく表現する性質を持つためである。

ここでは、そのパラメータに関するBUでの回帰推定での残差の分散 v_{BU} と、TDでの回帰推定での残差の分散 v_{TD} を重みとした、

$$d = \frac{\omega(1 - v_{BU})d_{BU} + (1 - \omega)(1 - v_{TD})d_{TD}}{\omega(1 - v_{BU}) + (1 - \omega)(1 - v_{TD})} \quad (8)$$

をその層のパラメータの値とする。なお、 ω は合成比率で、 $0 \leq \omega \leq 1$ とする。ここでは、 $\omega = 0.5$ とする。**[TD-2]:** 有効に推定された値を用い、TD-1に戻って、さらに下層の明度パラメータの推定を繰り返し、最下層まで処理する。パラメータは図11の(c)のマス目に相当する。

これらの処理の結果、推定された有効な最下層の明度パラメータ(図11の(a)(b)(c))の値と、既に得られている最下層の基底画像を用いてパノラマ画像を生成し、観測画像と幾何学的に統合して、最終的なパノラマ画像を得る。

ところで、最下層のパラメータには、推定が無効なもの(図11の(d)のマス目)が含まれる。これらは、観測視野外の局所的照明の影響に関わる部分で、観測局所変化の反映が本質的に不可能なことによる。しかし、推定が有効なパラメータを用いてパノラマ画像を生成するれば、少なくとも観測視野内の局所的照明の影響を反映した、現実の状況に近い表現を得ることができ、本研究の目的である、“観察者にとって違和感の少ない自然な表示”という観点で、光学的統合として適切であると言える。

3.3.4 実験と考察

3.2.3と同様の環境に加えて、局所的な照明として、実験室の一カ所を照らすスポット光を用意し、天井の蛍光灯とスポット光の両方の明るさを変化させながら標本(24枚)および、仮想観測画像に用いるパノラマ画像を撮影した。標本画像の一例を図12に示す。画像中の左端の椅子にスポット光があてられている。

標本パノラマ画像中の長方形領域(960×448画素)を抜き出し、15×7画素を単位とした64×64のブロックに分割し、第0層(最下層)から第6層(最上層)まで、計7層の4分木を構築する。

最下層のブロックでは、3.2の方法で固有画像分析を行う。得られた各ブロックの固有空間の次元数を図13に示す。明るい部分ほど次数が高く、椅子の縁や



図 12 局所的照明条件における標本の一例
Fig. 12 Sample images under local illumination

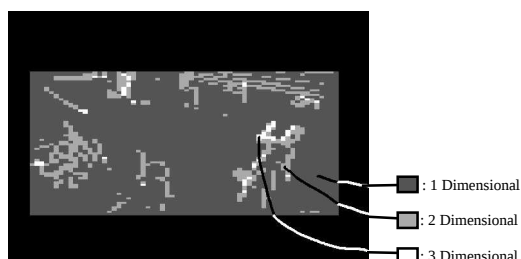


図 13 各ブロックの固有空間の次元
Fig. 13 The dimension of eigenspace for each block.

マネキン等の物体表面に変化があるところほど、固有空間の次元数が大きくなっていることがわかる。

次に、3.3.2の方法を用いて、各層各ブロックでの画像明度パラメータの共起性を抽出する。その結果、最上層の画像明度変化パラメータの次元数は5となり、これはシーンの照明の数と一致している。基底画像の一例として、最上層の基底の一部を図14に示す。図中の白枠の内側がブロックである。図14(a)は全体的な照明変化に対応しているが、図14(b)は局所的なスポット光の明滅にほぼ対応していることがわかる。

図15(a)のパノラマ画像から抜き出した擬似観測画像を入力として、3.3.3の方法で生成した合成表示を図15の上段に示す。同図の下段に合成表示と実画像との差分画像を示す。実画像と合成表示の平均2乗誤差は、それぞれ(d)25,(e)269である。

この結果を見ると、図15上段それぞれのパノラマ画像は、観測画像として得られるシーンに調和するよ



(a)



(b)

図 14 最上層での基底画像の一例
Fig. 14 Examples of base images on the upper layer.

うに生成されている。図15(b)では、観測画像は左側のスポット光と中央の椅子の陰影を捉えているため、中央の椅子の陰影に共起した人形の陰影が生成されている。図15(c)では、観測画像は床面だけを捉えているため、全体的な明度のみが観測画像と調和するパノラマ画像が生成されている。

このように、提案手法によって、局所的な変動を持つようなシーンにおいて、部分的な観測画像から明度変化込みのパノラマ画像を生成し、両者を統合することが可能であることが示された。

4. おわりに

本文では、能動カメラの観測映像を理解しやすく提示する方法として、観測画像と広角なパノラマ画像との統合を考え、その幾何学的、光学的統合法について述べ、実験によってその有効性を示した。

今後の課題としては、

- 照明変化に追従した移動対象追跡の自然な映像の生成 — カメラ映像中から背景部分のみを抜き出し、明度変化情報を得る。
- 明度変化モデルの自動的学習・更新
- 照明条件以外の変化への追従 — 風に揺れる樹木やドアの開閉などの変化に追従した合成を行う。
- 複数カメラの利用 — 局所的照明変化情報を共有して、カメラの視線方向への依存度が小さな合成表示を生成する。

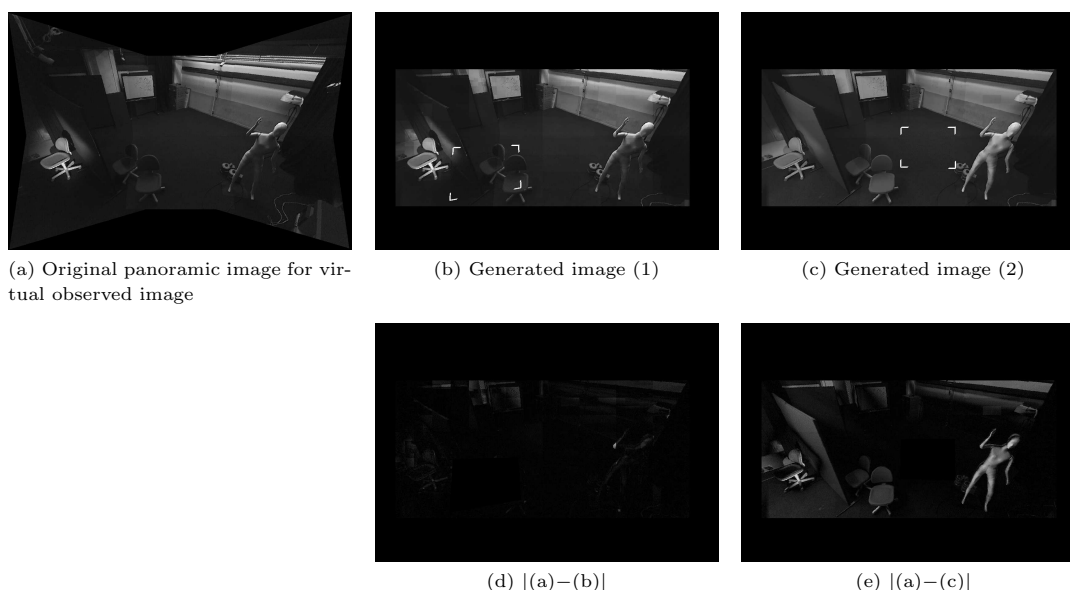


図 15 局所的照明変化モデルによる統合例
Fig. 15 Examples of integration using local illumination model.

などが考えられ、今後これらの問題を解決し、多様な変動が含まれるような現実のシーンの中で機能するような、能動カメラの観測映像に基づいた、観測者にとって自然で、シーンの状況がより理解しやすい映像の提示法の確立を目指す。

謝辞

本研究を行うにあたり、文部省科学研究費(10780229)、日本学術振興会未来開拓学術研究推進事業(JSPS-RFTF 96P00501)の補助を受けた。

文 献

- [1] 松山隆司, 和田俊和, 物部祐亮, “視点固定型パン・チルト・ズームカメラを用いた実時間対象検出・追跡,” 情処論, Vol.40, No.8, pp.3169–3178, Aug. 1999.
- [2] 松田隆夫, 視知覚, 培風館, 1995.
- [3] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦, “移動ロボットナビゲーションのための全方位視覚センサ Hyper Omuni Vision の提案,” 信学論, Vol.J79-D-II, No.5, pp.698–707, May 1996.
- [4] Kimiya Yamaashi, Jeremy R. Cooperstock, Tracy Narine, and William Buxton, “Beating the Limitations of Camera-Monitor Mediated Telepresence with Extra Eyes,” Proc. of CHI96, pp.50–57, Apr. 1996.
- [5] 和田俊和, 浮田宗伯, 松山隆司, “視点固定型パン・チルト・ズームカメラとその応用,” 信学論, Vol.J81-D-II, No.6, pp.1182–1193, Jun. 1998.
- [6] Peter N.Belhumeur and David J.Kriegman, “What is the Set of Images of an Object Under All Possible Lighting Condition?,” CVPR, pp.270–277, Jun. 1996.

- [7] 村瀬 洋 and シュリー ナイヤー, “2 次元照合による 3 次元物体認識—パラメトリック固有空間法—,” 信学論, Vol.J77-D-II, pp.2129–2187, Nov. 1994.
(平成 2000 年 9 月 18 日受付, 2001 年 1 月 30 日再受付)

東海 彰吾

平 3 名古屋大学工学部情報工学科卒, 平 8 同大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了, 同年京都大学工学部助手, 平 12 福井大学工学部講師となり現在に至る。コンピュータグラフィックス, コンピュータビジョンの研究に従事。博士(工学)

弓場 竜

平 11 京都大学大学院工学研究科電子通信工学専攻修士課程修了。現在, 日立製作所日立研究所に所属し, 高度道路交通システム(ITS)の研究に従事。

ウ 小軍

平 12 京都大学大学院情報学研究科知能情報学専攻修士課程修了。現在同博士後期課程在学中。PC クラスタを用いた身体動作の能動的実時間 3 次元形状復元についての研究に従事。

松山 隆司 (正員)

昭 51 京大大学院修士課程修了。京大助手、東北大助教授、岡山大教授を経て 平 7 より京大大学院電子通信工学専攻教授。現在同大学院情報学研究科知能情報学専攻教授。工博。画像理解、人工知能、分散協調視覚の研究に従事。昭 55 情報処理学会創立 20 周年記念論文賞、

平 2 人工知能学会論文賞、平 5 情報処理学会論文賞、平 6 電子情報通信学会論文賞、平 7 第 5 回国際コンピュータビジョン会議 Marr Prize、平 8 国際パターン認識連合 Fellow、平 11 電子情報通信学会論文賞、平 12 画像センシングシンポジウム優秀論文賞。人工知能学会評議員、情報処理学会理事、同学会フロンティア領域委員会委員長。