

屋外固定カメラを対象とした長期間画像解析による背景画像生成

川西 康友^{†a)} 満上 育久^{††} 美濃 導彦^{†††}

Background Image Generation by Analyzing Long-Term Images for Outdoor Fixed Camera

Yasutomo KAWANISHI^{†a)}, Ikuhisa MITSUGAMI^{††}, and Michihiko MINOH^{†††}

あらまし 本論文では屋外に設置された固定カメラを対象とし、太陽の動きによる日照の変動と看板やベンチなどの置かれ方に起因する構造の変動を再現した背景画像生成手法を提案する。この手法では、長期間観測して得た大量の画像を観測日と観測時刻という二つの観点で整理し、複数日・同時刻の観測画像に注目することで画像の日照成分を推定し、同日・複数時刻の観測画像に注目することで画像の構成成分を推定する。これにより、従来うまく背景画像を生成することができなかった日照の変化と構造の変化の両方を含むシーンにおいて、この二つの変化を同時に再現した背景画像生成を実現する。実験では従来手法と提案手法によって、様々な定点カメラによって得た画像に対して生成した背景画像を比較することで、本手法による背景画像生成の有効性を示した。

キーワード 背景画像生成, 長期間画像解析, 日照成分, 構成成分

1. ま え が き

近年, 至る所に防犯カメラなどの定点観測カメラが設置されるようになってきた。こうしたカメラの観測画像から人物などの前景物体を除去した背景画像を生成できれば, 背景差分などの画像処理に利用できる [1]~[3]。また, 背景画像は人物に関するプライバシー情報を含まないため, プライバシーの侵害を気にすることなく既設の定点観測カメラの映像をインターネットに公開する [4] という用途も考えられる。

屋外シーンにおいて, 様々な要因によって背景は変化するため, 背景画像は実際の背景の変化に合わせて生成する必要がある。そのため背景画像をうまく生成するにはそのシーンで起きる変動を推定することが必要である。こうした変動を 1 枚の観測画像から再現す

ることは難しいため, これまでに観測した過去の観測画像をもとにそのシーンで起きている変動を再現する様々な手法が提案されている。

過去に観測した画像を利用して背景を推定する代表的な手法として, 直近の観測画像に対する統計的なアプローチが多く用いられている。これまでに観測した複数枚の画像に対し, 画素ごとの時間平均やメディアンを求めることで背景を推定し, それをもとに背景画像を生成する手法 [5]~[7] は最も単純なものである。島井ら [8] はロバスト統計の手法として知られる M 推定を用いて適応的に背景を推定する手法を提案している。一方, 直近の観測期間中にシーン中で起きている変動を選び出し, こうした変動を陽にモデル化してそのパラメータを推定するアプローチがある。吉村ら [9] は色情報のうちの明るさをパラメータ化した明るさ可変背景モデルを用い, カルマンフィルタを用いて逐次的に日照成分のパラメータ推定を行うことによって背景を推定する手法を提案している。また, Liu ら [10] は画像中の背景, 前景の変動を ECD (Effect Components Description) としてモデル化し, Mean Shift によって短期間における背景物体の変動を推定することで背景画像を生成する手法を提案している。これらの手法では, 処理に用いる画像の枚数が少ないと, その期間内に起こっていない変化が起きたときに

[†] 京都大学大学院情報学研究科知能情報学専攻, 京都市
Graduate School of Informatics, Kyoto University, Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto-shi, 606-8501 Japan

^{††} 大阪大学産業科学研究所, 茨木市
The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University, 8-1 Mihogaoka, Ibaraki-shi, 567-0047 Japan

^{†††} 京都大学学術情報メディアセンター, 京都市
Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University, Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto-shi, 606-8501 Japan

a) E-mail: kawanishi@mm.media.kyoto-u.ac.jp

対処できなかったり、しばらく静止している前景物体が背景として扱われてしまったりする。一方、処理に用いる画像の枚数が多いと背景の変化への追従性が低くなるという問題がある。

前述の手法では、過去に観測した画像の情報を一様に利用して背景の推定をしていた。これに対し、現在の観測画像がもつ情報を積極的に利用するアプローチとして、これまでに観測した画像セットをもとに背景画像の部分空間を学習し、現在の観測画像をその部分空間へ投影・逆投影することにより、前景物体により欠損した背景画像を推定する Eigen Background と呼ばれる手法がある [11]。このアプローチは、特に前景領域が既知の場合 BPLP [12] と呼ばれる手法があり、精度良く背景画像が推定可能である。杉山ら [13] は CCI-PCA [14] を用いて逐次的に背景部分空間を学習することにより背景画像を生成する手法を提案している。川端ら [15] はカーネル主成分分析 [16] を用いて背景を学習し、高次元非線形射影を用いて高速・高精度な背景推定を実現している。こうした手法では、背景の単純な変化ならば比較的うまく再現した背景画像を生成することができるが、複数種類の背景の変化が混在している場合、それらをうまく再現することはできない。Kawanishi ら [17] は、観測する画像を、異なる日の同時刻に観測された、影の出る位置が同じ画像セットに限定して背景の部分空間を学習することにより、影の出る位置を固定して、日照の強さを再現した背景画像生成手法を提案している。この手法では、異なる日の画像をもとに固有空間を学習するため、看板やベンチなど動かされ得る背景中の物体による構造の変化には対応できないが、影の出る位置が同じであるため影の移動に伴う日照の変化には影響を受けない。これは、長期間の観測画像をうまく選択して利用することにより、背景画像をうまく推定できる可能性を示している。

本論文で想定するような屋外環境においては、主に太陽の動きによる影の移動といった日照の変動と看板やベンチなどの置かれ方に起因する構造の変動という 2 種類の変動が存在する。日照が変動する位置（影の出る位置）は時刻によって異なるが日によって是不変であり、一方看板などの構造は日によって変化するが 1 日中では不変であると仮定する。この仮定のもとで、本論文では、日照の変動と構造の変動を再現した背景画像生成を目的とし、長期間画像解析を用いて背景の変化をうまく獲得する方法を提案する。背景の 2 種類

の変動をそれぞれ推定するため、構成成分（不変構成成分、可変構成成分）、日照成分、前景成分の四つで画像を陽にモデル化した画像モデルを導入し、複数日・同時刻の画像から日照成分を、同日・複数時刻の画像から構成成分をそれぞれ推定することで、人物などの前景物体を含まず、日照成分と構成成分をともに再現する。

2. 長期間観測画像中の変動とその扱い

2.1 観測シーンにおける変動

長期間屋外のシーンを観測すると、その観測画像には様々な変化が存在する。この変化の様子を見るため、観測画像を観測日及び観測時刻の 2 軸に沿って整理した (図 1)。

図 1 より次のことがいえる。まず、日照変化として影が出る位置は時刻によって変化し、異なる日でも同時刻ならば同じ位置に出る。実際は地球の公転の影響により、日が異なれば影の出る位置は南北方向に変化するが、1 週間程度に限定すれば、その影響は無視できるほど小さい。また日照の強弱は時刻、日によらず変化している。これらの変化を日照の変化と呼ぶ。一方、看板やベンチは置き換えられ、位置や見えが変化し得る。こうした背景物体の移動による変化を構造の変化と呼ぶ。

対象とする屋外シーンでは日照の変化、構造の変化という二つの変化が含まれているため、これらを正しく再現できるような背景画像生成手法について考える。従来の手法ではこうした変化を含む画像をそのまま利

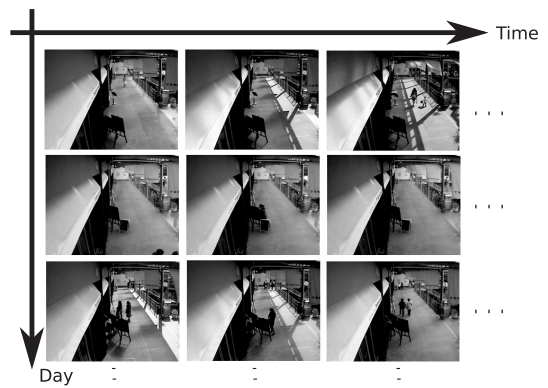


図 1 長期間観測した画像を時間と日の 2 軸で整理した図

Fig. 1 The images which are captured by long term surveillance. They are ordered by the observation time and day.

用していたため、日照の変化や構造の変化をうまく再現することはできなかった。Kawanishi らの手法 [17] では、図 1 における日方向の画像セットを利用しているため、日照の変化を再現することはできたが、異なる日の観測画像を用いて背景画像の部分空間を構築していたため、構造の変化をうまく再現することはできなかった。

本研究では、長期間画像解析に基づき、こうした日照・構造の変化を線形分離してそれぞれ別々に再現し、その結果を統合することにより背景画像生成を実現する手法を提案する。日照の変化が起きる位置は観測時刻によって異なるが観測日によって不変である。一方、構造の変化は観測日によって異なるが観測時刻によっては不変である。そのため、それぞれの変化は独立に扱えると考えられる。ここで、観測時刻が同じ画像セットに着目し、日照の強弱による変化は画像中の特定の範囲に対して一様な変化の割合で起きると仮定すると、日照による変化は、日照がないときの画像に対し、ある画像の定数倍の和で表現することができると考えられる。そこで、日照成分と構造成分を線形分離し、画像中の構造の変化を同日・複数時刻の観測画像セットから、日照の変化を複数日・同時刻の観測画像からそれぞれ独立に推定することを考える。これを実現するため、次に述べる、画像を日照成分と構造成分の線形和で表す画像モデルを導入する。

なお、本研究で提案する手法は日照の変化位置及び構造の不変性に着目した処理を行うことを想定している。このとき多くの人物が観測シーンに存在するとこれらの不変性を保てないため、手法は往來の激しい通りのような、多数の人物で混み合っているようなシーンには適用できない。

2.2 日照・構造線形モデル

屋外環境においては、太陽の位置に依存する日照の変化、看板やベンチなど日によって異なる場所に置き換えられる物体による構造の変化、更に前景物体による変化が存在する。本研究では、看板などの構造の変化を引き起こす物体は日によって異なる位置に置かれ、1 日の間は変化しないような屋外シーンを対象とし、観測画像中の構造の変化、日照の変化を線形分離し、観測日と観測時刻によって整理した画像セットから推定することを考える。そのため、ある観測日 d の観測時刻 t における画像 $\mathbf{x}(d, t)$ を、構造成分（不変構造成分、可変構造成分）、日照成分、それ以外の前景成分（各ベクトルは対応する画像の各画素の RGB 値を

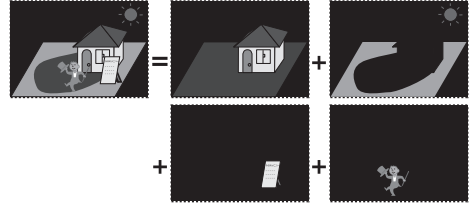


図 2 モデルの各成分のイメージ。順に、不変構造成分、可変構造成分、照明成分、前景成分を表す。

Fig. 2 An example of each component of the proposed model. They show the stationary structural, dynamic structural, lighting, and foreground components.

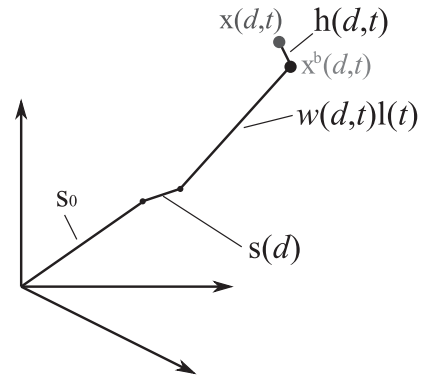


図 3 ある画像 $\mathbf{x}(d, t)$ に対するモデルを用いた表現と、求めるべき背景画像 $\mathbf{x}^b(d, t)$

Fig. 3 A description of an image $\mathbf{x}(d, t)$ using our proposed model and its background image $\mathbf{x}^b(d, t)$.

左上の画素から順に並べた列ベクトル) の四つの線形和で画像を明示的にモデル化した日照・構造線形モデルを導入する (図 2)。

$$\mathbf{x}(d, t) = \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d) + w(d, t)\mathbf{l}(t) + \mathbf{h}(d, t) \quad (1)$$

以下で各項について説明する。まず一つ目の項 $\mathbf{s}_0$ はシーン中で変動しない不変構造成分である。二つ目の項 $\mathbf{s}(d)$ はシーンの変動する可変構造成分である。これは日ごとに置き場を変えられる看板やベンチなどを表し、観測日 d によって変動する。三つ目の項 $w(d, t)\mathbf{l}(t)$ は、日照成分である。各時刻における日照の強さ $w(d, t)$ は観測日 d ・観測時刻 t によって常に変動する。また、その変動が起きる場所 $\mathbf{l}(t)$ は太陽の動きに従うため、観測時刻 t に応じて変化するが、観測時刻が同じならば日が異なっても同じである。ただし、ここでは $\mathbf{l}(t)$ は単位ベクトルとする。最後の項 $\mathbf{h}(d, t)$ は、構造成分、日照成分によって表現される背景以外

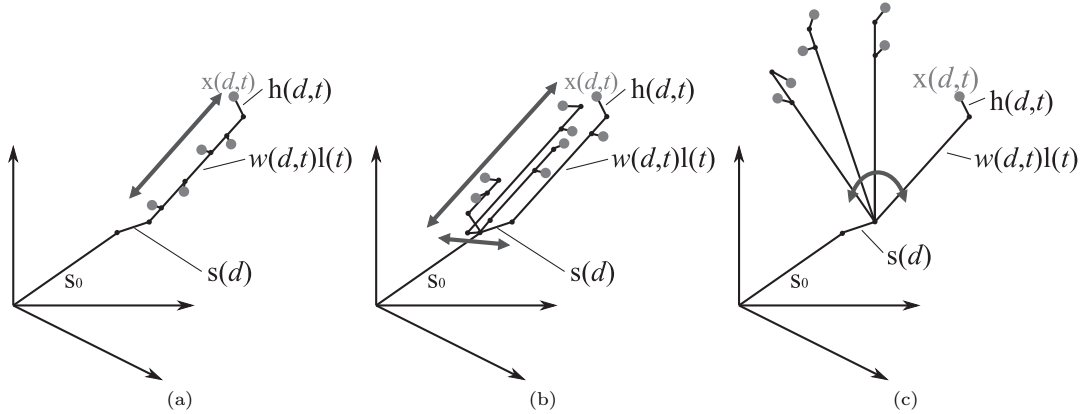


図 4 観測画像の分布. (a) は同日・同時刻の画像セット. (b) は複数日・同時刻の画像セット. (c) は同日・複数時刻の画像セット.

Fig. 4 The distribution of the images which captured by (a) the same time in the same day, (b) different days in the same time, and (c) the same day in different times.

の、人物などの前景成分である。人物は画像中を自由に移動し、常に同じ位置に静止し続けることはないため、観測日 d 、観測時刻 t によって常に変動する。

前述した本研究の目標は、長期間観測して獲得した観測画像セット $\{\mathbf{x}(d, t) | \forall d, \forall t\}$ から、観測画像 $\mathbf{x}(d_c, t_c)$ に対する、人を含まず構成成分と日照成分を保存した背景画像

$$\mathbf{x}^b(d_c, t_c) = \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) + w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c) \quad (2)$$

を生成することに相当する。

図 3 は画像の各画素を要素とするベクトルの空間において、ある観測画像を提案モデルを用いて図示し、求める背景画像 $\mathbf{x}^b(d_c, t_c)$ との関係を示したものである。

3. 日照・構造線形和モデルを用いた背景画像生成

3.1 概要

観測画像 $\mathbf{x}(d_c, t_c)$ に対する背景画像を生成することは、前景成分 $\mathbf{h}(d_c, t_c)$ 以外の成分の和 $\mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) + w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c)$ を推定することに相当する。前述したように、長期間の観測画像に対し、同日・複数時刻の観測画像セットに着目すると、構造が同じで日照が異なる画像セットが得られ、一方で複数日・同時刻の観測画像セットに着目すると、構造が異なり日照が同じ画像セットが得られる。そこで、それぞれの画像セットを用いて現在の観測画像の日照成分 $w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c)$ 、構

造成分 $\mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c)$ を個別に推定することを考える。ただし、この手法は天候の変化による日照成分の変化をもとにしており、日照成分の変化が起きない夜間や街灯の明かりに対しては適用できないため、以下の議論は日照成分の変化が起きる日中のみに対して行う。以降の節では、まず日照成分を推定し、次に構成成分を推定する手順について述べ、最後にこれらを統合して背景画像を生成する手順について説明する。

3.2 複数日・同時刻の画像を用いた日照成分の推定

日照成分は $\mathbf{l}(t)$ の方向と、その重み $w(d, t)$ で表される。 $\mathbf{l}(t)$ が変化しないような、ある短い時間間隔の間は同時刻であるとみなすと、太陽が雲に入るなどしてこの短時間内で日照が変化した同日・同時刻の観測画像セット中の画像は、2.2 で画像をベクトルとして定義した空間において、 $\mathbf{l}(t)$ に沿って分布しており、 $w(d, t)$ のみが異なる (図 4(a))。

日照のこのように短時間における変化が各時刻において常に起こることはないが、複数日の同時刻の画像を集めると、多様な日照を含めることができる。この場合、十分大きく日数をとると、この画像セットは晴れの日や曇りの日など様々な天候の日の観測画像を含む。これを、複数日分集めたものが、図 4(b) である。この複数日・同時刻の画像セット中では $w(d, t)$ の変化に加え、可変構成成分 $\mathbf{s}(d)$ による変化も含まれているが、全て日照成分 $\mathbf{l}(t)$ の方向は同じはずである。この画像セットにおいて、観測画像と、全く日照成分を含まない画像 ($w(d, t) = 0$ の画像) との $\mathbf{l}(t)$ に沿

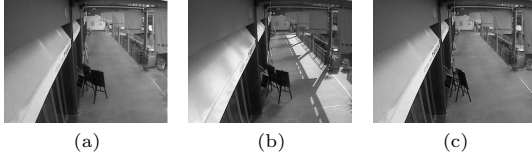


図 5 日照成分と構造成分の変動が画像に与える影響. (a) から日照成分が変化しものが (b) であり、構造成分が変化しものが (c) である.

Fig. 5 The variations of the lighting and structural components. The difference between (a) and (b) shows the variation of the lighting component. The difference between (a) and (c) shows the variation of the structural component.

た差が日照成分の重みとなる. そこで, $\mathbf{l}(t)$ の方向と, 全く日照成分を含まない画像を求めることにより, 日照成分を推定する.

まず, 画像 $\mathbf{x}(d_c, t_c)$ に対する $\mathbf{l}(t_c)$ を求める. 本研究で想定するような, 防犯カメラなどが設置される公園や屋外のショッピングモールなどを考えると, 日照の変化によって明るさが変化する領域は観測画像において広い範囲に存在し, 一方看板やベンチの移動や人物の移動といったシーンの構造による変化や前景物体による変化は局所的な変化である. 更に, 複数日・同時刻の観測画像セットには晴れの日や曇の日など日照が大きく異なる観測画像が含まれているため, $\mathbf{l}(t_c)$ に沿った $w(d, t_c)$ による変動が構造成分 $\mathbf{s}(d)$ の変動や前景物体 $\mathbf{h}(d, t_c)$ による変動よりも十分大きいと考えられる (図 5). そのため, 画像セット中の各画像をそれぞれ一つのベクトルとみなして主成分分析をすることにより, 第 1 主成分として $\mathbf{l}(t_c)$ に平行なベクトルが得られる. 主成分分析では時刻 t_c における観測画像セット $\{\mathbf{x}(d, t_c)\}_d$ の共分散行列の固有値 $\lambda_1(t_c), \lambda_2(t_c), \dots$ (ただし $\lambda_1(t_c) \geq \lambda_2(t_c) \geq \dots$) とそれに対応する固有ベクトル $\mathbf{v}_1(t_c), \mathbf{v}_2(t_c), \dots$ が求まる. このとき, 第 1 主成分 $\mathbf{v}_1(t_c)$ は, 最も広くデータが分布する方向を表しており, $\mathbf{l}(t)$ に平行となると考えられる. 実際に, 日照の変化と構造の変化が画像に与える影響を調べた. 大きく日照が変化した図 5 (a) と (b) の 2 枚の画像を表すベクトル間のユークリッド距離 d_l と, 同じシーンにおいて構造が変化した図 5 (a) と (c) の 2 枚の画像を表すベクトル間のユークリッド距離 d_s の比 d_s/d_l を, 五つのシーンにおいて計算したところ, それらの平均値は 0.121 となり, 日照の変化に対して構造の変化は十分に小さいものであることが分かった.

次に, ベクトル $w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c)$ のベクトル長が最小 ($w(d, t_c) = 0$) の画像を求める. ベクトル長が最小となるのは, 複数日・同時刻の観測画像のうち, 日照が全くない画像, つまり画像の画素全体の平均値が最小の画像であると考えられる. ここでは十分多くの複数日の画像セットを用いているため, この画像セット内に日照が全くない画像が含まれているということを用いる. 日照が全くない画像は, 画像全体の輝度値が最も低いと考えられるため, その 1 枚を選択し, $\mathbf{x}_{\min}(t_c)$ とした.

最後に, この最小値と, 観測画像の $\mathbf{l}(t_c)$ 方向に沿った差を求めることにより日照成分の重み $w(d_c, t_c)$ が得られる.

$$w(d_c, t_c) = (\mathbf{x}(d_c, t_c) - \mathbf{x}_{\min}(t_c)) \cdot \mathbf{l}(t_c) \quad (3)$$

これにより, $w(d_c, t_c)$ と $\mathbf{l}(t_c)$ がそれぞれ求まったので, 日照成分 $w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c)$ が得られたことになる.

3.3 同日・複数時刻の画像を用いた構造成分の推定

得られた日照成分 $w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c)$ を観測画像 $\mathbf{x}(d_c, t_c)$ から引くことにより, 日照成分を含まない画像 $\mathbf{x}^s(d_c, t_c)$ が得られる.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^s(d_c, t_c) &= \mathbf{x}(d_c, t_c) - w(d_c, t_c)\mathbf{l}(t_c) \\ &= \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) + \mathbf{h}(d_c, t_c) \end{aligned} \quad (4)$$

2.1 で述べたように, ある観測日 d_c において, 時刻が変われば日照成分及び前景成分は変化するが構造成分は不変である (図 4 (c)). 日照成分を除去した画像に対しては, 構造成分 $\mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c)$ は観測日 d_c で不変であり, 前景成分は観測時刻によって変化するため, 観測日が同じ d_c の画像セット $\{\mathbf{x}(d_c, t) | \forall t\}$ に対し, 観測時刻 t について平均化することで $\mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c)$ を保ったまま, 前景成分を除去できると考えられる. そこで, 日照成分を除去した同じ日の異なる複数時刻の観測画像セット $\{\mathbf{x}^s(d_c) = \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) + \mathbf{h}(d_c, t) | \forall t\}$ に対し, t について平均化をすることで前景成分を含まない, 構造成分 $\overline{\mathbf{x}}^s(d_c)$ を得る (図 6).

$$\begin{aligned} \overline{\mathbf{x}}^s(d_c) &= \frac{1}{n_t} \sum_t \mathbf{x}^s(d_c, t) \\ &= \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) + \frac{1}{n_t} \sum_t \mathbf{h}(d_c, t) \\ &\approx \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) \end{aligned} \quad (5)$$

ここで n_t は, 平均化に用いた画像の枚数であり,

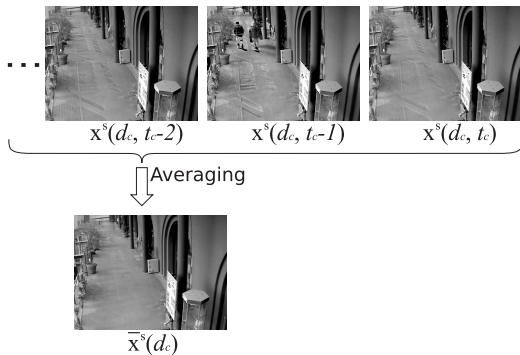


図 6 日照成分を除去した画像の平均化による人物除去
Fig. 6 Background image generation by preserving the structural component from the images which have no lighting component.

同日・複数時刻の多数の画像を平均化すると、前景による影響は無視できるほど小さくなること ($\frac{1}{n_t} \sum_t \mathbf{h}(d_c, t) \approx \mathbf{0}$) を用いた。これは、画像の各画素に着目すると、多くの時刻において観測されているのは背景であり、前景が観測される確率は背景が観測される確率よりも十分低いことによる。このとき、ある画素において、ある区間の前景による画素値変化の和 ($\sum_t \mathbf{h}(d_c, t)$ のある次元の値) を h としたとき、その区間の観測画像の枚数 n_t に対して $h < n_t$ であれば、平均したときに前景による影響は 1 以下となり、前景による影響は構成成分 $\mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c)$ よりも十分小さく、画像の 256 段階への量子化時に無視できる大きさとなる。本研究では前景が観測される確率が高い、人物が密集したようなシーンは想定していないため、この条件は成り立つと考えられる。

3.4 日照・構成成分の統合による背景画像生成

これまでの処理により、観測画像 $\mathbf{x}(d_c, t_c)$ の構成成分 $\mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c)$ と日照成分 $\mathbf{l}(t_c)$ が推定できた。これらを単純に足し合わせることで、日照成分・構成成分を保存した背景画像を得る。

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}^s(d_c) + w(d_c, t_c) \mathbf{l}(t_c) &= \mathbf{s}_0 + \mathbf{s}(d_c) + w(d_c, t_c) \mathbf{l}(t_c) \\ &= \mathbf{x}^s(d_c, t_c) \end{aligned} \quad (6)$$

4. 実験

4.1 実験環境

提案手法の有効性を示すため、様々なシーンにおいて次の三つの手法により背景画像を生成した。

- 従来手法 A：直近の観測画像に対して平均をす

る背景画像生成手法。

- 従来手法 B：時刻ごとに観測された画像のみを用いて生成した固有空間を用いる従来手法 [17]。

- 提案手法：提案した画像モデルを用いて背景画像を生成する手法。

提案手法は日照及び構造を再現した背景画像生成を目指している。そのため、日照の変化が起こり得る日中 (10:00~16:00) の画像を評価に用いた。従来手法 A では、同日の観測画像 2 時間分 (2000 枚程度) を平均化に用いた。従来手法 B では、各時刻において、7 日分 (1000 枚程度) の観測画像から固有空間を作成した。背景の固有空間 $S(t)$ の次元数 k は、[17] で最適とされている 4 次元を用いた。提案手法では、提案手法 B と同じ 7 日分の観測画像を日照成分の推定に、提案手法 A と同じ 2 時間分の観測画像を構成成分の推定に用いた。なお、各画素において、処理に用いた区間の前景による画素値変化があった画素での前景による画素値変化の和の最大値は 1947.6、平均値は 583.3 となっており、この区間内の観測画像枚数の値 (2000) よりも小さなものとなっているため、平均化した際に前景による影響は無視できる条件は成り立っている。ただし、前景による画素値変化は、前景を含まない画像のみの平均値からの差として計算した。

4.2 生成した背景画像の主観評価

生成結果の例として、よく日が照っていたときに対する背景画像生成結果及び、曇っていたときに対する背景画像生成結果を図 7 に示す。結果、日照の再現性については、従来手法 A では再現できず、影のエッジがぼけてしまっていた日照の影響が、従来手法 B と提案手法では再現できていることが分かる (図 8 に拡大したものを示す)。強い日照によって影が出ている場合でも、影のない場合でもうまく日照の影響を反映した画像が生成できている。一方、構造の再現性については、従来手法 B では看板がぼけてしまっているのに対し、提案手法では比較的うまく看板が再現されていることが分かる (図 9 に拡大したものを示す)。

4.3 背景画像の再現性に対する定量評価

背景画像生成精度の比較を行うため、観測画像と各手法で生成した背景画像との誤差を評価した。このとき、背景の日照及び構造の再現性を評価するため、前景物体である人物や、本研究では想定していない旗など常に変動する物体は除外した。図 10 は、観測画像との累積誤差ヒストグラムである。

まず、日照成分の再現性について評価する。広範囲

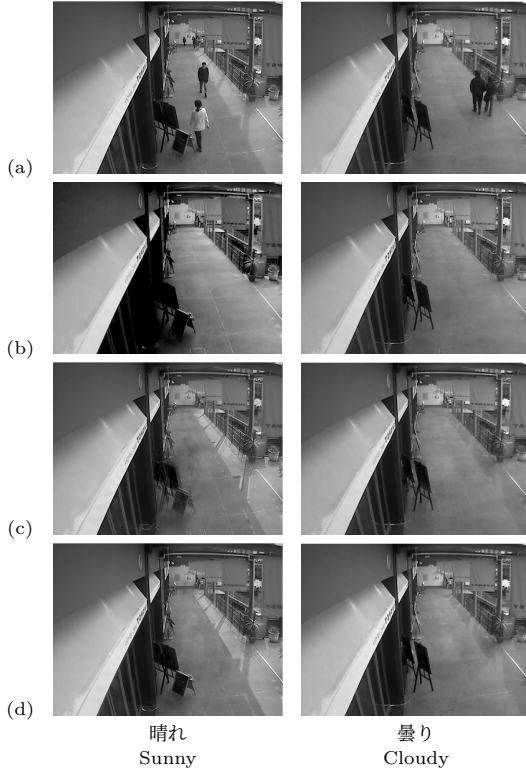


図 7 背景画像生成の結果。(a) は背景画像生成の対象画像であり、(b) は従来手法 A、(c) は従来手法 B、(d) は提案手法で生成した背景画像である。

Fig. 7 The results of the background image generation. (a) is the target image. (b), (c) and (d) are the results of traditional methods A, B and proposed method.

に影響が及ぶ日照成分を再現できていないと、多くの画素で誤差が生じる。そのため図 10 では従来手法 A に対し、従来手法 B と提案手法は累積ヒストグラムの立上りが早いことが分かる。これは、広い領域における日照変化を良く再現できていることを表している。

次に、構成成分の再現性について評価する。看板など構成成分を再現できていないと、局所的に大きな誤差が生じる。そのため図 10 では、従来手法 B では累積ヒストグラムがなかなか 100% に達しないのに対し、提案手法では比較的早くに 100% に到達している。これは、提案手法では構成成分による局所的に大きな誤差を小さくできていることに対応している。

以上より、提案手法では、日照成分と構成成分をともに再現した背景画像が生成できていることが分かる。

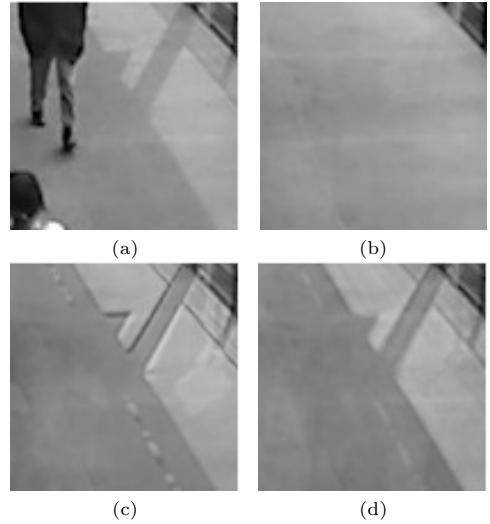


図 8 シーン 1 の影のエッジ部分拡大図。(a)-(d) は図 7 (a)-(d) に対応する。

Fig. 8 The magnified images around a sharp shadow edge of the generated background images of scene 1. Each image corresponds to the image which has the same label in Fig. 7.

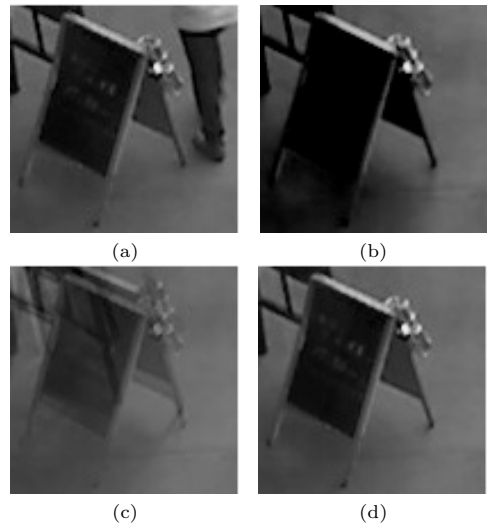


図 9 シーン 1 の看板部分拡大図。(a)-(d) は図 7 (a)-(d) に対応する。

Fig. 9 The magnified images around a panel of the generated background images of scene 1. Each image corresponds to the image which has the same label in Fig. 7.

5. む す び

本論文では、長期間観測画像の解析により日照の変

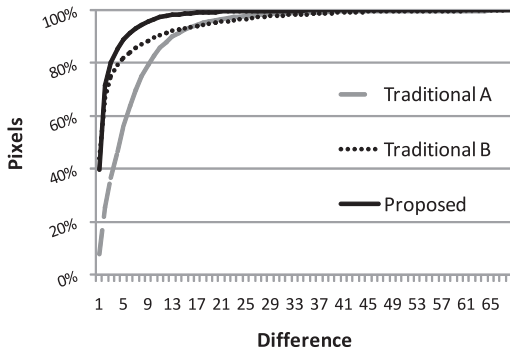


図 10 生成した画像と観測画像の画素値の誤差ヒストグラム

Fig. 10 Histogram of cumulative differences between the target image and the generated images.

動と構造の変動を再現する背景画像生成法を提案した。本論文で想定するような屋外環境においては、主に太陽の動きによる影の移動といった日照の変動と看板やベンチなどの置かれ方に起因する構造の変動という 2 種類の変動が存在する。日照が変動する位置（影の出る位置）は時刻によって異なるが日によって是不変であり、一方看板などの構造は日によって変化するが 1 日中では不変であるという仮定を設け、この仮定のもとで、背景の二つの変動をそれぞれ推定するため、構造成分、日照成分、前景成分の各成分で画像を陽にモデル化した画像モデルを導入した。複数日・同時刻の画像から日照成分を、同日・複数時刻の画像から構造成分をそれぞれ推定することで、人物などの前景物体を含まず、日照成分と構造成分をともに再現することを実現した。いくつかのシーンにおいて、提案手法と従来手法によって背景画像を生成し、従来手法との比較により本手法の有効性を確認した。

本研究では人物の少ないシーンを対象とし、前景成分の除去して構造成分を推定するために画像の平均化を行っていた。この手法は人物が多い混雑したシーンでは、前景成分の影響を大きく受けてしまう。これに対しては、LMedS のようなロバスト推定手法を用いて前景の影響を抑えつつ構造成分を推定する方法が考えられる。また本研究では、シーンの構造の変動は看板やベンチなど日によって置き場を変えられるものであるとし、1 日の間にはシーンの構造は変動しないと仮定していた。風になびく木や旗など、常に動いているような背景物体を、現在の観測画像の情報を有効活用して再現し、よりリアルタイムな情報を伝えることができる画像を生成することも今後の課題である。

謝辞 本研究は、文部科学省の科学技術振興調整費（科学技術連携施策群の効果的・効率的な推進）による「センサ情報の社会利用のためのコンテンツ化」の一環として実施したものである。

文 献

- [1] M. Piccardi, "Background subtraction techniques: A review," IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, vol.4, pp.3099–3104, 2004.
- [2] 松山隆司, 和田俊和, 波部 斉, 棚橋和也, "照明変化に頑健な背景差分," 信学論 (D-II), vol.J84-D-II, no.10, pp.2201–2211, Oct. 2001.
- [3] 関真規人, 和田俊和, 藤原秀人, 鷺見和彦, "背景変化の共起性に基づく背景差分," 情処学論, vol.44, no.5, pp.54–63, April 2003.
- [4] 美濃導彦, "センシングウェブ: 概念と課題," 人工知能誌, vol.24, no.2, pp.179–184, 2009.
- [5] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A.P. Pentland, "Pfinder: Real-time tracking of the human body," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.19, no.7, pp.780–785, 1997.
- [6] B.P.L. Lo and S.A. Velastin, "Automatic congestion detection system for underground platforms," Proc. 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, 2001, pp.158–161, 2001.
- [7] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati, "Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.25, no.10, pp.1337–1342, 2003.
- [8] 島井博行, 栗田多喜夫, 梅山伸二, 田中 勝, 三島健稔, "ロバスト統計に基づいた適応的な背景推定法," 信学論 (D-II), vol.J86-D-II, no.6, pp.796–806, June 2003.
- [9] 吉村浩典, 岩井儀雄, 谷内田正彦, "屋外環境における明るさ可変背景と MSC を用いた移動物体検出," 信学論 (D), vol.J90-D, no.8, pp.1987–1997, Aug. 2007.
- [10] Y. Liu, H. Yao, W. Gao, X. Chen, and D. Zhao, "Nonparametric background generation," International Conference on Pattern Recognition, vol.4, pp.916–919, 2006.
- [11] N. Oliver, B. Rosario, and A. Pentland, "A bayesian computer vision system for modeling human interactions," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.22, no.8, pp.831–843, 2000.
- [12] 天野敏之, 佐藤幸男, "固有空間法を用いた BPLP による画像補間," 信学論 (D-II), vol.J85-D-II, no.3, pp.457–465, March 2002.
- [13] 杉山賢治, 古賀久志, 渡辺俊典, 横山貴紀, "オンライン実時間 PCA を用いた動画からの変動背景の推定 (学習理論とパターン認識メディア理解, 機械学習による自然言語処理・言語処理を利用したメディア理解, 一般)," 信学技報, NLC, 言語理解とコミュニケーション, vol.104, no.667, pp.31–36, 2005.
- [14] J. Weng, Y. Zhang, and W. Shiuanhwang, "Candid covariance-free incremental principal component

- analysis,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.25, no.8, pp.1034–1040, 2003.
- [15] S. Kawabata, S. Hiura, and K. Sato, “Real-time detection of anomalous objects in dynamic scene,” 18th International Conference on Pattern Recognit., 2006. ICPR 2006, vol.3, pp.1171–1174, 2006.
- [16] B. Scholkopf and E. Smola, “Kernel principal component analysis,” in Advances in Kernel Methods — Support Vector Learning, pp.327–352, MIT Press, 1999.
- [17] Y. Kawanishi, I. Mitsugami, M. Mukunoki, and M. Minoh, “Background image generation by preserving lighting condition of outdoor scenes,” Procedia — Social and Behavioral Sciences, vol.2, no.1, pp.129–136, 2010.
- (平成 22 年 10 月 8 日受付, 23 年 2 月 21 日再受付)



川西 康友 (学生員)

平 18 京大・工・情報卒. 平 23 同大学院情報学研究科博士後期課程研究指導認定退学. 背景画像推定, 人物追跡, カメラ間人物対応付けに関する研究に従事.



満上 育久 (正員)

平 13 京大・工・電気電子卒. 平 19 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程了. 同年, 京都大学学術情報メディアセンター研究員. 平 22 大阪大学産業科学研究所助教. 博士 (工学). ジオメトリを中心としたコンピュータビジョン, 画像理解, 対象抽出・追跡等に関する研究に従事.



美濃 導彦 (正員: フェロー)

昭 53 京大・工・情報工学卒. 昭 58 同大学院博士課程了. 同年工学部助手, 昭 62~63 マサチューセッツ州立大学客員研究員, 平元京都大学工学部附属高度情報開発実験施設助教授, 平 7 同教授, 平 9 京都大学総合情報メディアセンター教授, 平 14 京都大学学術情報メディアセンター教授. 工博. 画像処理, 人工知能, 知的コミュニケーション関係の研究に従事. IEEE, ACM, 情報処理学会, 画像電子学会, 日本ロボット学会各会員.