

時空間テクスチャを用いた背景モデルによる動体検知法

弓場 $\hat{\mathbf{a}}^{\dagger a}$ 三好 雅則 $^{\dagger b}$ 藤吉 弘亘 $^{\dagger tc}$ 村井 泰裕 $^{\dagger \dagger \dagger d}$

Moving Object Detection with Background Model Based on Spatio-Temporal Texture

Ryo YUMIBA^{†a)}, Masanori MIYOSHI^{†b)}, Hironobu FUJIYOSHI^{††c)}, and Yasuhiro MURAI^{†††d)}

あらまし 背景差分は動体検知の一般的な手法として広く適用されてきたが,背景に大きな変化が発生したと きに,背景の変化と動体の進入を判別することが依然として課題である.そこで本論文では,動画像中の小領域 内のアピアランスの情報に加えてモーションの情報を反映した時空間テクスチャの Space-Time Patch 特徴量を 用いることによって,背景の変化への追従性を高めた背景モデルによる動体検知の手法を提案する.また本論文 では評価実験において,屋外で日照が変化し樹木が揺れるシーン,屋内の天井照明が頻繁に明滅するシーン,屋 外に面したエスカレータから乗客の身体が乗り出すシーンの三つのシーンにおいて,提案手法が従来手法より良 好に動体を検知した結果を述べる.また,提案手法を構成する三つの構成要素の有効性の有無,及び構成要素が 有効性を発揮する条件を評価した結果を述べる.

キーワード 動体検知,背景差分,Space-Time Patch

1. まえがき

背景差分は動体検知の手法として一般的であり,多 くの監視システムに適用されてきた.背景差分による 動体検知は,入力画像を事前に準備した背景モデルと 照合して,入力画像のうち背景モデルに適合しない部 分を動体として検知する手法である.この背景差分に よる動体検知には,動体の形状や運動等に事前知識を 必要としない利点がある.一方で背景差分による動体 検知には,背景に変化が生じた場合に背景の変化と動 体の進入の判別が困難という課題がある.背景の変化 には多様なバリエーションがあるが,大別すると日照

[†] (株)日立製作所日立研究所,日立市
Hitachi, Ltd., Hitachi Research Laboratory, 7–7–1 Omika,
Hitachi-shi, 319–1292 Japan
†† 中部大学大学院工学研究科情報工学専攻 , 春日井市
Department of Computer Science, Chubu University, 1200
Matsumoto, Kasugai-shi, 487–8501 Japan
^{†††} (株)日立情報制御ソリューションズ,日立市
Hitachi Information & Control Solutions, Ltd., 5–1–26
Omika, Hitachi-shi, 319–1221 Japan
a) E-mail: ryo.yumiba.xp@hitachi.com
b) E-mail: masanori.miyoshi.br@hitachi.com
c) E-mail: hf@cs.chubu.ac.jp

d) E-mail: yasuhiro.murai.jw@hitachi-ics.co.jp

の変化や天井の照明の切換のような画面上の大域的な 変化と,風に揺らぐ樹木や水面の揺らぎなどによる画 面上の局所的な変化がある.

これまでに背景の変化を吸収して動体を検知するた めの種種の背景モデルが提案されてきた.これらの背 景モデルの生成には,大別すると二つのアプローチが ある.背景モデルの生成の一つ目のアプローチは,画 像の最小単位である画素の変化を,過去の観測情報に 基づいた統計分布でモデル化する手法である[1],[2]. この画素を単位とした背景モデルには,草木や水面の 揺らぎのような画像上で局所的に生じる頻繁な明度の 変化を統計分布によって吸収できる利点がある.一方 で,画素単位の背景モデルには,日照の強さの変化の ような画像上の大域的な変化が短時間に発生すると, 背景の統計分布が短い時間で変化してしまうために追 従が困難という課題がある.

背景モデルの生成の二つ目のアプローチは,画像上の小領域内のテクスチャを照明の変化に頑健な特徴量 でモデル化する手法である[3],[4].この小領域の単位 の背景モデルには,日照の強さの変化のような画像上 の大域的な変化を,特徴量の頑健さによって吸収でき る利点がある.一方で小領域の単位の背景モデルには, 草木や水面の揺らぎのような画像上の局所的な変化が 短時間に強く発生すると,小領域内のテクスチャが複 雑に変化するために追従が困難という課題がある.

背景モデルの生成には,画素の単位と小領域の単位 の両方の背景モデルを組み合わせた手法も提案されて いる[5].この手法は,画素の単位と小領域の単位の検 知結果の論理積をとって誤検知を抑止するものである が,画面上の一つの場所を2通りの手法で信号処理す ることが冗長で,背景モデルが複雑となり調整すべき パラメータが増加する課題がある.また,処理時間が 二つの手法の合計となり増加する課題がある.

ここで背景モデルの頑健さを高める一つのアプロー チに時空間の特徴記述が提案されている.文献[6]は, 文献[1]の画素の明度の確率分布モデルを時空間の隣 接画素の明度との同時確率に拡張することで,信号雑 音や局所的な背景の変化への頑健さを高めている.文 献[7]は,部分空間による小領域内の明度変化のモデ ルを時空間に拡張することで,夜間の照明の変化への 頑健さを高めている.文献[8]は,小領域内の特徴量の 計算に時間予測した画素の明度を適用することで,急 しゅんな日照の変化への頑健さを高めている.また小 領域の単位の特徴量から頑健な背景モデルを構築する アプローチとして,小領域内の特徴量を複数状態の統 計分布でモデル化する方法が提案されている[9],[10].

本論文では,動画像中の小領域内の「アピアランス (見え)」と同時に「モーション(動き)」の情報を併 せ持った時空間テクスチャを特徴量に用いて,複数状 態の統計分布により様々な種類の背景の変化に対して 頑健な背景モデルを構築し,それに基づく動体検知法 を提案する.本論文における背景モデルは,小領域内 のアピアランスの情報を以て画像上の大域的な背景の 変化に追従すると同時に,従来のアピアランスの情報 による小領域を単位とした背景モデルでは吸収が困難 であった,画像上の局所的な背景の変化をモーション の情報で吸収するアプローチをとる.

以下 2. では,本論文の提案手法で用いる時空間テ クスチャの Space-Time Patch (以下 ST-Patch と略 記)特徴量について述べる.次に 3. では,ST-Patch 特徴量から背景モデルを生成し,背景差分により動体 を検知する方法について述べる.次に 4. では,本論 文の提案手法の有効性を評価した実験について述べる. 次に 5. では,本論文の提案手法における三つの構成 要素の有効性の有無及び有効性を発揮する条件を評価 した実験を述べる.最後に 6. では,本論文のまとめ を述べる.

2. ST-Patch 特徴量

2. では,本論文の提案手法における時空間テクス チャの ST-Patch 特徴量について述べる.ST-Patch 特徴量は,Shechtman らが提案している動画像中の小 領域内におけるアピアランスとモーションを捉えた特 徴量である[11].この ST-Patch 特徴量は,映像中の 特定動作の抽出[11]のほか,イベントの検出[12],異 常挙動の検出[13],動作の識別[14],移動方向別の物 体抽出[15],映像中のカット編集点の推定[16],映像 中のシーン境界の検出[17],[18],歩行状態の識別[19] 等への適用例が報告されてきた.

ST-Patch 特徴量は,動画像の小領域における各画 素の濃度のこう配値の統計量から求められる.動画像 中のある画素のx軸,y軸の空間方向の濃度のこう配 値 (P_x, P_y) と,t軸の時間方向の濃度のこう配値 P_t を合わせて時空間の濃度のこう配値 (P_x, P_y, P_t) とす ると,小領域内の濃度のこう配値の二次モーメントは 式 (1)に示す行列Mの要素となる.

$$M = \begin{bmatrix} \sum P_x^2 & \sum P_x P_y & \sum P_x P_t \\ \sum P_y P_x & \sum P_y^2 & \sum P_y P_t \\ \sum P_t P_x & \sum P_t P_y & \sum P_t^2 \end{bmatrix}$$
(1)

式 (1) の行列 M は Gram 行列と呼ばれる.行列 Mの左上の 2×2 の時間方向の成分を含まない要素は, 動画像中の小領域内のアピアランスの傾向を反映す る.行列 M の 3 行目と 3 列目の時間方向と空間方向 の両方の成分を併せ持った要素は,動画像中の小領域 内のモーションの傾向を反映する.ST-Patch 特徴量 は,式 (1) より求められる行列 M の行列要素を構成 要素とする.ただし,行列 M は対称行列であるため, ST-Patch 特徴量は式 (2) に示す行列 M の重複しな い行列要素の六次元のベクトルとなる.

$v = \left[\sum P_x^2, \sum P_x P_y, \sum P_y^2, \sum P_x P_t, \sum P_y P_t, \sum P_t^2\right]$ (2)

ST-Patch 特徴量は,アピアランスの要素を以て見 えが異なる物体を区分する傾向をもつ.また,モーショ ンの要素を以て,静止している物体と変化している物 体の区分と,変化している物体の間で変化の仕方が異 なるものを区分する傾向をもつ.表1にST-Patch 特 徴量の例として,樹木の同じ部分の(a)静止したとき と(b)風に揺れるとき,及び路面の同じ部分の(c)日

	-						
AND IN THE REAL PROPERTY AND INCOMENT		V_1	<i>v</i> ₂	<i>V</i> ₃	<i>V</i> ₄	V5	v_6
5		$\sum P_s^2$	$\sum P_x P_y$	$\sum P_{j}^{2}$	$\sum P_x P_t$	$\sum P_y P_r$	$\sum P_t^2$
	(a) Still Tree	68.3	1.1	38.4	-0.2	0.1	0.6
L P	(b) Waving Tree	66.5	-11.7	52.7	1.8	-1.3	1.7
	(c) Road under Stable Sunlight	0.7	-0.1	0.6	0.0	0.0	0.0
Patch on Tree (a)(b)	(d) Road under Transiting Sunlight	1.4	-0.1	0.7	-0.4	0.0	1.2
Patch on Roa (c)(d)	d Ap	pearan	ce Com	ponents	; Moti	on Com	ponents

表 1 ST-Patch 特徴量の数値例 Table 1 Example values of ST-Patch features.

照が安定しているときと (d) 日照が変化しているとき の数値例を示す.小領域のサイズは横 15 画素 × 縦 15 画素 × 5 フレームとした.表1のST-Patch 特徴量 $\{v_i\}_{i=1\sim6}$ には,下記の傾向が認められる.

・時間変化の有無によらず,樹木及び路面でアピ アランスの要素は分離.

((a) と(b) 及び(c) と(d) の v_{1,2,3} の比較)

・時間変化があるとモーションの要素が増大.

((a) と(b) の v_{4,5,6}, (c) と(d) の v₆ の比較)

・日照の変化と樹の揺れとでモーションの要素が 相異((b)と(d)の v_{4,5,6}の比較)

3. ST-Patch 特徴量を用いた動体検知法

3. では ST-Patch 特徴量を使って,動的に変化する 背景の背景モデルを生成して動体を検知する方法を述 べる.まず 3.1 では,背景の変化の状態が複数ある場 合を想定して,背景モデルを ST-Patch 特徴量の混合 正規分布により生成する方法を述べる.次に,3.2 で は入力画像の ST-Patch 特徴量を背景モデルと比較し て,動体を検知する方法を述べる.最後に3.3 では, 背景の変化の時間推移に追従するために,背景モデル を漸進的に更新する方法を述べる.

ST-Patch 特徴量と混合正規分布による動的 な背景モデルの生成

背景の変化には,エスカレータのステップのように 同一方向かつ一定速度の移動を継続する定常的なもの もあれば,吹く風の強さに応じてランダムに揺れる樹 木の枝や雲の移動につれて変化する日照の強さのよう に非定常なものがある.また,背景の変化には,複数 の変化が組み合わせて発生する状況も考えられる.そ こで本論文の提案手法では,定常や非定常といった背 景の変化の種別によらず,背景の変化のバリエーショ ンが有限個内に収まることを前提条件において,式 (2)で求めた ST-Patch 特徴量の混合正規分布により 背景モデルを生成する.ここで,混合正規分布の数式 を式 (3) 及び式 (4) に示す.

$$p(x) = \sum_{i=1}^{M} w_i p_i(x)$$
(3)

$$p_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \sigma_i^{-1}(x-\mu_i)\right\}$$
(4)

式 (3) 及び式 (4) において p(x) は確率変数 x が混合 正規分布に属する確率密度, $p_i(x)$ は確率変数 x が i番目の正規分布に属する確率密度, w_i , μ_i , σ_i はそれ ぞれ, i 番目の正規分布の重み係数, 平均, 標準偏差 である.本論文の提案手法では, ST-Patch 特徴量の 各要素 $\{v_i\}_{i=1\sim6}$ それぞれが独立して, 個別の混合正 規分布に従うと仮定する.混合正規分布のパラメータ w_i , μ_i , σ_i は, EM アルゴリズムを用いて事前に収集 した背景のサンプル映像から計算しておく.なお,計 算した各パラメータが背景モデルとして適切であるた めには,背景のサンプル映像の時間幅に,背景の変化 のバリエーションの大半を包含する十分な長さが必要 である.

背景の変化は大半の場合において画像上の場所ごと に異なるので,以上述べた ST-Patch 特徴量の混合正 規分布のパラメータは,画面上を所定サイズで均等に 分割したブロックごとに計算する.

3.2 ST-Patch 特徴量による背景モデルを用いた 動体検知

本論文の提案手法では入力映像が与えられたとき, 動画像の各フレームから検知エリア内のST-Patch 特 徴量を抽出し,3.1 で求めた背景モデルの混合正規分 布から乖離したブロックを前景として検知する.本論 文の提案手法が時空間の小領域内の特徴量を捉えるた め,この前景は動体及び動体の残像(動体が直前のフ レームで通り過ぎた跡)から構成される.以下に,本 節の処理のステップを述べ,概要を図1に示す. [Step1] 入力映像の各フレームにおいて,検知エリ ア内の各ブロックのST-Patch 特徴量を計算する. [Step2] Step2. Step1のST-Patch 特徴量の各要 素 $\{v_j\}_{j=1\sim6}$ を確率変数 x とおいて,式(3)のx が 背景モデルに属する確率密度と所定のしきい値 θ の大 小を式(5)で比較する.

 $p(x) > \theta \tag{5}$

[Step3] Step3. ST-Patch 特徴量 $\{v_j\}_{j=1\sim 6}$ の全 要素で式 (5) が満たされれば, ST-Patch 特徴量は背



- 図 1 ST-Patch 特徴量による背景モデルを用いた動体検 知の概要
- Fig.1 Overview of moving object detection using background model based on ST-Patch features.

景モデルに適合するとして,そのブロックを動体無と 判定する.反対に,要素 $\{v_j\}_{j=1\sim 6}$ の中で一つでも式 (5)が満たされない場合,ST-Patch 特徴量は背景モデ ルに適合しないとして,そのブロックを動体有と判定 する.

[Step4] Step4. Step3 で動体有と判定したプロック の数が,しきい値 π 個以上あれば動体有の候補フラグ を ON にする. π の値は,事前に動体に想定する大き さに応じて定めておく.

[Step5] 動体有の候補フラグの ON が, しきい値 ρ 以上のフレームで連続すれば発報を出力する.しきい 値 ρ の値は, 事前に Step4 の判定の確からしさから定 めておく.

3.3 ST-Patch 特徴量による背景モデルの更新

背景が変化するシーンの一例として,屋外において 日照条件が変化するシーンでは,背景の変化の仕方が 時間ごとに異なる.また,風によってランダムに樹木 が揺れるシーンでは,樹木の揺れ方のサンプルを事前 にくまなく収集しておくことは困難である.そこで, 本報告の提案手法では,時間経過による背景の変化の 推移に追従していくために,動体検知を行う間に,背 景モデルの混合正規分布を少しずつ更新する方法を とる.

背景モデルの更新において背景の変化が非定常的な 場合,時間経過とともに変化が消滅したり,新たな変 化が発生することが予測できる.また背景モデルの更 新において,特性が近い変化は冗長であり一つに統合 することが望ましい.そこで本報告の提案手法の背景 モデルの更新には,混合正規分布中の正規分布に消滅/ 追加/統合の条件分岐をもたせた以下の手法を適用し た[2].図2に以下のステップの概要図を示す. [Step1] 入力映像のST-Patch 特徴量 {v_j}_{j=1~6} が



図 2 ST-Patch 特徴量による背景モデルの更新の概要 Fig. 2 Overview of updating background model based on ST-Patch features.

背景に属するか否かを,3.2のStep2の方法で判定 する.

[Step2a] Step1 で背景に属すと判定した場合,確 率変数 *x* にもっとも近い *i* 番目の正規分布の重み係 数 *w_i*,平均 μ_i,標準偏差 σ_i を,所定の更新率 α と 式 (6) 及び式 (7) で更新する.

$$w'_{i} = (1 - \alpha)w_{i} + \alpha$$

$$\mu'_{i} = (1 - \eta)\mu_{i} + \eta x$$

$$\sigma_{i}^{2'} = (1 - \eta)\sigma_{i}^{2} + \eta (x - \mu_{i})^{T} (x - \mu_{i})$$
(6)

$$\eta = \alpha p_i(x) \tag{7}$$

[Step2b] Step1 で背景に属さないと判定した場合, 正規分布の数 *M* が最大値 *M_{max}* 未満であれば,平均 を *x*,重み係数と標準偏差を所定値 *w_o*,*σ_o* とした一 つの正規分布を混合正規分布に追加する.

[Step3] 以下の基準で,微小なあるいは冗長な正規 分布を削除する.

・重み係数が所定値 *w_{min}* 未満であれば, ノイズ とみなして削除する.

・二つの正規分布の平均が近い場合,片方を削除 して一つに統合する.

[Step4] 正規分布の重み係数 {*w_j*}の総和が1になるように正規化する.

以上の背景モデルの更新が有効に機能するためには, 新たな背景の変化がある程度の時間幅で継続すること が条件となる,これは新たな変化に対して,Step3で 正規分布を追加した後に,その正規分布の重み係数を Step2a で何度か更新して大きくしなければ,式(5)の 背景モデルに属す条件の成立に寄与しないためである.

また,以上の背景モデルの更新が有効に機能するに は,動体に対して大きな重み係数の正規分布が出現し ないように,動体の移動速度に対して十分小さく更新 率 α を適切に設定する必要がある.

4. 提案手法の有効性の評価実験

4. では以下,4.1 で実験概要,4.2 で3 シーンの評 価映像の概要,4.3 で実験結果の例,4.4 で2 種類の 定量評価の結果,4.5 で処理時間の評価結果,4.6 で プロックのサイズの影響の評価結果を述べる.

4.1 実験概要

本論文の評価実験は,三つのシーンを対象に実施した.評価実験では,アピアランスの特徴量を用いた従来手法として,正規化距離[4]を濃淡画像に適用した動体検知を同時に評価した.なお,正規化距離による動体検知のアルゴリズムは,3.2 で述べた検知エリアの範囲,検知エリア内のブロックの分割,及びブロック単位で動体の有無を判定した後段の処理(3.2のStep4及びStep5)は,ST-Patch特徴量による手法と条件を共通にした.また,正規化距離による動体検知では,背景生成用の映像の平均画像を背景画像として,各画素を式(7)と同じ更新率 α によるInfinite Impulse Response (IIR)フィルタで更新した.なお,更新率 α は4.の評価実験を通じて0.01とした.

その他のパラメータとして,映像のサイズは横 320 画素 × 縦 240 画素,フレームレートは 30 fps に対し て,ST-Patch 特徴量のブロックのサイズは横 15 画 素 × 縦 15 画素 × 5 フレーム,正規化距離のブロッ クのサイズは横 15 画素 × 縦 15 画素とした.また, ST-Patch 特徴量の混合正規分布の正規分布の数は, 背景モデルの生成時に3,更新時に最大 10 とした.

定量評価では,まず評価映像の各フレームにおい て,動体が十分な大きさで存在するフレームを動体あ り,残りのフレームを動体なしとし,動体の有無と発 報の有無を比較して,True Positive(TP,動体あり で発報あり),True Negative(TN,動体なしで発報 なし),False Positive(FP,動体なしで発報あり), False Negative(FN,動体ありで発報なし)を判定し た.次に,全フレームの判定の結果から,式(8)で計 算した Recall と Precision を評価指標とした.

$$\operatorname{Recall} = \sum \operatorname{TP} / \left(\sum \operatorname{FN} + \sum \operatorname{TP} \right)$$
(8)



図 3 屋外のシーンの背景生成に用いた映像のサンプル Fig. 3 Example frames of outdoor scene used to generate background model.

$$Precision = \sum TP / \left(\sum FP + \sum TP \right)$$

加えて, Recall と Precision の総合評価として,両 者の調和平均で計算される F-Measure を評価指標と した.

4.2 評価映像の概要

4.2.1 屋外のシーンの評価映像の概要

一つ目の評価実験では,PETS2001 で公開された画 面の中央部に樹木がある屋外のシーンの評価映像を対 象とした[20].この評価映像では間断的に風が吹き, 画面の中央部の樹木は吹く風につれて非定常的に揺れ て局所的な変化となっている.この評価映像では上空 の雲の動きにつれて,日照の強度が短時間の間に大き く変化し,これが画像上の大域的な変化となっている.

この評価映像では,特に背景の変化が激しい樹木の 付近を検知エリアに設定した.また樹木の近くを通る 人物を動体検知の対象とした.

この評価映像には,学習用と評価用の二つの映像が 用意されているので,学習用の映像を用いて背景モデ ルを生成し,評価用の映像を用いて動体検知の性能を 評価した.背景モデルの生成では,学習用の映像のう ち検知エリア内に人物がいない1179フレームを抜粋 して生成に用いた.図3に,この背景モデルの生成に 用いた映像のサンプルを示す.この評価映像では,評 価用の映像の全 6255フレームのうち,人物が十分な 大きさで映っている1359フレームを動体あり,それ 以外のフレームを動体なしとした.

なお,樹木の揺れの強さは,背景モデル生成用の映 像では樹の葉だけが揺れる程度の弱い揺れしかほぼ出 現しないが,動体検知の評価用の映像では樹の葉に加 えて樹の枝が揺れる強い揺れが出現していた.

4.2.2 天井照明のシーンの評価映像の概要

二つ目の評価実験では,実験室内の天井照明を頻繁 に明滅させるシーンの公開映像[21]を対象にした.こ の評価映像では実験室内の天井に複数の照明があり, 天井照明の明滅があると画面中の明度は数フレームの



図 4 天井照明のシーンの背景生成に用いた映像のサン プル

Fig. 4 Example frames of ceiling light scene used to generate background model.

短期間に急しゅんに変化する.この評価映像では,画 面の全体的な明るさは点灯している天井照明の数に 応じて変化し,これが大域的な変化となっている.一 方,この評価映像における画面中の個別の物体の明る さは点灯している照明の場所と物体表面の法線方向の 位置関係に応じて変化し,これが局所的な変化となっ ている.

この評価映像では,公開映像の前半665フレーム の人物が進入しない部分から背景モデルを生成した. 図4に背景モデルを生成した映像のサンプルを示す. 図4において画面の中央部には棒状の立体物があり, 天井照明の変化に応じて特に強く明度が変化している.

この評価映像では,明度の変化が顕著な画面の中央 部の棒状の立体物の周囲に検知エリアを設け,検知エ リアを横切る人物を動体検知の対象とした.

この評価映像では,評価映像の後半1981フレーム を評価対象とし,検知エリア内に人物が十分な大きさ で映っている99フレームを動体有,それ以外のフレー ムを動体無とした.

4.2.3 エスカレータのシーンの評価映像の概要

三つ目の評価実験では、実験設備のエスカレータに おいてハンドレールから乗り出す乗客の身体を動体検 知の対象とした.この評価映像中のエスカレータには 屋外に面した大きな窓が傍にあり、差し込む日照の強 さが時間とともに推移する.この日照の強さの変化に よってハンドレール及びハンドレールの外側の金属部 の明度及び明度むらは変化し、これが画像上の大域的 な変化となっている.またこの評価映像では、ステッ プに乗客がいると窓を通した外光により乗客の影が発 生し、ハンドレール外側の金属部に差し込む.ステッ プ上の乗客の影はステップの運行速度に応じて移動し、 これが画像上の局所的な変化となっている.

この評価映像では,ハンドレールから乗り出さない 乗客が1人通過する映像から背景モデルを生成した. 図5に,背景モデルを生成した映像のサンプルを示す.



図 5 エスカレータのシーンの背景生成に用いた映像のサ ンプル

Fig. 5 Example frames of escalator scene used to generate background model.



図 6 屋外のシーンの検知結果の例 Fig. 6 Example results in outdoor scene.

この評価映像では,評価映像の全3250フレームの うち,乗客の身体が十分な大きさではみ出た215フ レームを動体あり,それ以外のフレームを動体なしと した.乗客が乗り出す挙動には,乗り出す部分を頭部, 腕部,上体のようにバリエーションをもたせた.また, 影のでき方に違いができるように,乗客の人数を複数 人の場合と1人の場合のケースで行った.

4.3 実験結果の例

4.3.1 屋外のシーンの実験結果の例

図6に4.2.1の屋外のシーンの評価実験の結果の代 表例を示す.図6の2列目と3列目において,画像の 中央の樹木にまたがる四角形の描画は検知エリア,検 知エリア内の小さいプロックの描画は動体有と判定し たプロックを示す.また,図6の2列目と3列目の画 像の左上の角には,そのフレームの動体の有無と発報 の有無の比較結果を記した.

図 6 の (1) は,風が強くなり樹木の葉の揺れが徐々



図 7 天井照明のシーンの結果の例 Fig.7 Example results in ceiling lights scene.

に大きくなりだしたフレームである.図6の(2)は 図6の(1)の後に風が強くなり,背景の生成時よりも 樹木が強く枝までが揺れ出したフレームである.図6 の(3)は,図6の(2)の後も強い樹木の揺れが継続し た289フレーム後である.図6の(4)は,図6の(3) から後に急激に日照が弱くなったフレームである.な お,図6の(1)から(4)のいずれにおいても,動体(人物)は存在しない.

図 6 において,正規化距離による手法では,(1)か ら (4) で四つの False Positive の結果を得た.一方, ST-Patch 特徴量による手法では,(1)(3)(4) で三つ の True Negative と (2) で一つの False Positive と いう正規化距離より良好な結果を得た.補足すると, ST-Patch による手法では (2)から (3) ヘフレームが 進むにつれて,背景を誤検知したブロックの数は減少 し, False Positive のフレームの発生頻度も減少した. この False Positive の減少は 3.3 の背景更新の効果と 考えられる.

図6の代表例に示す以外の傾向としては,ST-Patch 特徴量による手法は人物が樹木に近いと失報する傾向 が見られた.また正規化距離による手法は,人物が樹 木に近いとき,及び人物の身体の一部の濃淡値が路面 に近いとき失報する傾向が見られた.

4.3.2 天井照明のシーンの実験結果の例

図7に4.2.2の天井照明のシーンの評価実験の結果の代表例を示す.図7において,画面中央の四角形は検知エリアを示す.

図 7 の (1) は画面中央の付近を照らす天井照明以外 の照明が全て消灯した直後である.図 7 の (2) は図 7



図 8 エスカレータのシーンの動体検知の結果の例 Fig. 8 Examples results in escalator scene.

の(1)で消灯していた天井照明を全て点灯した直後で ある.図7の(3)は,点灯する天井照明が少なく暗い 状況で,暗い服のコントラストが低い人物が横切った 場面である.

図 7 において,正規化距離による手法では,(1) と (2) で二つの False Positive と(3) で一つの False Negative の結果となった.一方で,ST-Patch 特徴量によ る手法では,(1) と(2) で二つの True Negative と(3) で一つの True Positive という良好な結果を得た.な お図 7 の(3) において,ST-Patch 特徴量による手法 では,3.2 で述べた動体の残像を検知する特性によっ て,左から進入した人物が棒状の構造物に遮へいされ る以前の残像の部分(図中の人物の左傍)のブロック を多数検知することで,良好に True Positive の結果 を得た.

図 7 の代表例以外の傾向として,ST-Patch 特徴量 による手法は,全8回の天井照明の明滅のうち2回で, 明滅の直後の数フレームの間だけ誤報することがあっ た.一方,正規化距離による手法は,全8回の天井照 明の明滅のうち5回で明滅の直後及びしばらくの間に 誤報していた.

4.3.3 エスカレータのシーンの実験結果の例

図8に4.2.3のエスカレータのシーンの評価実験の結果の代表例を示す.図8において,帯状の四角形はハンドレールの外側の金属部に設けた検知エリアを示す.

図 8 の (1) は複数の乗客が乗り出すことなく通過した場面である.図 8 の (2) は乗客が検知エリア付近に 到達する以前の場面である.この図 8 の (1) と (2) に

	正規化距離(%)				パラメータ			
	Recall	Precision	F-Measure	Recall	Precision	F-Measure	π	ρ
屋外	76	41	53	92	79	85	10	3
天井 照明	64	26	37	91	94	92	20	3
エスカ レータ	78	34	47	90	70	79	10	3

表 2 実験結果の例における評価指標 Table 2 Evaluation indexes from example of results.

おいて,正規化距離による手法は背景生成時と動体検 知時の間で乗客の数や乗客の姿勢が違うことによって, 発生する影の形状が異なっていた.図8の(3)は,乗 客の腕がはみ出したフレームである.図8の(3)にお いて,乗客の腕の明度は背景の金属部と近く,両者の コントラストは低くなっていた.

図 8 において,正規化距離による手法では,(1) と (2) で二つの False Positive と(3) で一つの False Negative の結果となった.一方で,ST-Patch 特徴量によ る手法では,(1) と(2) で二つの True Negative と(3) で一つの True Positive という良好な結果を得た.

図8において,ST-Patch特徴量による手法が(1) の影の誤検知を抑止と(3)の乗り出した乗客の検知を 両立しているのは,時空間中の濃度のこう配の強度や 方向に両者間の差異を捉えたためである.ただし図8 の代表例よりも乗客の数が多い場合や乗客の姿勢の変 化が大きい場合,乗客の影が背景モデルの生成時のも のから大きく乖離して,影の誤検知の抑止と乗り出し た乗客の検知の両立が困難なケースがあった.

なお,エスカレータのシーンのように動体が一定速 度で検知エリアを通過するシーンでは,動体の ST-Patch 特徴量が通過する間に均一に近い値をとる.そ こで,3.3の背景モデルの更新では,動体の特徴量が 背景モデルに高い重み係数で混入しないように,更新 率 α を十分に小さく設定する必要がある.

4.4 定量評価の結果

4.4.1 実験結果の例の指標評価

表 2 に 4.2 の 3 シーンの実験結果の例から計算した 三つの評価指標(Precision, Recall, F-Measure)及 び定量評価時の π (3.2 の Step4 を参照) と ρ (3.2 の Step5 を参照)の値を示す.この π と ρ は, 屋外のシー ンにおいて検知結果が良好になるように設定した後, 他のシーンでは必要に応じて調整を加えた.表 2 より 三つのシーンのいずれにおいても, ST-Patch 特徴量 による手法が正規化距離による手法よりも,評価指標 全てで上回るとともに,特に Precision と F-Measure で大幅に優れたこと分かる.表 2 の上から順に Precision で 38%, 68%, 36%, F-Measure で 32%, 55%, 32%, 前者が後者より優れる. 三つのシーンにおいて 画像上の背景には様々な種類の局所的並びに大域的な 変化が出現することを考えると, ST-Patch 特徴量に よる手法は正規化距離による手法よりも頑健に背景の 変化を吸収可能と考えられる.

4.4.2 Precision Recall 曲線による評価

4.2 の三つの評価映像を対象に,定量評価として Precision Recall 曲線を求めた. Precision Recall 曲 線は,ある手法の複数の動作点における Precision と Recall を結んだグラフである. Precision Recall 曲線 においては,グラフが右上にあるほど,その手法が優 れた認識性能を発揮したことを示している.

評価対象の手法は,4.4.1 で述べた (i)ST-Patch 及 び (ii) 正規化距離を用いた手法と,(iii) 小領域の単位 の更新型 RRC (Radial Reach Correlation) と画素単 位の Parzen 推定の二つの背景モデルの複合 [5] を用い た手法の合計三つ手法とした.(iii) は,大域的及び局 所的な背景の変化に頑健な従来手法として評価した.

(iii)の背景モデルは、画素単位で動体を検知するため、検知エリア内で検知した画素の総和がしきい値を超えることを、フレームごとの検知の条件とした(3.2,Step4参照).(iii)の背景モデルのパラメータは、RRCの背景の更新率 α を (i) と (ii)と共通で 0.01とした以外、文献 [5] 中の値を用いた.

Precision Recall 曲線上の複数の動作点を求めるに は,(i)の手法ではST-Patch 特徴量のしきい値(式(5) の θ),(ii)の手法では正規化距離のしきい値を変化 させた.また,(iii)の手法では,更新型 RRC 及び Parzen 推定それぞれの画素単位の検知のしきい値の 組合せで変化させた.動作点が十分な範囲に分布しな い場合は,更に補助的に(i)と(ii)の手法では検知し たプロックの数のしきい値(3.2のStep4の π)を, (iii)の手法では検知した画素の数のしきい値を変化さ せた.

なお,(i)と(ii)の手法では複数の動作点を求めるた めにしきい値は10通り変えた.一方,(iii)の手法で は,二つのしきい値を5通りずつ変えた組合せで25 通り変えた.(i)と(ii)の手法は,(iii)の手法よりも 10/25の少ない回数で特性を測ることができた.

Precision Recall 曲線の計算結果を図 9 に示す.ま ず(i) 及び(iii) の手法と(ii) の手法を比較すると,三 つのシーンいずれにおいても,前者のグラフは後者の グラフよりも常に右上にあることが分かる.特に屋外



図 9 三つのシーンにおける Precision Recall 曲線 Fig. 9 Precision Recall curves for three scenes.

と天井照明のシーンで顕著である.これは,局所的な 背景の変化に対して頑健な特性をもつ前者ともたない 後者の差と考えられる.

次に,(i)と(iii)の手法を比較すると,三つのシー ンいずれでも,(i)の手法のグラフが(iii)の手法のグ ラフよりほぼ常に右上にあるが,屋外との天井照明の シーンでの差は小さいが,エスカレータのシーンでの 両者の差は大きい.定量的に F-Measure の最大値で 比較すると,屋外と天井照明とエスカレータのシーン の順番に,(i)の手法が88%,93%,87%,(iii)の手 法が83%,89%,73%,両者の差が5%,4%,14%で あった.

ここで,エスカレータのシーンでは,(i)と(iii)の どちらの手法も,ステップの移動により一定速度で検 知エリアを通過する乗客の影の誤検知が強く影響して いる.(iii)の手法は Recall が 100%付近では(i)の手 法と同等の Precisionを発揮するが,誤検知を低減し て Precisionを向上するには,多数の失報の増加が伴 い Recall が大きく低下する.その一方で(i)の手法で は,Precisionの向上に伴う Recall の低下は小さい. これは,(i)の手法の時空間の特徴量よる背景モデル が,エスカレータの乗客の影のような一定速度で動く 背景の誤検知の抑止に有効性をもつためと考えられる.

4.5 処理時間の評価

本論文の提案手法の処理時間を評価した.本論文の 提案手法の処理時間は検知エリアが大きいほど長いの で,最も検知エリアが大きい4.2.2の天井照明のシー ンを評価対象とした.同シーンの検知エリアの大きさ は,QVGAの画面上で158 画素 × 112 画素である. 2.5 GHzのCore i5 プロセッサの1コアを用いたとき の本論文の提案手法の処理時間は10.7 msであった. この処理時間は映像フレームの間隔33.3 msより十分 に短く,本論文の提案手法は実時間処理が可能である.

同シーンにおける 4.4.2 の (iii) の手法の処理時間 は, 文献 [5] に記載の処理時間から検知エリアの面積と



Fig. 10 Block size effect of ST-Patch on evaluation Indexes.

プロセッサの動作周期より換算すると16.3 ms である. 本論文の提案手法とこの処理時間を比較すると,本論 文の提案手法の処理時間は,局所的並びに大域的な背 景の変化に頑健な従来手法と比較して短いといえる.

4.6 ブロックのサイズの影響の評価

4.2.1 の屋外のシーンを例にとって,本論文の提案 手法の縦と横の空間的なブロックのサイズ及び時間的 なブロックのサイズが,評価指標に与える影響を評価 した結果を図 10 に示す.図 10 において黒枠で囲っ たブロックのサイズは, 4.3 から 4.5 までの評価実験 で用いたサイズである.図10(a)において,空間的 なブロックのサイズが変化すると Recall と Precision は変化するが,総合的な F-Measure はブロックのサ イズが7から25画素の広い範囲でほぼ一定である. また図 10(b) において,時間的なブロックのサイズ についても 2 から 15 frame の広い範囲で, Recall と Precision は変化しても F-Measure はほぼ一定である. この評価結果より,本論文の提案手法には,時間的及 び空間的なブロックのサイズの影響を受けにくい特長 があるといえる.また,この評価結果とブロックの空 間的並びに時間的なサイズと検知可能な動体の大きさ 並びに速さの間に相対関係があることを考慮すると, 本論文の提案手法には動体の大きさや速さの影響を受 けにくい特長があると考えられる.

5. 提案手法の構成要素の評価実験

5. では,背景の変化の吸収を目的として備えた,本 論文の提案手法の三つの構成要素の有効性の有無の評 価,及び有効性を発揮する条件を評価した実験につい て述べる.ここで本論文の提案手法における三つの構 成要素とは,(1) ST-Patch 特徴量によるモーション の情報の抽出(2.),(2) 混合正規分布による背景モデ ルの生成(3.1),(3) 動体検知中の背景モデルの更新



図 11 提案手法と比較手法の Precision Recall 曲線 Fig. 11 Precision Recall curves of the proposed method and the compared methods.

(3.3) である.4.の評価実験では,最終的な動体検知 の結果を評価するため,三つの構成要素のうちどの要 素が有効であるのか,またどの要素がどのような条件 で有効であるのかが不明である.そこで 5.の評価実 験は,各構成要素の評価を以下の手順で行う.

・本論文の提案手法から一つの構成要素の特質を排除した三つの比較手法を作成する (5.1).

・本論文の提案手法と三つの比較手法の間で, Precision Recall 曲線を比較する.比較の結果から,各構 成要素の有効性の有無を評価する (5.2)

・Recall を同一にそろえた条件で,背景の変化の状態別の False Positive の発生数を本論文の提案手法と 比較手法とで比較する.比較の結果から,各構成要素 が有効性を発揮する条件を評価する(5.3).

5.1 構成要素に対応した比較手法の作成

本論文の提案手法の三つの構成要素それぞれに対応 した比較手法を以下のように設定した.

比較手法1 (特徴量のモーションの情報を排除)

背景モデルの生成と動体の検知において,ST-Patch 特徴量からモーションの成分(式(2)の第 4~6項)を排除して,アピアランスの成分(式(2) の第1~3項)のみを使用する.

比較手法2(背景モデルの多峰性を排除)

混合正規分布の代わりに単峰のガウス分布で背景 モデルを生成する.また,背景の更新において,新 たな正規分布を追加しない(3.3の Step2b 参照). 比較手法3(背景モデルの更新を排除)

背景モデルを動体の検知の間に更新しない.

5.2 構成要素の有効性の評価

4.2.1 の屋外の評価映像を対象に Precision Recall 曲線を図 11 (a) に示すように求めた.図 11 (a) より, Precision が 100%付近から Recall が 100%付近まで の広い範囲にわたって,本論文の提案手法が三つの比

表 3 提案手法と比較手法の誤報要因

Table 3 Error factors of the proposed method and the compared methods.

樹の揺れ	日照の変化	提案手法	比較手法1		比較手法2		比較手法3		フレーム数
dan.	無	0	0	差無	0	差無	0	差無	1693
***	有	0	0	差無	0	差無	0	差無	872
22	無	13	309	+296	37	+24	23	+10	1046
33	有	22	321	+299	46	+24	50	+28	666
24	無	138	389	+251	213	+75	∗ 234	+96	1319
归	有	124	282	+158	241	+117	🖌 229	+105	800
無	ANY	0	0	差無	• 0	差無	0	差無	2565
弱弱	ANY	35	630	+595) 83	+48	• 73	+38	 1712
強	ANY	262	671	+409	454	+192	◀ 463	+201	✓ 2119
彩	談数	297	1301	+1004	537	+240	536	+239	6396

較手法よりも常に右上側にあり優れた認識性能を発 揮したことが分かる.よって,本論文の提案手法の三 つの構成要素は,いずれも背景の変化の吸収に有効で あることが分かる.特に図 11 (b)の拡大図のように Recall が 90~100%の高い検知率の領域に着目すると, Recall が 90~93%の間はどの比較手法も Precision が 同程度だが,Recall が 93~100%の区間では比較手法 1の Precision が他の比較手法よりも低い.これは後 者の区間において,比較手法1に対応した構成要素 1 の効果が大きいことを示す.

5.3 構成要素が有効性を発揮する条件の評価

4.2.1 の屋外の評価映像を対象に,Recall の条件を 揃えた動作点において,背景の変化の状態別の False Positive を本論文の提案手法と三つの比較手法とで比 較した.Recall の動作点には,Recall 95%を選択し た.この Recall 95%は,Recall を高く設定するとき ほど False Positive の発生数が多くなり本論文の提案 手法と比較手法との差が出やすくなるが,Recall を過 度に高く設定すると動体検知の感度が過敏になり偶発 的なノイズによる False Positive が両者の差に影響す る傾向があったことを考慮してバランスをとり設定し た動作点である.

一方,背景の変化の状態は,4.2.1 の屋外の評価映 像における大域的な変化である日照の強度の変化の有 無と,同映像の局所的な変化である樹木の揺れの有無 でラベル付けした.ただし,樹木の揺れは強弱で変化 の様子が大きく変わるので,変化があるときには,弱 い揺れ(樹の葉だけが揺れる程度)と,強い揺れ(樹 の葉に樹の枝や幹が揺れる程度)に細分した.

以上の手順で求めた本論文の提案手法並びに比較手法 1~3 の背景の変化の状態別の False Positive の発 生数を表 3 に示す.表 3 において,比較手法 1~3 の 左列は False Positive の絶対数,右列は本論文の提案 手法と比較した差分である.表 3 において,日照の変 化の ANY の列は,日照の変化があるときとないときの合計である.

表3において,ある条件を変える前後に着目したときに,False Positiveの差分が顕著に増加する部分を 太枠とハッチング及び両者を結ぶ接続線で示す.この とき.三つの比較手法いずれにも.顕著に増加する部 分が見られた.これは本論文の提案手法の三つの構成 要素が,特定の条件にて特に有効性を発揮することを 示す.以下にその条件について述べる.

構成要素1(特徴量のモーションの情報)

比較手法1の実験結果において,樹の揺れがない ときには日照の変化の有無によらずFalse Positiveの 差はない.一方,揺れの強弱によらず樹の揺れがある ときはFalse Positive が大幅に増加する(日照の強度 の変化の有無の合計で,樹の揺れが弱で+595,強で +409).以上より,特徴量の動きの成分は,樹の揺れ のような局所的な変化の吸収に大きく有効である.

構成要素2(背景モデルの多峰性)

比較手法2の実験結果において,樹の揺れが強いときに日照の強度の変化がないときよりも(+75)あるとき(+117)の方がFalse Positiveの増加が大きい.以上より,背景モデルの多峰性は,多様な背景の変化の吸収に有効である.

また,日照の強度の変化の有無の合計で,樹の揺 れが弱いとき(+48)よりも強いとき(+192)の方が False Positive の増加が大きい.以上の比較結果に強 い樹の揺れが背景モデルの生成時に出現しないことを 加えると(4.2.1を参照),背景モデルの多峰性は新た な背景の変化への追従に有効である.

構成要素3(背景モデルの更新)

比較手法3の実験結果において,日照の強度の変化 があるときとないときの合計は,樹の揺れが弱いとき (+38)よりも強いとき(+201)の方がFalse Positive の増加が大きい.以上の実験結果に強い樹の揺れが背 景モデルの生成時に出現しないことを加えると(4.2.1 を参照),背景モデルの更新は新たな背景の変化への 追従に有効である.

6. む す び

本論文では,アピアランスとモーションの情報を併 せ持った時空間テクスチャの ST-Patch 特徴量を用い た背景モデルによる動体検知の手法を提案した.また 評価実験において,モーションの情報をもたないアピ アランスの情報のみを用いた従来手法の一例に挙げた 正規化距離との実験結果の比較より,提案手法が画面 上の局所的及び大域的な背景の変化を吸収して良好に 動体を検知する有効性を示した.また,本論文の提案 手法と,三つの構成要素(特徴量のモーションの情報, 背景モデルの多峰性,背景モデルの更新)を排除した 比較手法との実験結果の比較より,上記の三つの構成 要素が全て背景の変化の吸収に有効であること,及び 各構成要素が有効性を発揮する条件を明らかにした.

ただし,本論文の提案手法は検知エリアを単位とし た動体検知であるために,動体に関する情報を抽出で きない.本論文の提案手法を発展させて,背景が変化 する環境において動体の位置や大きさや動線等の情報 を頑健に抽出することを今後の課題に挙げる.

謝辞 本論文のアルゴリズムの研究開発に多大な貢 献を頂いた数井誠人氏に謹んで感謝の意を表する.ま た,本論文のエスカレータの評価映像の収集に御協力 頂いた,株式会社日立ビルシステムの山口伸一朗氏と 山崎浩氏に謹んで感謝の意を表する.

献

文

- A. Elgammal, D. Harwood, and L. Davis, "Nonparametric Model for Background Subtraction," 6th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2000.
- [2] 島田敬士,有田大作,谷口倫一郎,"適応的な分布数の増 減法を利用した混合ガウス分布による高速な動的背景モデ ル構築"信学論(D),vol.J90-D, no.9, pp.2606-2614, Sept. 2007.
- [3] 佐藤雄隆,金子俊一,丹羽義典,山本和彦, "Radial Reach Filter (RRF) によるロバストな物体検出",信学論(D-II), vol.J86-D-II, no.5, pp.616-624, May 2003.
- [4] 長屋茂喜,宮武孝文,藤田武洋,伊藤 渡,上田博唯,"時間相関型背景判定法による移動物体検出"信学論(D-II), vol.J79-D-II, no.4, pp.568-576, April 1996.
- [5] 田中達也,島田敬士,谷口倫一郎,山下隆義,有田大作, "時空間特徴を考慮した動的背景モデル構築とそれに基づ く物体検出",画像の認識・理解シンボジウム(MIRU), pp.127–134, July 2009.
- [6] R. Vemulapalli and R. Aravind, "Spatio-temporal nonparametric background modeling and subtraction," ICCV Workshops VS2009, 2009.
- [7] Y. Zhao, H. Gong, L. Lin, and Y. Jia, "Spatiotemporal patches for night background modeling by subspace learning," Proc. IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2008.
- [8] A. Shimada and R. Taniguchi, "Hybrid background model using spatial-temporal LBP," IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance 2009, 2009.
- [9] M. Heikkila, M. Pietikainen, and J. Heikkila, "A texture-based method for detecting moving objects,"

BMVC, 2004.

- [10] T. Chen, C. Chen, C. Huang, and Y. Hung, "Efficient hierarchical method for background subtraction," Pattern Recognit., vol.40, pp.2706–2715, 2007.
- [11] E. Shechtman and M. Irani, "Space-time behaviorbased correlation OR how to tell if two underlying motion fields are similar without computing them?" IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.29, no.11, pp.2045–2056, 2007.
- [12] Y. Ke, R. Sukthankar, and M. Hervert, "Event detection in crowded videos," Proc. ICCV2007, pp.8–15, 2007.
- [13] 村井泰裕,藤吉弘亘,数井誠人,"時空間特徴に基づくエスカレータシーンにおける人の異常行動検知"パターン認識・メディア理解研究会(PRMU),pp.247-254, Sept. 2008.
- [14] M. Kazui, M. Miyoshi, S. Muramatsu, "Incoherent motion detection using a time-series gram matrix feature," International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp.1–5, Dec. 2008.
- [15] 村井泰裕,藤吉弘亘,金出武雄, "Space-Time Patch を 用いた物体の移動方向識別とセグメンテーション ? コン ピュータビジョンとイメージメディア(CVIM), vol.1, no.2, pp.21–31, July 2008.
- [16] T. Furukawa, H. Fujihoshi and A. Nomura, "A method for estimating cut-edit points in personal videos," IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME), 2010.
- [17] Y. Murai and H. Fujiyoshi, "Shot boundary detection using co-occurrence of global motion in video stream," International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2008.
- [18] 村井陽介,村井泰裕,藤吉弘亘,"映像の大域的変化と局 所的変化を用いたショット分割"コンピュータビジョンと イメージメディア(CVIM), pp.217-224, May. 2007.
- [19] 古川拓弥,藤吉弘亘, "First Person Vision のための STpatch 特徴を用いた自己動作識別,"パターン認識・メディ ア理解研究会(PRMU), pp.53–58, May. 2010.
- [20] 公開映像データ:ftp://pets.rdg.ac.uk/PETS2001/
- [21] 公開映像データ: http://limu.ait.kyushu-u.ac.jp/dataset/ (平成 22 年 9 月 28 日受付,1 月 31 日再受付)



弓場 竜 (正員)

1997 京大・工・電機卒.1999 同大大学 院工学研究科修士課程電子工学専攻了.同 年(株)日立製作所入社.画像処理・画像 認識に関する研究に従事.



三好 雅則

1988 京大・工・電気卒.1990 同大大学 院修士課程電気工学専攻了.同年(株)日 立製作所入社.コンピュータグラフィック ス,画像処理の応用システムの研究開発に 従事,情報処理学会,ACM 各会員.



藤吉 弘亘 (正員)

1997 中部大学大学院博士後期課程了. 1997~2000 カーネギーメロン大学ロボット工学研究所 Postdoctoral Fellow . 2000 中部大学講師を経て 2004 より同大学助教授. 2006 カーネギーメロン大学ロボット 工学研究所客員研究員. 工博.計算機視覚,

動画像処理,パターン認識・理解の研究に従事.2005 ロボカッ プ研究賞受賞.2008 第 5 回日本 e-learning 大賞奨励賞受賞. 情報処理学会,電気学会,IEEE 各会員.



村井 泰裕

2007 中部大・工・情報工学卒.2009 同 大大学院工学研究科情報工学専攻了.同年 (株)日立情報制御ソリューションズ入社. 画像情報処理・コンピュータビジョンに関 する研究に従事.情報処理学会会員.