

回帰推定による欠損距離画像の動作特徴量補正法

弓場 竜[†] 縣 禎輝[‡] 藤吉 弘亘[‡]

[†] 株式会社 日立製作所 日立研究所

〒319-1292 茨城県日立市大みか町 7-1-1

[‡] 中部大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200

E-mail: [†] ryo.yumiba.xp@hitachi.ac.jp, [‡] {a_y, hf}@vision.cs.chubu.ac.jp

あらまし 本稿では、距離画像による動作認識で人の一部が欠損した時に、欠損時と全身が映った時の動作特徴量の相関性を利用した回帰推定によって、動作特徴量を補正する方法を提案する。この補正を以て、画角の端部で人の一部がはみ出て欠損する状況をカバーして、動作認識の対象領域の拡大を狙う。提案手法では、まず距離画像中で動作している人から動作特徴量と人の位置を求める。次に人の位置に応じて、画角外にはみ出た部分の欠損量を計算する。最後に欠損量に応じた回帰係数を選択して、前記の動作特徴量から全身が映った時の動作特徴量を回帰推定する。実験室内の動作認識の基礎実験では、3種類の動作特徴量を対象に、提案手法の補正法でF値(F-measure)が改善する効果を確認できた。実験結果では、床面から600mmまでの上の部分が欠損する時に、動作特徴量を補正する場合では補正しない場合よりもF値が11.1%以上改善できた。

キーワード 距離画像 動作認識 回帰推定

A Compensation Method of Motion Features with Regression for Defective Depth Image

Ryo YUMIBA[†] Yoshiki AGATA[‡] and Hironobu FUJIYOSHI[‡]

[†] Hitachi, Ltd., Hitachi Research Laboratory Omika 7-1-1, Hitachi, Ibaraki, 319-129 Japan

[‡] Department of Computer Science, Chubu University, Matsumoto 1200, Kasugai, Aichi, 487-8501 Japan

E-mail: [†] ryo.yumiba.xp@hitachi.co.jp, [‡] {a_y, hf}@vision.cs.chubu.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a method for compensating motion features utilizing regression estimate based on correlation between motion features from deficient human bodies and from entire ones, when recognizing actions from persons whose bodies are partially deficient. This compensation is good for the situation when human bodies are partially protruding around the edge of view angle, and contributes to enlarge region coverage of action recognition. Firstly in the proposed method, motion features and position are calculated from an acting person in a depth image. Secondly, deficit length is calculated protruding out of the view angle, according to the position of the person. Lastly, motion features from an entire body are estimated with regression estimate from the motion features above, selecting regression coefficients according to the deficit length. Effectiveness for improving F-measure is confirmed with three kinds of motion features in a fundamental experiment in a laboratory. In the experimental results when human bodies are deficit from floor level to 600mm above the floor, F-measure is improved by more than 11.1% with the motion feature compensation comparing the case without compensation.

Keyword Depth Image, Action Recognition, Regression Estimation

1. はじめに

監視カメラの映像を動画像認識して、移動体や滞留物を自動検出するモニタリングシステムの普及が進んでいる。その発展形に、人の動作を認識して、暴行や事故といった行動を把握する手法の研究が進められ[1][2]、一部実用化されている[3]。このような行動把握が普及すれば、監視カメラの映像を意味的に集約して、監視者の目視確認の負担を軽減できる。

従来のカメラ映像の動作認識の手法は主に、映像中の局所の見えや動きを捉えた動作特徴量を利用していた。このような手法を広く普及するには、ロバストさが課題となる。適用範囲を屋内環境に絞っても、多地点で運用するには、照明のちらつき、影の差し込み、低照度時の撮像ノイズ等が動作特徴量に及ぼす影響をカバーする必要がある。

ロバストな動作認識の実現には、距離画像センサの

適用が有望である。距離画像センサは特殊な光学系を使って画像中の各画素の距離を計測するデバイスである。TOF(Time Of Flight) [4]や Light Coding[5]等の幾つかの方式がある。距離画像センサの距離情報には、外光や影等の外乱の影響を受けにくい特長がある。加えて、空間中の人の位置や形状を正確に捉えることで、認識精度の向上が期待できる。

ここで、距離画像センサによる動作認識を屋内環境のモニタリングに活用する場合、画角の狭さが課題となる。この用途では、従来の監視カメラと同様に天井付近から斜め下を向けた設置条件がユーザに受容され易く、このとき距離画像センサは画角が狭いために床面上の一点付近をスポット的に捉える。距離画像中で人の動作を捉える手法には、スケルトンの認識[6]や動作認識[7][8][9][10][11][12][13]が挙げられるが、人の位置を画角の中央に絞れるケースが過半であった。一方、行動把握では自発的な動作を対象とする為に、人の位置を絞ることは困難で、できるだけ広い領域のカバーが望まれる。先述の設置条件では、距離画像中で人が画面の中央から端部に移動するに連れて、人の身体の中で画角外の部分が欠損して、動作認識が困難になる。

そこで本稿では、人の一部が欠損した時と全身が映った時の動作特徴量の相関性を利用した回帰推定によって、動作特徴量を補正する方法を提案する。この補正では、人の一部が欠損した時の動作特徴量を全身が映った時に近付けることで、欠損の影響を軽減する。

2. 距離画像を用いた動作認識の従来法

距離画像を用いた動作認識の従来法のアプローチを簡単に述べる。また、人の一部が画角外にはみ出て欠損することが、従来法に及ぼす影響を述べる。

従来法では、可視のカメラ映像と同様に、人の局所的な見えや動きを反映した動作特徴量を抽出して、動作カテゴリを識別するアプローチが一般的である。Holtらは、距離画像のフレーム間差分中の差分画素の空間分布を使った特徴量を、Edit Distance法でカテゴリ判別してジェスチャ動作を認識している[7]。Liらは、人のシルエットを平面投影した輪郭の形状の特徴量を、動作状態の遷移モデルでカテゴリ判別して、屈む等の基礎的な動作を認識している[8]。池村らは、距離画像の小領域内の距離の最頻値の特徴量を、Joint-Boostingでカテゴリ判別して、棚から物品を取り出す動作を認識している[9]。Niらは、距離画像中のキーポイントの座標値や距離値や移動方向等を量子化したBOF (Bag of Feature)の特徴量、及びMHI (Motion History Image)のモーメントの特徴量を、SVM (Support Vector Machine)でカテゴリ判別して、掃除等の日常動作を認識している[10]。Schwarzらは、距離画像の背景差分で

求めたシルエット中のコーナ点の空間座標を特徴量として、多様体による状態遷移モデルに依るカテゴリ判別で、手を振る等の基礎的な動作を認識すると同時に動作する人のスケルトンを認識している[11]。

従来法には他にも、前段に[6]等で人のスケルトンを認識して、その関節位置等を動作特徴量に使うアプローチもある。Masoodらは、近接フレーム内の関節間の距離を動作特徴量として、動作カテゴリ毎の代表フレームとの類似度を用いたカテゴリ判別で、歩行等の基礎的な動作を認識している[12]。Wangらは、フレーム間の関節の移動量とスケルトン周辺の点群分布を動作特徴量として、MKL(Multiple Kernel Learning)でカテゴリ判別して、楽器の演奏等の物品が関与した動作を認識している[13]。

これら従来法では、動作する人の全身が画角内に収まるのが前提であった。距離画像センサの画角は狭いために、この前提は人の位置が画角中央の時は満たされても、画角の端部の時には満たされない。従来法では、画角の端付近の人では動作特徴量の一部が欠損する為に、動作カテゴリの判別が困難になる。この課題はジェスチャ動作[7]や特定個所の動作[9]を対象とする時は、事前に人の位置を絞ることで回避できるが、行動把握の様に人の位置が定められない用途では回避が困難である。

3. 回帰推定による動作特徴量の補正

本稿では、距離画像による動作認識で人の一部が欠損した時の課題に対して、欠損時と全身が映った時の動作特徴量の相関性を利用した回帰推定によって、動作特徴量を補正する方法を提案する。手法の概要を図1に示す。まず、距離画像から人の動作特徴量を計算する。同時に、人の位置を求めて、位置に応じた人の欠損量を計算する。最後に、欠損量に応じた回帰係数を選択して、前記の欠損した時の動作特徴量から全身が映った時の動作特徴量を回帰推定する。以下、詳細を述べる。

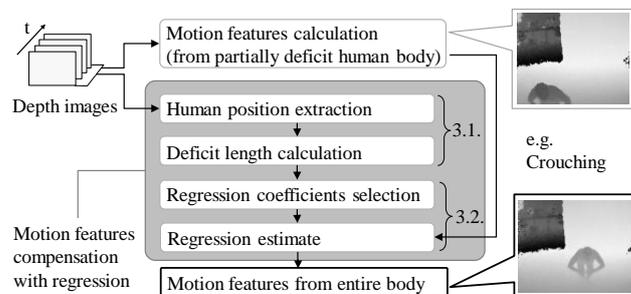


図1 回帰推定による動作特徴量の補正の概要

3.1. 人の位置に応じた欠損量の計算

人の位置は、距離画像から人のシルエットを抽出して、シルエット内の画素の距離値から求める。欠損量は、この人の位置と、距離画像センサの設置位置と設置角度と視野角を用いた幾何モデルから求める。

3.1.1. 人の位置の抽出

距離画像中のシルエットは背景差分で抽出する。距離画像の背景差分では、距離情報を使ってシルエットが高精度に抽出できる[6]。なお、背景は動作認識の事前に求めておく。

人の位置の計算には、まず図 2 の様にシルエット中の各点を空間中の点群と捉えて[14]、床面の法線が鉛直となるように座標変換する。次に、各点の床面 x - z 上の重心を求めて人の位置とする。

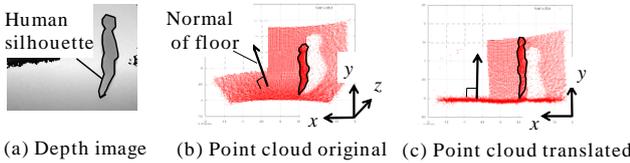


図 2 距離画像の点群の座標変換の例

3.1.2. 欠損量の計算

欠損量は、距離画像センサから人までの床面上の距離 L と、図 3 に示す距離画像の垂直視野角の幾何モデルから、式(1)の B で計算する。

$$B = \max(0, Y_c - L / \tan(90 - \theta - \omega / 2)) \quad (1)$$

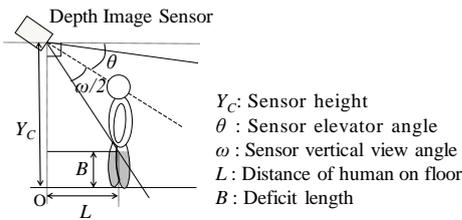


図 3 人の位置と欠損量の図示

なお B が 0 の時には、シルエットは画角内に収まって、欠損は無い。図 4 に欠損量毎の距離画像の例を示す。

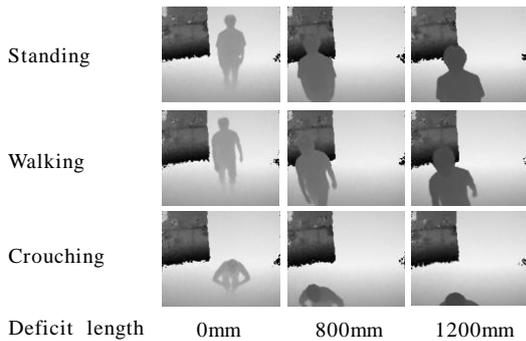


図 4 欠損量毎の距離画像の例

3.2. 欠損量に応じた動作特徴量の回帰推定

動作特徴量の回帰推定では、欠損量に応じた回帰係数を選択して、全身が映った時の動作特徴量を推定する。欠損量 B に応じた回帰係数の選択には、まず事前に用意した N 種類の欠損量のセット $\{B_1, B_2, \dots, B_N\}$ の中で、最も値に近い B_i を選択する。次に欠損量のセットに応じた回帰係数のセット $\{A_1, A_2, \dots, A_N\}$ から、 B_i に対応した A_i を選択する。最後に、欠損した時の動作特徴量を説明変数 \mathbf{x} 、全身が映った時の動作特徴量を目的変数 \mathbf{y} として、式(2)で回帰推定する。 μ_x 及び μ_y は \mathbf{x} 及び \mathbf{y} の平均値、 $\hat{\mathbf{y}}$ は \mathbf{y} の推定値を示す。

$$\hat{\mathbf{y}} = A_i (\mathbf{x} - \mu_x) + \mu_y \quad (2)$$

3.3. 欠損量に応じた回帰係数の計算の手順

回帰係数のセット $\{A_1, A_2, \dots, A_N\}$ は、事前に学習サンプルを用いて求めた、欠損量のセット $\{B_1, B_2, \dots, B_N\}$ 毎の動作特徴量から計算しておく。ここで欠損量 B_i の学習サンプルは疑似的に、全身が画角内に映った学習サンプルから、高さ B_i 以下の部分を除外して合成する。回帰係数 A_i は、欠損量 B_i の学習サンプルの動作特徴量の偏差平方和 $S_{xx,i}$ と、全身が映った学習サンプルの動作特徴量と欠損量 B_i の学習サンプルの動作特徴量の偏差平方和 $S_{xy,i}$ から式(3)で計算する。

$$A_i = S_{xy,i} S_{xx,i}^{-1} \quad (3)$$

ここで式(3)の $\hat{\mathbf{y}}$ は、説明変数 \mathbf{x} に対する目的変数 \mathbf{y} の変化を線形近似した時に、統計的に最小 2 乗で最適な推定値である。この回帰推定では、人の一部が欠損した時と全身が映った時とで動作特徴量に相関性があることを前提にする。例えば、屈伸時に脚部が欠損する状況では、前者で捉える上体の上下の動きと、後者が捉える脚部を含めた全身の屈伸の上下の動きは同期しているので、この相関性が存在すると考えられる。

3.4. 動作特徴量の相関性の検証

人の一部が欠損した時と全身が映った時の動作特徴量の相関性を検証した。図 5 (a)に、後節 5.1 の実験データから求めた、所定の欠損量の時と全身が映った時の動作特徴量の相関係数を示す。動作特徴量は、後節 4.2 で延べる 18 次元の動作特徴量の各要素である。図 5 (b)に代表値として、動作特徴量の各次元の平均値および最低値を示す。相関係数の範囲は 0 から 1 で、1 で一致、0 で無相関である。欠損量は 0 のとき全身が映り、0 から増加するに連れて床面から欠損する部分が増加する。図 5(a)では、どの要素の相関係数も、欠損量の増加に連れて単調減少するものの、減少の程度は緩やかである。これは、人の一部が欠損した時と全身が映った時の動作特徴量に相関性があることを示す。

図 5 (b)は、1050mm という大きな欠損量でも、最低 0.5、平均 0.6 の相関があったことを示している。

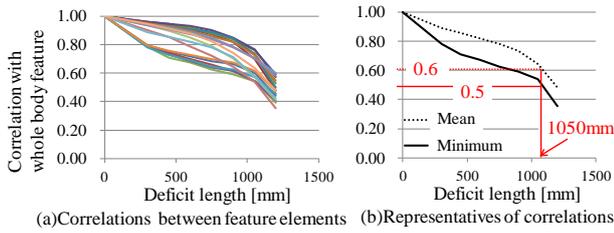


図 5 欠損量毎の動作特徴量の相関係数

4. 動作特徴量の補正を用いた動作認識

動作特徴量の補正を含めた提案手法の動作認識の全体の概要を図 6 に示す。まず前処理で、距離画像から人のシルエットを抽出して投影変換する。次に、見えと動きの動作特徴量を抽出する。次に、3. で述べた回帰推定で動作特徴量を補正する。最後に、動作特徴量から動作カテゴリを判別して、その結果を時系列でフィルタリングする。以下、詳細を延べる。

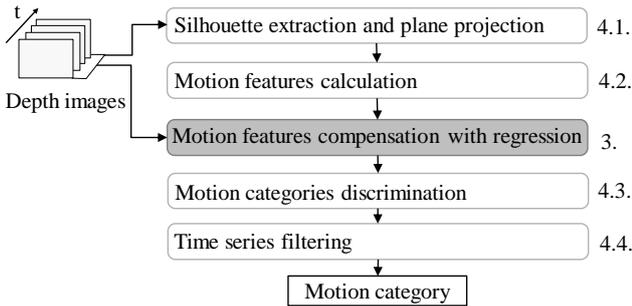


図 6 動作特徴量の補正を用いた動作認識の概要

4.1. 距離画像の前処理

距離画像の前処理では、図 7(a)の様に距離画像中の人のシルエットを背景差分で抽出した後、床面が鉛直となるようにシルエット中の点群を座標変換してから、図 7(b)の様に 3 つの座標平面に投影変換する。

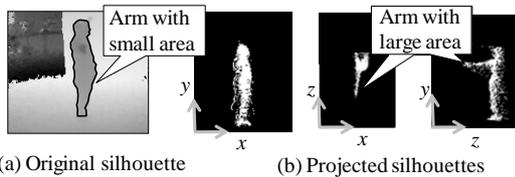


図 7 投影変換による距離画像の前処理

投影変換は各々 z , y , x 軸上の無限遠の仮想視点から見た画像に相当し、人の動きに伴う姿勢変化が捉え易くなる。特に、光軸方向の姿勢変化に有効で、図 7 の例では腕の面積が広がって特徴が捉え易くなって

いる。また、仮想視点が無限遠にある為に、画面内の位置による人の見え方の違いを小さく抑えられる。

4.2. 距離画像からの動作特徴量の抽出

提案手法には、距離画像中の人のシルエットの見えと動きを捉えた任意の動作特徴量を適用できる。ここでは一例に、MHI を用いた動作特徴量について述べる。

MHI は、画像上の変化の履歴を濃淡値で記録した特徴量である[15]。MHI を用いた動作特徴量は図 8 の様に、まず MHI の 1 時刻の断片から輪郭の方向のヒストグラムを計算する。次にこの断片の面積で、ヒストグラムのピンの総数を正規化する。この動作特徴量は、人のシルエット中で動いた部分の見えと動きの方向、および動きの大きさを反映する。

MHI による動作特徴量は、投影変換 3 つ各々で抽出する。ピン数が 6 のとき、動作特徴量は 18 次元となる。これを時間方向に拡張して情報量を増やす[17]。時刻の数が 6 のとき、動作特徴量は 108 次元である。

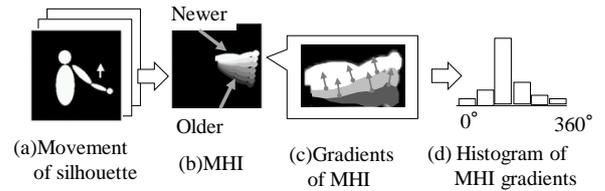


図 8 MHI を用いた動作特徴量

4.3. 動作特徴量の動作カテゴリの判別

動作特徴量から動作カテゴリを判別するには、LDA (Linear Discernment Analysis)による次元圧縮と kNN 法を用いる[17]。次元圧縮は、動作カテゴリの判別に寄与しない次元の削減によって、判別精度の向上を狙う。圧縮後の次元の選定は、LDA の固有値の寄与率 95% を基準とする。kNN 法は次元削減後の動作特徴量を、式 (4) の様に代表ベクトルとの距離が最小の動作カテゴリに判別する。式(4)において、 \mathbf{y} は動作特徴量、 \mathbf{v}_{ij} は i 番目の動作カテゴリの代表ベクトル $\{\mathbf{v}_i\} = \{\mathbf{v}_{i1}, \mathbf{v}_{i2}, \dots, \mathbf{v}_{iM}\}$ の j 番目の要素である。

$$\arg \min_i \|\mathbf{y} - \mathbf{v}_{ij}\| \quad (3)$$

この代表ベクトルは、事前に学習サンプルから LBG 法で求める[16]。この学習サンプルには、画角内に全身が映ったデータのみを適用する。

4.4. 動作カテゴリの判別結果の時系列判定

時系列判定では、直近の履歴中で同一の認識結果が最も長く継続した動作カテゴリを選択する。この判定で、動作特徴量の乱れ等による瞬間的な誤認識を削減する。履歴長は継続的な動作を対象として 15 にした。

5. 評価実験

提案手法の有効性を評価した実験について述べる。

5.1. 実験条件

距離画像センサには、一般的な TOF 方式のデバイスを用いた[4]。視野角は水平 41° 、垂直 36° である。距離画像のサイズは $160 \times 120[\text{pixel}]$ である。設置条件は、高さ 2.2m、俯角 25° とした。動作のカテゴリは図 9 の例の様に、屈伸、卒倒、揉合、振返、歩行、手振の 6 つとした。屈伸では、中腰で脚部を数回曲げ伸ばす。卒倒では、直立から床に突っ伏す。揉合では、向き合った 2 名が腕を掴みあって揉み合う。振返では、直立から後方に振返る。歩行では、その場で足踏みをする。手振では、両腕を水平から真上まで数回振る。動作の内、揉合は暴力行為、卒倒は事故といった異常動作の例、残りの動作は日常動作の例として選択した。また、距離画像センサに対する人の方向が動作認識に与える影響を考慮して、距離画像センサに対して正面と横向の 2 通りで行った。動作カテゴリの数は、動作の 6 種別に人物の 2 方向を組み合わせて 12 とした。動作に関わる人数は、揉合が 2 名、残りは 1 名である。

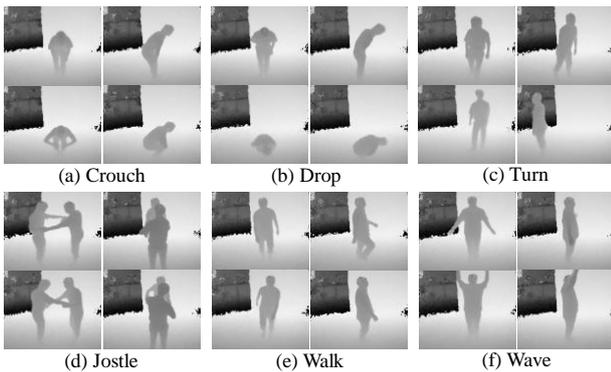


図 9 動作データの例 (左列:正面, 右列:横向)

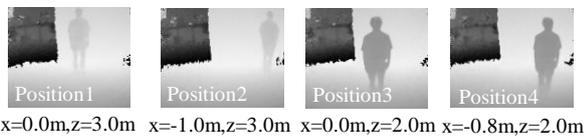


図 10 位置毎の距離画像のサンプル

人の位置は図 10 に示す 4 か所とした。データは、動作の種別が 12、人の位置が 4 つ、実験者が 3 名の組み合わせで 144 ケース取得した。欠損量毎のデータは、全身が映った時のデータから床面から所定の欠損量の高さまでの点群を除外して合成した。この方法で、300mm から 1200mm まで 150mm 刻みの欠損量のデータを取得した。データは 2 分割して、学習用を位置 2 と位置 3、評価用を位置 1 と位置 4 とした。なお、人が距離画像センサに近づくと連れて、人の大きさや傾

きは変化するが、これは図 7 の無限遠の仮想視点による投影変換の前処理で吸収できると考えた。

動作特徴量は、4.2 節の MHI, CHLAC[1], ST-Patch[2] の 3 つとした。CHLAC はフレーム間差分を複数の局所パターンと照合した 251 次元の特徴量である。ST-Patch は、時間方向および空間方向の濃度勾配のモーメントによる 6 次元の特徴量である。どの動作特徴量も、図 7 に示す 3 つの投影変換それぞれの成分のベクトル結合を動作特徴量とする。ST-Patch は[17]同様に時間方向に 6 フレーム累積した。

評価はフレーム単位の認識結果を対象とした。動作毎にフレーム毎の認識結果から Recall と Precision を集計した後、両者の調和平均の F 値(F-measure)を評価指標とした。比較の為に、動作特徴量を補正しない場合の F 値も計算した。

5.2. 実験結果

実験結果として、全動作カテゴリの平均の F 値を図 11 に示す。図 11 において、どの動作特徴量でも、欠損量が 0mm から 1200mm の全域で、回帰推定で補正した時の F 値が補正しない時の F 値よりも高いことから、提案手法の補正法は有効と考えられる。欠損量 600mm の時に着目すると、F 値の改善の幅は順に、16.2%、11.1%、50.6%であった。この 600mm の欠損量は、平均的な成人男性の股下の 800mm に近いので、脚部の動きがほとんど見えない状況に相当する。なお、ST-Patch の改善幅が特に大きいのは、他の 2 つの特徴量に無い見えの要素 (1 フレーム内の画像の特徴量) を含むためと考えられる。見えの要素では、補正が無い時は人の動きに依らず常に画角からはみ出た部分が欠損して小さくなるために、補正の効果が大きかったと考える。

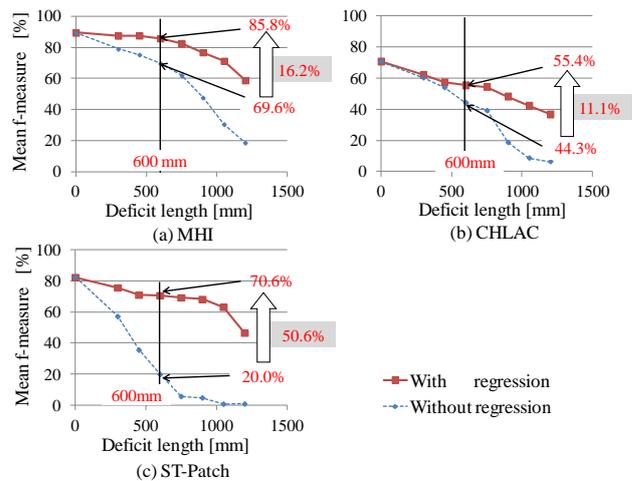


図 11 欠損量と平均 F 値の変化

5.3. 考察

MHI による動作特徴量を代表に、動作カテゴリ毎の

詳細な認識結果について考察した。表 1 に欠損量毎の F 値の変化量を示す。F 値の変化量は、全身が映った時（欠損量 0mm）の F 値からの差で求めた。表 1 から、変化量が特定カテゴリに集中したことが分かる。例えば、欠損量 600mm の時、平均の変化量は 3.6%減と小幅だが、横向の歩行および手振では 16.3%減、21.1%減と大幅である。これらの変化量は、横向の歩行から手振への誤認識が原因であった。なお、全身が映った時には、この誤認識は皆無であった。

表 1 欠損量と F 値の変化量

		欠損量ゼロ	欠損量毎のF値の変化量 %			
		のF値 %				
屈伸	正面	96.6	-0.8	-1.7	-2.9	-2.5
	横向	95.5	-3.1	-1.5	-1.0	-7.1
卒倒	正面	89.2	-2.5	-3.3	-4.9	-23.6
	横向	87.2	-7.6	-6.2	-4.8	-14.1
振返	正面	70.7	-0.1	0.5	11.3	7.3
	横向	98.5	-2.6	-4.2	-1.5	-0.2
揉合	正面	98.6	-0.5	-1.0	-0.3	0.4
	横向	78.2	-3.6	-4.7	-7.6	-3.7
歩行	正面	76.3	-1.1	-3.2	-4.4	-1.9
	横向	88.9	-0.9	1.8	-16.3	-32.5
手振	正面	88.3	6.4	4.3	4.0	2.6
	横向	96.1	-6.7	-4.4	-21.1	-24.8
全カテゴリ平均		89.4	-1.9	-1.8	-3.6	-7.0
はみ出し量 mm		-	300	450	600	750

平均よりも
10%以上低い

この誤認識の原因は、欠損量が大きて下半身の動きがあまり見えずに、上半身が主体の動作特徴量から全身の動作特徴量を回帰推定する時に、動作カテゴリ間で上半身の動きが似通ったためと考える。図 12 の例のように、欠損量 600 mm ではほぼ下半身が見えない。また、上半身の中で動きが大きな腕部に着目すると、どちらの動作カテゴリでも概ね上下に動く。

この様な特定カテゴリの精度低下には、事前に欠損量とカテゴリの条件別の F 値を求めておき、F 値の低下が顕著な条件では認識結果を無効化する方法が有効と考える。この方法を使えば、残りの条件を良好に認識できると考えられる。

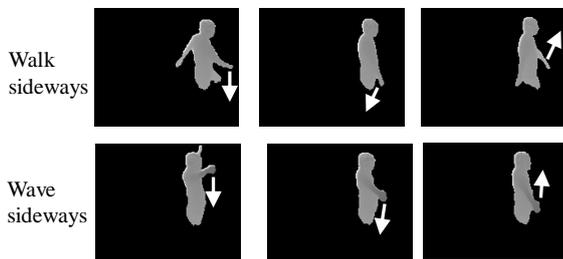


図 12 欠損量 600mm のシルエットの例

6. おわりに

本稿では、距離画像センサを使った動作認識の有効領域を広げるために、画角外に人の一部がはみ出て欠損した時の動作特徴量を回帰推定で補正する手法を提案した。また、基礎実験でその有効性を確認した。今

後の課題には、多様な向きの人の動作認識を挙げる。これには、距離画像中の人の向きを判別して、基準の方向を向いたときの動作特徴量に近付く様に補正する様な手法が有効と考える。ただし、窓を叩いて壊すなど所定の構造物に取る動作では、構造物を基準に座標変換すれば本稿の手法でカバーできると考えられる。

文 献

- [1] T. Kobayashi and N. Otsu, "Action and Simultaneous Multiple-Person Identification Using Cubic Higher-Order Local Auto-Correlation", In Proc. ICPR, p741-744, 2004
- [2] Y. Ke, R. Sukthankar and M. Hervert, "Event Detection in Crowded Videos", In Proc. ICCV, pp.8-15, 2007
- [3] 関真規人, 林健太郎, 谷口博康, 橋本学, 笹川耕一, "リアルタイム人物暴れ検出システム", SSII, pp.E-02-1-6, 2004
- [4] Mesa Imaging 社, <http://www.mesa-imaging.ch/>
- [5] Prime Sense 社, <http://www.primesense.com/>
- [6] J. Shotton, A. Fitzgibbon, M. Cook, T. Sharp, M. Finocchio, R. Moore, A. Kipman, and A. Blake, "Real-Time Human Pose Recognition in Parts from a Single Depth Image", In Proc. CVPR, 2011
- [7] M. Holte, T. Moeslund, P. Fihl, "Fusion of range and intensity information for view invariant gesture recognition.", In Proc. Workshop on Time-of-Flight based Computer Vision, 2008
- [8] W. Li, Z. Zhan, Z. Liu, "Action Recognition Based on A Bag Of 3D Points", In Proc. Workshop on CVPR for Human Communicative Behavior Analysis, 2010
- [9] 池村翔, 藤吉弘亘, "時空間情報と距離情報を用いた Joint Boosting による動作識別", 電学論 C, No.9, pp.1554-1560, 2010
- [10] B. Ni, G. Wang, P. Moulin, "RGBD-HuDaAct: A Color-Depth Video Database for Human Daily Activity Recognition", Workshop on Consumer Depth Cameras for Computer Vision, 2011
- [11] L. Schwarz, D. Mateus, N. Navab, "Manifold learning for ToF-based human body tracking and activity recognition.", In Proc. BMVC, 2010
- [12] S. Masood, C. Ellis, A. Nagaraja, M. Tappen, J. LaViola, R. Sukthankar, "Measuring and Reducing Observational Latency when Recognizing Actions", In Proc. Workshop on Human Computer Interaction, 2011
- [13] J. Wang, Z. Liu, Y. Wu, J. Yuan, "Mining Actionlet Ensemble for Action Recognition with Depth Cameras", In Proc. CVPR, 2012
- [14] Point Cloud Library: <http://pointclouds.org/>
- [15] G. Bradski and J. Davis. "Motion Segmentation and Pose Recognition with Motion History Gradients", In Proc. WACV, 2000.
- [16] Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray. "An algorithm for vector quantization design". IBBE Transaction on Communications, Vol.28, No.1, pp.84-94, 1980.
- [17] M. Kazui, M. Miyoshi, S. Muramatsu, "Incoherent Motion Detection using a Time-series Gram Matrix Feature". In Proc. ICPR, 2008