

画像特徴点運動に基づく カメラ視野内の加速度センサの位置推定と追跡

Localization and Tracking of an Accelerometer in a Camera View Based on Feature Point Tracking

槇 優一, 鏡 慎吾, 橋本 浩一

Yuichi Maki, Shingo Kagami, Koichi Hashimoto

東北大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

キーワード: センサフュージョン (Sensor Fusion), 加速度センサ (Accelerometer), 自然特徴点追跡 (Natural Feature Point Tracking), 正規化相互相関 (Normalized Cross Correlation), ベイズ推定 (Bayesian Estimation), カーネル密度推定 (Kernel Density Estimation)

連絡先: 〒 980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-01 東北大学 大学院情報科学研究科 鏡研究室,
TEL: 022-795-7021, FAX: 022-795-7019, E-mail: maki(at)ic.is.tohoku.ac.jp

1. はじめに

携帯情報端末やそれを利用するユーザの位置の特定とその追跡は, ユビキタスコンピューティング社会を実現するのに重要な技術の一つである^{1, 2)}. 端末やその人の位置情報を用いることで, 例えば監視システムや認証システムの機能強化, 位置情報を利用した SNS サービスなど, さまざまな分野への応用が期待できる.

現在, 端末や人の位置検出には, GPS を用いる手法が一般的である. しかし, GPS は屋内での利用が困難であるという問題がある. そこで, これまで屋内外を問わない特定の端末や人の位置検出に関する研究として, さまざまな研究が行われている. その例として, RFID (Radio Frequency Identification) を用いた LANDMARC³⁾ や, Wi-Fi 環境を利用した PlaceEngine⁴⁾, 超音波センサを用いた手法^{5, 6)} などがあるが,

それぞれ精度がメートルオーダーであることや, 特殊なセンサが必要であるといった問題点がある.

そこで, 比較的高精度に特定の対象のみを識別できる手法として, カメラを用いた視覚に基づく位置検出と識別に関する研究が広く行われている. カメラによる視覚情報を用いた個人認証の例として, 顔認証⁷⁾ や歩容認証⁸⁾ があげられる. しかしこれらの手法は, あらかじめ顔や歩容の個体情報を必要とし, 画像から瞬時に特定の対象を識別する場合は適用が難しい. 特に顔認識の場合は, 顔の向きや表情の変化に十分に対応できるとは言えない⁷⁾. また, QR コードなどのような 2 次元バーコードを用いて識別する手法も考えられるが, これらは常にカメラから直接見えている必要があり, 隠れが頻繁に生じる状況での安定した追跡は困難である.

一方で, MEMS 技術の進歩に伴い, 加速度セ

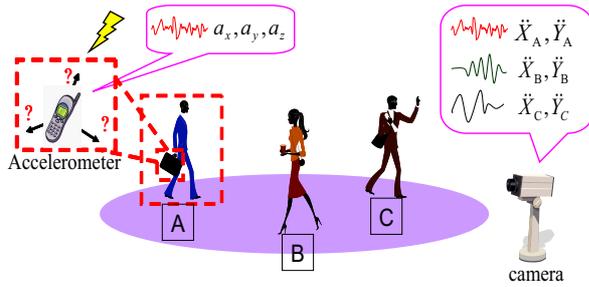


Fig. 1 本研究のイメージ．加速度センサの情報をもとに，カメラ視野内から加速度センサが存在する位置を推定し，その対象を追跡する．

ンサの小型化，軽量化，低コスト化が進んでいる．そのため，近年スマートフォンに代表される携帯情報端末には，加速度センサの搭載が一般的になりつつある．加速度センサが取得する情報はそれを所有する人の動きに関する情報であり，ゲームやジェスチャ認識など，さまざまな分野で利用されている．

このような背景から，我々は加速度センサの情報をカメラ画像中の追跡対象の運動と関連付けることで，カメラ画像中の追跡対象の中から，瞬時に特定の対象のみを識別する技術について研究を行ってきた^{9, 10, 11)}．

しかし，従来まで用いられていた手法では，色情報に基づいて追跡対象を定義し，加速度センサの運動情報と対応付けが取れた対象を識別するという手法がとられていた．そのため，実用化が制限される．さらに，事前に追跡対象を定義することにより，カラーマーカの運動と加速度センサの運動の関連性が著しく低い場合，例えば，特定の色の服を着た人を追跡対象として定義したにもかかわらず，加速度センサがその人の手持ちバッグの中に存在しているような状況では，識別が困難であるといった問題点がある．

そこで本研究では，追跡対象の見えに関する事前情報をなるべく用いず，画像全体からマーカレスで加速度センサを保持する対象を追跡するため，カメラ画像中から取得される多数の自然特徴点に対して加速度データの対応付けを行

う．毎時刻抽出される，加速度センサとの対応が取れた特徴点群から，加速度センサが存在する位置を推定し，加速度センサを有する対象の追跡を行う．

ここで，以下のような点を考慮しなければならない．

- 対応付けの処理を多数の自然特徴点に対して行うため，処理の高速化が必要である．
- 人物追跡等でみられる複雑な動きでは，カメラ画像中の自然特徴点は頻繁に消滅・再取得を繰り返すため，安定した追跡が困難である．
- 従来に対応付けでは，各対象は独立に対応付け処理が行われる．一方で，自然特徴点を対象とする場合は，近傍の特徴点の動きの関連性を考慮する必要があると考えられる．

これらの問題に対し，我々はこれまで，加速度データの対応付け手法の高速化と，安定した追跡が困難である自然特徴点への適用手法について提案を行ってきた^{12, 13)}．

本稿ではさらに，リアルタイムで抽出される加速度センサとの対応が取れた特徴点群から，カメラ画像中に存在する加速度センサの位置を推定し，加速度センサを保持する対象を追跡する手法について述べる．さらに，加速度センサの追跡実験を行い，本提案手法による加速度センサの追跡精度の評価を行う．

Fig. 1 に本研究の応用イメージを示す．本稿では1つの加速度センサの追跡に限定し，加速度センサを保持する対象を，カメラ視野内からマーカレスで特定の対象を追跡することを目的としている．

2. 加速度データの対応付け手法

本稿では，文献^{12, 13)}で用いた手法と同様の手法により加速度データの対応付けを行う．こ

ここではその概要を説明する．

加速度センサが取得するデータは，3 軸の加速度データ (a_x, a_y, a_z) であり，その座標は加速度センサに固定されているものとする．一方，カメラ画像中から抽出される各自然特徴点を毎時刻追跡することで， i 番目の特徴点のカメラ画像中での加速度 (\ddot{X}_i, \ddot{Y}_i) が得られる．ただし，カメラ座標 Y は重力方向と一致しているものとする．ここで，加速度センサは常に重力加速度を取得するが，その方向は加速度センサの向きによるため，時々刻々変化する．そこで，各特徴点の加速度データに重力加速度の成分を加えて重力加速度の成分を補償し，各特徴点の加速度のノルム a_{cam} と，加速度センサの取得する加速度のノルム a_{acc} の比較を行う．

これらの信号の対応付けには，時間ウィンドウ N_{ws} にわたる正規化相互相関を用いる．文献 9, 10, 11) で用いた手法では，正規化相互相関の計算に FFT (Fast Fourier Transform) を用いていた．しかし，それでも 1 対象の正規化相互相関の計算に $O(N_{\text{ws}} \log N_{\text{ws}})$ の計算量を要する．そこで，正規化相互相関 r_t の計算式を展開して各構成要素を整理し，

$$r_t = \frac{S_{\text{acc-cam}} - \frac{S_{\text{acc}}S_{\text{cam}}}{N_{\text{ws}}}}{\sqrt{S_{\text{acc-acc}} - \frac{S_{\text{acc}}^2}{N_{\text{ws}}}} \sqrt{S_{\text{cam-cam}} - \frac{S_{\text{cam}}^2}{N_{\text{ws}}}}} \quad (1)$$

のように変形し，毎時刻得られる計算結果から再帰的に求めることとした．ここで， S_{acc} ， S_{cam} ， $S_{\text{acc-acc}}$ ， $S_{\text{cam-cam}}$ ， $S_{\text{acc-cam}}$ はそれぞれ， a_{acc} ， a_{cam} ， a_{acc}^2 ， a_{cam}^2 ， $a_{\text{acc}}a_{\text{cam}}$ の時間ウィンドウ N_{ws} にわたる総和とし，これらはすべて再帰的に計算することができる．これにより，1 対象の正規化相互相関の計算を $O(N_{\text{ws}})$ で行うことができる．

2 つの信号の間には，未知の時間遅れ \tilde{m} が存在している．そのため， a_{acc} と a_{cam} を時間シフト m だけずらして正規化相互相関 $r_t(m)$ の計算を行う．すると， $r_t(m)$ の最大値が発生する時間シフト \hat{m} が， \tilde{m} に一致すると期待される．しかし，実際には 2 つの信号に連動性が無

い場合でも， $r_t(m)$ は瞬間的に大きな値を示していた．そこで，文献 9, 10, 11) では，2 つの信号の連動性が高い場合， $r_t(m)$ のピークが時間的に一貫して同じ時間シフト上で発生することに着目し，毎時刻観測される相関値を尤度とみなして¹⁴⁾，逐次的ベイズ推定に基づく対応付け手法を提案している．しかし，文献 9, 10, 11) で提案した手法では，時間遅れ \tilde{m} を推定するために，相関値の計算が可能な時間シフト全点について相関値の計算を行っている．

そこで，文献 12, 13) において，加速度センサのデータとカメラ画像を取得する時刻の計測するなどして，あらかじめ 2 つの信号間の時間遅れを既知として補正することができれば， \tilde{m} と，その前後 2 つの時間シフト $\tilde{m} + \tau$ ， $\tilde{m} - \tau$ における相関値を計算するだけで，相関値の時間遅れの真値上でのピークの一貫性を評価できることを確認した．これにより，1 対象あたりの対応付けにかかる計算コストをさらに削減することができた．

本稿では，文献 12, 13) で提案した手法を用い，毎時刻抽出される多数の自然特徴点に対し加速度データの対応付けを行う．

3. 安定追跡が困難な自然特徴点運動への適用

カメラ画像中から抽出される自然特徴点の追跡には，Kanade-Lucas-Tomasi 法¹⁵⁾ を用いる．このような手法で自然特徴点の追跡を行う場合，特徴点の安定した追跡は困難である．特に，今回対象とする人物追跡等で見られる複雑で激しい動きを伴う場合，自然特徴点は短時間で消滅・再取得を繰り返すことが予想される．したがって，文献 9, 10, 11) で用いていた，一定の時間ウィンドウにわたる正規化相互相関の計算が困難であると考えられる．

そこで，文献 12, 13) で提案したとおり，一定の時間ウィンドウが確保できるまでは，時間ウイ

ンドウをその特徴点が継続して追跡できた時間として正規化相互相関を計算する．しかし，その間の相関値は信頼できる値とはいえない．そこで，逐次的ベイズ推定において，相関値の観測結果から定められる尤度関数による観測更新の，事後確率への寄与を小さくするように定めることとした．

また，従来の手法では，各運動対象の加速度センサとの対応付けはそれぞれ独立して行われていた．しかし，自然特徴点に対して対応付け処理を行う場合，近傍の特徴点はそれぞれ同じ運動対象から抽出された特徴点である可能性が高いため，近傍の特徴点の対応付け結果を反映させる必要がある．そこで，追跡に失敗し新たに抽出された特徴点は，仮にその点が安定して追跡できていたと仮定すれば，近傍の追跡できている特徴点と似たような動きをしていたと考えられる．したがって，新しく抽出された点の対応付けを行う際に，逐次的ベイズ推定で用いる事前確率と尤度関数を，近傍の特徴点をもつ情報で初期化する必要がある．そこで，文献^{12, 13)}で用いた方法と同様に，新しく抽出された特徴点の初期値は，画像を格子状に区切り，その格子の中で最も対応付け結果の良いもので初期化することとした．

4. 対応付けのスコア

前後のフレーム間で追跡される自然特徴点の，加速度データの対応付け結果は，文献^{12, 13)}で用いた，以下の式

$$\text{score} = 1 - \{p(\tilde{m}_t - \tau|Z_t) + p(\tilde{m}_t + \tau|Z_t)\} \quad (2)$$

で定義される評価値を用いる．ここで， $p(m_t|Z_t)$ は，その時刻までの相関値の全観測 Z_t が得られたとき，時間遅れが m_t である事後確率である．この評価値は，逐次的ベイズ推定によって得られた事後確率の，時間遅れの真値 \tilde{m} からの平均 2 乗誤差を τ^2 で除して正規化したもの

を 1 から引いたものであり，加速度データの対応付け結果に応じて 0 から 1 までの値をとる．つまり，加速度センサの信号と特徴点の信号の相関値を毎時刻時間シフトをずらしながら計算した際に，時間シフトが \tilde{m} のときの相関値が時間的に一貫して高く出ている場合，1 に近い値をとる．したがって，この評価値が 1 に近い場合，その特徴点は加速度センサと動きの運動性が高いと判断することとした．

5. カーネル密度推定と Mean Shift を用いた加速度センサの位置推定^{16, 17)}

前節までの対応付け手法により，0 から 1 までの重みをもつ自然特徴点が散在するカメラ画像が毎時刻得られる．次に，この結果から，加速度センサを有する運動対象がどこに存在しているかを推定する手法について述べる．

第 1 節で述べたとおり，本稿ではカメラ視野内に存在する加速度センサは高々 1 つであるとしている．そこで，対応付け処理が施された各特徴点は，加速度センサの存在する確率密度分布からランダムにサンプルされたものであると仮定し，各特徴点をもつスコアを確率密度分布のサンプルとみなしてカーネル密度推定を行い，画像全体の加速度センサの存在確率密度分布を生成する．ここで，本研究では運動対象と加速度センサがともにカメラ視野内で運動していることを前提としているため，動きの少ない特徴点は，加速度センサが存在していない背景などの領域から抽出された点であるとして除外する．背景などの特徴点が存在しない領域には，加速度センサの存在する確率が判断できないため，一定の確率密度が存在するとして補間した．

さらに，得られた確率密度分布から，Mean Shift 法を用いてその極大点を求める^{16, 17)}．先に述べた，カメラ視野内に存在する加速度センサが高々 1 つであるという仮定から，Mean Shift

により得られた確率密度分布の極大点を，加速度センサが存在している位置と推定することとした．ここで，Mean Shift を開始する初期位置を適切に指定しなければ，Mean Shift による結果は，本来加速度センサが存在する位置とは異なる位置に収束する可能性がある．そこで，動きの少ない特徴点を除外した各特徴点を， k -means 法によりクラスタリングし，各クラスタに含まれる特徴点の重心を Mean Shift 探索の初期位置とした．

6. 加速度センサの検出判定

前節で述べた手法により，カメラ画像中から抽出される自然特徴点の追跡から，加速度センサを保持する対象の位置を推定する．ここで，得られた加速度センサの推定位置に加速度センサが正しく存在していることを判定する必要がある．そこで本稿では，以下の条件が満たされた時に加速度センサが推定位置に存在していると判断することとした．

- 加速度センサの動きが十分大きいこと．
- カメラ画像中に動きのある自然特徴点が 10 点以上存在していること
- Mean Shift の探索範囲内での，各特徴点のスコアの平均値が閾値以上であること．

1 つ目の条件は，加速度センサを保持している対象が静止していないことである．本稿では，運動する加速度センサが高々 1 つカメラ視野内に存在する状況で，加速度センサが保持されている対象をカメラ視野内から検出し追跡することを目的としている．そのため，加速度センサが静止している場合は検出を中断することとした．

2 つ目の条件は，カメラ視野内に運動する対象がある場合のみ，検出処理を行うことである．カメラ視野内に動きのある特徴点がない場合は，加速度センサの検出処理を行わないこととして

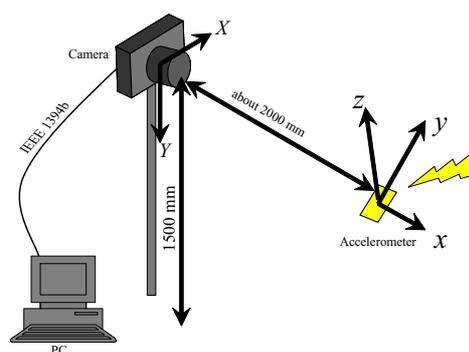


Fig. 2 実験環境の概略図．

いる．本稿で行った実験では，カメラ画像中から抽出される動きのある自然特徴点の個数が 10 個より少ない場合は，検出処理を行わないこととしている．

3 つ目の条件は，前節で述べた Mean Shift 探索範囲内での，各特徴点のもつスコアの平均値が閾値を超えていることである．本稿で述べる実験では，Mean Shift 探索を行う単位円内における動きのある特徴点のもつスコアの平均が閾値を越えたときに，加速度センサが正しく存在しているとして検出することとした．

7. 実験内容

カメラ視野内の複数の運動対象の中から，加速度センサを所持する対象のみを安定して追跡できるかについて検証を行う．本実験では，カメラ視野内を 2 人に歩行してもらう．片方の歩行者のズボンのポケットに加速度センサを入れ，加速度センサを保持する歩行者だけを安定して追跡できるか検証を行う．その際，簡単のため，2 人の歩行者は互いに交差したりカメラ視野外に出ることの無いように歩行してもらい，オクルージョンが生じないように歩行してもらう．2 人の歩行者が歩行を開始してから，1000 [samples] の加速度データとカメラ画像に対して検証を行う．

本実験は，Fig. 2 に示す環境で行う．使用したカメラは Point Gray Research 社の Dragon-

Table 1 歩行者追跡実験の各パラメータ.

最大特徴点数 n	512 [個]
カメラの焦点距離 f	4.1 [mm]
画像サイズ	640 × 480 [pixels]
運動対象までの距離 d	2.0 [m]
フレームレート H	約 14 [Hz]*
最大時間ウィンドウ \bar{N}_{ws}	64 [samples]

fly Express を用い, 加速度センサは, Freescale Semiconductor 社の 3 軸ワイヤレス検知リフレンス・ボード ZSTAR (RD3152MMA7260Q) を使用した. また, 本実験での各パラメータを Table. 1 に示す.

8. 性能評価方法

前節で述べた方法で実験を行い, 加速度センサを保持する歩行者を正しく検出できるか検証を行う. 評価の指標には, 以下に定義する検出時間割合と誤検出時間割合を用いる. 1000 [samples] の実験データに対して, 第 6 節で検出判定に用いる検出閾値を変化させた際の, 検出時間割合と誤検出時間割合の変化を示す ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を描画し, 本提案手法によって, 加速度センサを保持する歩行者のみを安定して追跡できているか検証を行う.

8.1 検出時間割合

2 人の歩行者のうち, 加速度センサを保持している人が, 本提案手法により正しく検出できた時間を $T_{\text{TruePositive}}$ とする. 一方, 他の歩行者や背景など, 本来加速度センサを保持している人が, 保持していないと誤って判断された時間を $T_{\text{FalseNegative}}$ とする. 1000 [samples] の実験データのうち, 加速度センサの検出処理が行われた全時間 T は, $T = T_{\text{TruePositive}} + T_{\text{FalsePositive}}$ となる. 検出処理が行われた時間のうち, 加速

*多数の自然特徴点の追跡に時間がかかるため, 現状の実装では約 14 [Hz] で動作している.

度センサを保持している対象が検出された時間の割合を検出時間割合とし, 以下のように定義する.

$$\frac{T_{\text{TruePositive}}}{T_{\text{TruePositive}} + T_{\text{FalseNegative}}} \times 100 \quad (3)$$

8.2 誤検出時間割合

加速度センサを保持していない対象を, 加速度センサを保持していると誤って検出することを誤検出とする. 本提案手法による加速度センサ保持者の検出実験の中で, 加速度センサを保持していない人を, 誤って検出した時間を $T_{\text{FalsePositive}}$ とする. 一方, 加速度センサを保持していない人が正しく検出されなかった時間を $T_{\text{TrueNegative}}$ とする. 検出処理が行われた時間 $T_{\text{FalsePositive}} + T_{\text{TrueNegative}}$ のうち, 加速度センサを保持していない人が誤って検出されてしまった時間の割合を誤検出時間割合とし, 以下のように定義する.

$$\frac{T_{\text{FalsePositive}}}{T_{\text{FalsePositive}} + T_{\text{TrueNegative}}} \times 100 \quad (4)$$

9. 実験結果と考察

カメラ視野内で歩行する 2 人の歩行者から, 加速度センサを保持する人を検出する実験の結果を Fig. 3 に示す. Fig. 3 の左上図において左側の人々が加速度センサを保持している. Fig. 3 の左上図や右上図において, 加速度センサを有する人を正しく検出できている様子が確認できる. しかし, 左中図や右中図のように, Mean Shift の探索円内にある自然特徴点の個数が少なく, 本来加速度センサを有していない人も誤って検出されてしまう例や, 左下図のように, 加速度センサが存在していないとして検出されない例, 右下図のように, 特徴点が抽出されないために, 検出されない例なども見られた.

また, 第 7 節で述べた, 検出判定を行う閾値を変化させたときの, 検出時間割合と誤検出時間割合の変化を示す ROC 曲線を以下の Fig. 4

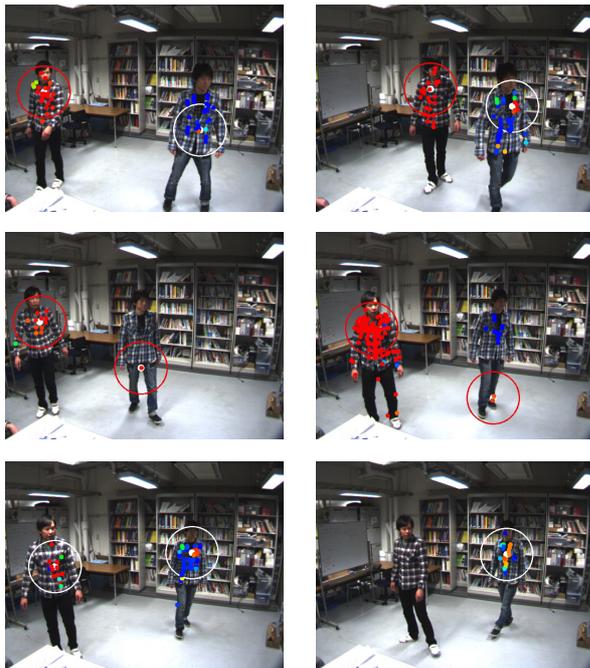


Fig. 3 歩行者実験の様子．左上，右上：加速度センサを有する人を正しく検出している．左中，右中：加速度センサを保持していない人も，謝って保持していると検出された例．左下：加速度センサを保持している人が検出されていない例．右下：抽出される特徴点の個数により，本来検出されるべき位置に検出されない例．

に示す．Fig. 4 の結果から，閾値を 0.85 に設定した場合，最も誤検出時間割合が低く検出時間割合が高い結果となった．ROC 曲線は左上に寄る形をとり，提案手法による加速度センサを保持する対象の追跡が有効であることを示している．

上記の結果から，2 人の歩行者が互いにカメラに対して交差せず，カメラ視野外に出ないという条件の下では，比較的安定して加速度センサを有する対象のみを追跡することができた．

しかし，今回我々が適用した Kanade-Lucas-Tomasi 法に基づく特徴点の追跡では，運動対象のテクスチャにより，特徴点の抽出個数が変化する．加速度センサの検出の判定に，Mean Shift の探索円内のスコアの平均値を用いているため，抽出された特徴点の個数により，その検出精度は大きく変化する可能性がある．した

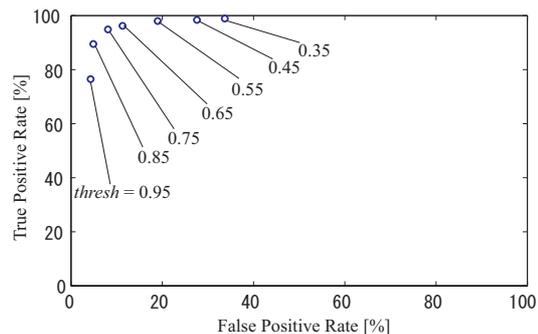


Fig. 4 検出判定の閾値を変化させた場合の，検出時間割合と誤検出時間割合の変化．

がって，特徴点の抽出と追跡の手法については，今後検討する必要がある．

10. おわりに

本論文では，カメラ画像中から抽出される多数の自然特徴点の追跡に基づき，カメラ視野内からマーカレスで特定の加速度センサが存在する位置を推定する手法の提案を行った．加速度データの対応付けが行われた特徴点群から，画像全体の加速度センサの存在確率密度分布を推定し，その極大点を求めることで，加速度センサを保持する対象の位置を推定する手法を提案した．

実験では，カメラ視野内に存在する 2 人の歩行者から，加速度センサを保持する対象を正しく検出できるか実験を行った．2 の歩行者が互いに交差せず，かつ加速度センサを有する人がカメラ視野外に出ない条件の下で，加速度センサを保持している歩行者を比較的安定して追跡することができた．しかし，激しい動きなどにより安定して特徴点の追跡が行えない場合などでは，検出に失敗したり，誤検出を起こす場合があった．

今後の課題として，以下があげられる．歩行者が互いに交差する状況や，加速度センサを有する人がカメラ視野外に出た後，再検出される状況などについて，検出精度がどのように変化

するか、今後検証を行う必要がある。また、今回適用した Kanade-Lucas-Tomasi 法に基づく特徴点の追跡では、加速度センサの検出結果が対象のテクスチャに大きく依存する結果となった。そのため、自然特徴点の抽出手法、ならびに、追跡手法について今後さらなる検討を行う必要がある。

参考文献

- 1) M. Weiser: "The computer for the 21st century," *Scientific American*, Vol. 265, pp.94–104, 1991.
- 2) J. Hightower and G. Borriello: "Location Systems for Ubiquitous Computing," *Computer*, vol. 34, Issue 8, pp. 57–66, 2002.
- 3) L. M. Ni, Y. Liu, Y. C. Lau and A. P. Patil: "LANDMARC: Indoor Location Sensing Using Active RFID," *Wireless Networks*, vol. 10, Number 6, pp. 701–710, 2004.
- 4) 曆本, 塩野, 末吉, 味八木: "PlaceEngine:実世界集合知に基づく WiFi 位置情報基盤," インターネットコンファレンス 2006, pp.95–104, 2006.
- 5) A. Nishitani, Y. Nishida and H. Mizoguchi, "Omnidirectional Ultrasonic Location Sensor," in *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Sensor*, pp.684–687, 2005.
- 6) N. B. Priyantha, A. Chakraborty and H. balakrishnan, "The Cricket Compass for Context-Aware Mobile Applications," in *Proceedings of the 7th International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.1–14, 2001.
- 7) 山田, 金出, "複数の部分領域に確率モデルを適用した顔向きの変化に頑健な顔画像認識手法," 電子情報通信学会論文誌, D-II, J88-D-II(1), pp. 8–16, 2005.
- 8) T. Kobayashi and N. Otsu, "A Three-Way Auto-Correlation Based Approach to Human Identification by Gait," in *Proceedings of IEEE Workshop on Visual Surveillance*, pp. 185–192, 2006.
- 9) O. Shigeta, S. Kagami and K. Hashimoto: "Identifying a Moving object with an Accelerometer in a Camera View," in *Proceedings of 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.3872–3877, 2008.
- 10) 繁田, 鏡, 橋本: "加速度センサを有する運動物体の固定カメラ視野内における実時間識別," 第 51 回自動制御連合講演会, pp. 1035–1040, 2008.
- 11) 繁田, 鏡, 橋本: "動画像からの加速度センサ所有者の検出とその性能評価," 計測自動制御学会東北支部 第 249 回研究集会, 249–12, 2009.
- 12) 槇, 鏡, 橋本: "動画像からの加速度センサ保持領域検出の高速化の検討," 電子情報通信学会技術研究報告, USN2010-15, pp. 91–96, 2010.
- 13) 槇, 鏡, 橋本: "画像特徴点運動に基づくカメラ視野内の加速度センサ検出," 第 11 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 2155–2158, 2010.
- 14) S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, pp.174–176, 2005.
- 15) C. Tomashi and T. Kanade: "Detection and Tracking of Point Features, Shape and Motion from Image Streams," *a Factorization Method-Part 3, Technical Report CMU-CS-91-132*, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 1991.
- 16) D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer: "Kernel-Based Object Tracking," *IEEE Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 5, 2003.
- 17) D. Comaniciu and P. Meer: "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis," *IEEE Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 5, 2003.