計測自動制御学会東北支部 第 277 回研究集会 (2012.12.3)
資料番号 277-2

独立性に基づく画像情報と加速度センサ情報の対応付けに関する検討

Investigation on Association of Data Obtained by an Accelerometer and a Camera Based on Statistical Independence

○佐藤俊一 *，鏡慎吾 *，橋本浩一 *

○ Shunichi Sato*, 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)，相互情報量 (mutual information)，位置検出 (localization),

連絡先： 〒 980-8579　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 橋本・荒井研究室 / 鏡研究室
佐藤俊一，Tel.: (022)795-7021，Fax.: (022)795-7019，E-mail: sato(at)ic.is.tohoku.ac.jp

1. はじめに

携帯端末やそのユーザの位置検出は，情報化社会を支える重要な技術である．携帯電話やカーナビゲーションシステムに搭載された地図に自らの位置情報が加わることで，現在においても多くの人々が恩恵を受けている．また，デジタルカメラで撮影された画像に，撮影場所の位置情報を付加することで，データの管理がしやすくなったり，SNS サービスの発展とともに新たなユーザエクスペリエンスが誕生したりしている．

このような端末や人間の位置検出の際には，現在多くの場合において GPS が用いられている．しかし GPS には，屋内や地下での利用が困難であるということや，時間がかかるという問題がある．そこで屋内外問わずに端末や人物などを対象とした位置検出技術が研究されてきた．街中の至る所に設置された Wi-Fi 基地局とデータベースを基にした PlaceEngine[1] や，Wi-Fi 機器を任意の環境に設置し，登録されたタグの存在や位置，通過を検出する WiFi ロケーション・システム [2] などが例として挙げられる．しかし前者には精度がメートルオーダーであること，後者には機器設置の際にノウハウが必要であるといった問題点がある．

ここで，比較的高精度に対象の位置検出が行える手法に，カメラを用いたものがある．カメラの位置・姿勢や周囲環境とのキャリブレーション情報が既知であり，カメラ視野内に特定の対象が存在することが検出できれば，位置検出が行える．しかしこの手法には，カメラ視野内の被写体が，目的とする特定の対象であるかどうか識別する必要がある．識別には，特定の対象特有の情報が必要である．対象が人間であるならば，例えば，カメラによる視覚情報を基にした識別方法として，顔認証 [3] や歩容認証 [4] が

ある．これらは予め人間の顔や歩容の特徴を辞書データとして蓄えておき，それと被写体が適合するかを調べる．従って，辞書に登録されていない人物は識別できない．また，対象が情報端末等の物体である場合，その物体の画像上の特徴を利用することとなる．しかし多くの場合，そのような物体は画一的であることが多く，それを回避するために物体にバーコードのようなマーカを付けることも考えられるが，これらは常にカメラから見えている状態でなければならない．服やポケット，鞄に物体を入れた状態では識別ができない．

カメラと他のセンサを組み合わせた手法も存在する．カメラと Wi-Fi を組み合わせた手法[5]では，両者の情報を組み合わせ，観測時の情報のみで識別を行う．カメラと音情報を組み合わせた手法[6]もあり，こちらは主に画像中の話者検出に用いられることを想定しているようだが，物体や人物の位置検出にも応用が考えられる．

近年，MEMS 技術の発達により，センサの小型軽量化，低コスト化が進んでいる．そのためあらゆるデバイスに小型センサが搭載される機会が増えてきた．特に加速度センサは，スマートフォンやゲームコントローラーなどに広く搭載され，利用されている．加速度センサにより対象特有の運動情報を取得できるので，これをカメラと組み合わせて利用することで，低コストで位置検出が実現できると考えられる．

そこで我々は，カメラ画像中で追跡して得られた対象の運動情報と，対象が所有した加速度センサから得られる運動情報とを対応付け，識別する手法を研究してきた[7, 8, 11]．

従来手法[7, 8, 11]は，加速度センサの 3 軸加速度のノルムと，画像上での 2 軸加速度のノルムという 2 つの信号間の，正規化相互相関 Normalized Cross-Correlation (NCC) を計算して対応付けを行なっていた．2 つの信号の時間遅れをずらしながら NCC を計算すると，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応している場合に，Fig. 2 の上図のように，時間遅れ真値において，一貫したピークが出る．一方で，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応していない場合，Fig. 2 の下図のように，偶然 NCC の値が高く出てしまうことはあるものの，一貫したピークは発生しない．このことを利用し，NCC が時間遅れ真値において一貫したピークが出ることを対応付けの条件としている．

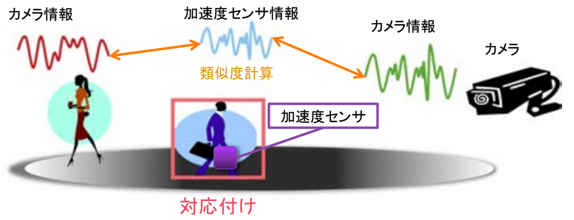

Fig. 1　本研究のイメージ．識別したい対象は，加速度センサが搭載されたを所有しているとする．加速度センサから識別対象固有の運動情報を取得する．またカメラでは，画像上で識別の対象となる候補を追跡し，それぞれの追跡対象の画像上での運動情報を取得する．2 つの運動情報の類似度を計算し対応付け，画像上の追跡対象の識別を行う．

しかし従来手法は，画像上での追跡箇所と実際の加速度センサとの位置関係などにより精度が不足することがある．また，加速度センサの存在確率を求めるベイズ推定の過程で，経験則に基づいた尤度関数を設定しているため，対応付けに関して物理的な根拠が存在しない．これら 2 つの問題が大きな課題となっている．

2.　正規化相互情報量による独立性の評価

信号間の対応付けを行う際，その独立性を測ることは有効な手段の 1 つである．一般に相関で独立性は測れないが，時間をずらしながら相関を計算する従来手法においては，独立性はある程度測られていると考えられる．一般に 2 つの信号が独立であるならば，瞬時共分散が 0 かつ時間差共分散が 0 である．従ってこのとき，時間をずらしながら計算した NCC は常に 0 とな

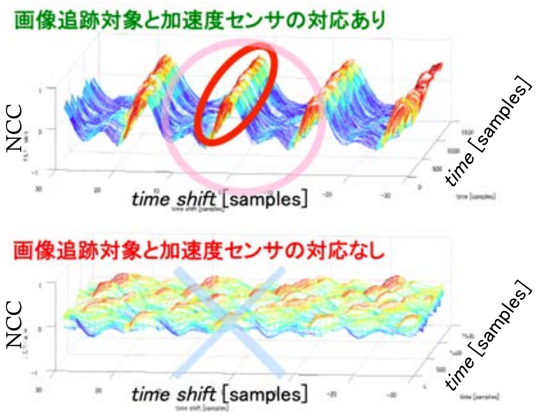

Fig. 2　従来手法 [7, 8, 11] の原理．加速度センサ情報と，画像情報の 2 つの信号間の，正規化相互相関 Normalized Cross-Correlation (NCC) を，時間遅れをずらしながら計算する．画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応している場合に，上図のように，時間遅れ真値において一貫したピークが出る．一方で，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応していない場合，下図のように，偶然 NCC の値が高く出てしまうことはあるものの，一貫したピークは発生しない．このことを利用し，NCC が時間遅れ真値において一貫したピークが出ることを対応付けの条件としている．

る．これは Fig. 2 の下図に近い状態であり，従来手法はこのとき対応付けを行わない．ゆえに，従来手法は独立に近い信号をカットし，検出しないようになっていると考えられる．

しかし，「NCC が 0 ならば独立である」は成り立たず，相関が小さいからといって信号が独立であるとは言えない．そこで，NCC に代わり，相互情報量を用いて信号の独立性を測る．

$x(t)(t=1,2,\cdots,N)$ を時刻 t の加速度センサからの信号，$y(t)(t=1,2,\cdots,N)$ が時刻 t のカメラからの信号とすると，相互情報量 Mutual Information (MI) は

$$\mathrm{MI} = \mathrm{H}(x) + \mathrm{H}(y) - \mathrm{H}(x,y) \tag{1}$$

$$\mathrm{H}(x) = -\sum_{i=1}^{N} p(x(i)) \log p(x(i)) \tag{2}$$

$$\mathrm{H}(x,y) = -\sum_{i=1}^{N} p(x(i),y(i)) \log p(x(i),y(i)) \tag{3}$$

で計算される．$\mathrm{H}(x)$ は $x(t)$ のエントロピー，$\mathrm{H}(x,y)$ は $x(t)$ と $y(t)$ の結合エントロピーである．しかし，追跡対象の動作により信号のエントロピーは変化し，MI は様々な値をとる．そのため画像上での追跡対象を比較するには相互情報量の正規化が必要である．そこで，正規化相互情報量 Normalized Mutual information (NMI)[9] を求める．相互情報量の正規化は様々あるが，NMI は医療画像レジストレーションにしばしば用いられる [9]．

$$\mathrm{NMI} = \frac{\mathrm{H}(x)+\mathrm{H}(y)}{\mathrm{H}(x,y)} - 1 \tag{4}$$

画像上に加速度センサ所有者と非所持者が存在する状況で，後述する実験結果 Fig. 5 のように両者の間で NMI の値に一貫した差があれば，信号の類似度に順列がつくので，対応付けが可能である．相互情報量が 0 ならば独立なので，NMI が 0 に近いと，その信号の組は独立に近いと言える．

3.　信号の時間構造を考慮した正規化相互情報量

観測している動きが対応しているならば，加速度センサ情報とカメラ情報のデータは，確率分布だけでなく時間構造についても対応しているはずである．そこで，信号の時間構造を考慮した正規化相互情報量 NMI of Time Series (TSNMI) を考える．

信号 $x(t)$ から複数の時刻のデータを選び出し，多次元の結合分布を 1 つのサンプルとすることを考える．本稿では Fig. 3 のように，$x(t)$，$y(t)$ についてそれぞれ，1 時刻について Δ_1, Δ_2 時刻ずつそれぞれ間隔をあけた 3 時刻のデータの結合ヒストグラムを計算する方法を提案する．この 3 点を 1 時刻ずつ，m 回ずらし，各時刻においての結合ヒストグラムを計算することで，一つの時系列観測データに対して，サンプル数 m から生成された 3 次元結合確率分布を得ること

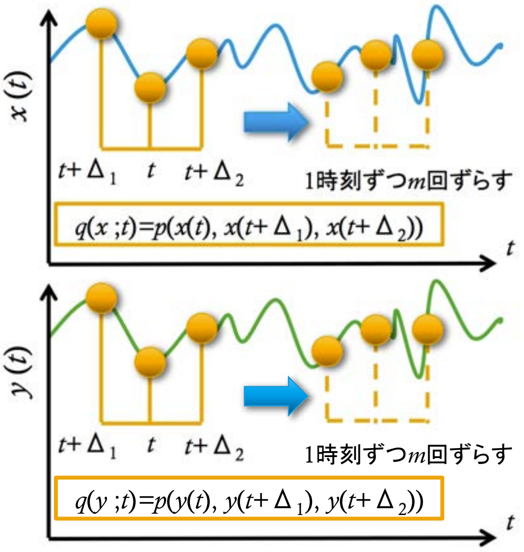

Fig. 3　TSNMI の概要．本稿では，時系列順に並んだ観測データに対し，1 時刻について近傍 3 点の結合ヒストグラム並びに結合確率分布を求め，TSNMI を計算した．ある長さの観測データから，各信号毎に常に同時刻の 3 点を選び取り，それを 1 時刻ずつずらしながら 3 点の 3 次元結合確率分布（信号の周辺分布に相当），2 信号間の 6 次元結合確率分布を計算する．これにより，時系列順に並んだ 3 点での，2 信号の発生の仕方，つまり信号の時間的構造が似ているかどうかを評価する．$x(t)$ と $y^{\rm cor}$ のように対応した信号同士では，時間毎の加速度の変化が似ていると考えられるために TSNMI は高くなると期待される．一方で，$x(t)$ と $y^{\rm dif}$ のように，対応していない信号同士では TSNMI は低くなる．TSNMI が高い値を出すには NMI よりも条件が厳しくなるため，より強い指標になる．

ができる．さらに $x(t)$ と $y(t)$ の間の 6 次元結合確率分布も得ることで，TSNMI(x,y) を計算することができる．

$$q(x;t) = p(x(t), x(t+\Delta_1), x(t+\Delta_2)) \quad (5)$$

$$q(x,y;t) = p(x(t), x(t+\Delta_1), x(t+\Delta_2), y(t), y(t+\Delta_1), y(t+\Delta_2)) \quad (6)$$

$$\mathrm{H}(x) = -\sum_{i=1}^{m} q(x;i)\log q(x;i) \quad (7)$$

$$\mathrm{H}(x,y) = -\sum_{i=1}^{m} q(x,y;i)\log q(x,y;i) \quad (8)$$

$$\mathrm{TSNMI}(x,y) = \frac{\mathrm{H}(x)+\mathrm{H}(y)}{\mathrm{H}(x,y)} - 1 \quad (9)$$

TSNMI は，信号間の，短時間の 3 時刻同士の関係の相互情報量を求めている．現在の時刻のデータが，直前の時刻に対して増加したのか減少したのか，また直後のデータに対してはどの程度の増減があるのかということが測られている．TSNMI は，時系列順に並んだ 3 点での 2 信号の発生の仕方が似ている，つまり 2 信号の時間的構造が似ていると初めて相互情報量の値は高くなる．相互情報量が高くなる条件が厳しくなるため，これは 1 点だけでの 2 信号の発生の仕方を評価する NMI よりも，より強い指標になる．時間をずらしながら NCC を計算する従来手法の実験結果によると，信号間で時間的構造が対応しているということが，対応付けには重要であると言える．

また本稿では連続する近傍の 3 点から 3 次元の結合確率分布を求めて TSNMI を計算したが，本質的には 3 次元だけではなく，4 次元でも 5 次元でも良い．ただし，次元数が増大すると共に計算にかかるコストが増大するので，次元数は現実的な範疇に留めておくべきである．

なお，同様の考え方は画像レジストレーションでも用いられている．文献 [12]) では，複数の画像同士の正確な位置合わせのために，同一位置の画素値のみの共起確率ではなく，近傍画素の結合共起確率に基づいて相互情報量を計算している．つまり，局所的な空間構造の類似性を評価していることになる．TSNMI は空間を時間に置き換え，追跡対象の中から時間構造の類似したものを探していることに相当する．

4. 動的な対応付けの基準の設定

加速度センサ保有者がカメラ視野内に常に存在するとは限らない．従って，対応付けにはTSNMIがある程度高くなることが条件となるが，その基準を設定することが必要である．加速度センサ情報とある程度似た動作をする追跡対象が存在しない場合には対応付けを行わない．このとき，カメラ画像中に加速度センサ保有者は存在しないと判断する．

しかし予備実験から，TSNMIの値は各時刻毎にFig. 8の様に上下し，基準を一定値では定められないことがわかった．そのため，各時刻毎に変化する，動的な基準を設定する必要がある．

従って，加速度センサの情報を用いて動的な基準を設定した．まず，3軸加速度センサで得られる加速度を各軸についてそれぞれ2回積分し，3次元の加速度の移動軌跡を計算する．次に，仮想的なカメラを任意に設定し，そのカメラ平面上での加速度センサの移動軌跡を，透視投影変換により求める．そうして求まった仮想的な加速度センサの画像上の2軸加速度を2回微分し，ノルムを計算する．これで，加速度センサの仮想的な画像上軌跡から得られた加速度信号$z(t)$が求められる．最後に，$z(t)$と$x(t)$のTSNMIを計算し，動的な基準$\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$とする．予備実験の結果Fig. 8においては$\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$が青色で示されている．この動的な基準に十分近ければ対応付けを行うとすべきだが，予備実験において誤検出が多くなってしまうであろうデータがいくつか見られた．それよりも閾値として用いたほうが検出性能が向上しそうだったので，今回は$\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$を閾値として用いた．

同じ加速度センサを信号源とした2信号の間の相互情報量を計算しているので，$\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{cor}}$よりも$\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$の方が高く出る可能性もあると思われるのだが，そうならない理由を今後追究する必要がある．

Table 1　本実験での各パラメータ

サンプリング周波数	30 [Hz]
画像サイズ	640 [pixels]
測定加速度範囲	$-2 \sim +2$ [g]
NMIのサンプル数 N	64 [samples]
TSNMIのサンプル数 m	64 [samples]
$-\Delta_1 = \Delta_2$	2 [samples]

5. 実験内容

カメラ視野内の複数の追跡対象をから，加速度センサを所持するものとしないものとで区別できるか検証を行う．NMIとTSNMIを計算することで，両者の間に独立性にどの程度差が出るのか調べる．

本実験ではFig. 4の様に，カメラ視野内で二人の人間が，互いに同調しないようにそれぞれ1枚カラーボードを手に持ち動かす．カラーボードは緑色と赤色を用い，画像処理によってそれぞれの色領域の重心を追跡し，画像上での加速度$y^{\mathrm{cor}}(t), y^{\mathrm{dif}}(t)$を計算した．緑色のカラーボードの裏側には3軸加速度センサが固定されており，緑色のカラーボードの加速度$x(t)$を観測する．$x(t)$と$y^{\mathrm{cor}}(t)$が対応があり，$x(t)$と$y^{\mathrm{dif}}(t)$は対応がないデータとなる．カラーボードを動かす際には，視野から外れる，オクルージョンが起こるなどによって追跡ができなくなることが無いようにした．これを10回行い，観測した1000[samples]のデータに対し検証を行う．

本実験には，カメラはPoint Grey Research社のDragonfly Express，加速度センサはATR-Promotions社のWAA-006を使用した．PCは，OSがWindows7 Professional 64bit，CPUがIntel Core i7 3.40 [GHz]，RAMが8.00 [GB]のものを使用した．なお，本実験での各パラメータはTable 1のとおりである．

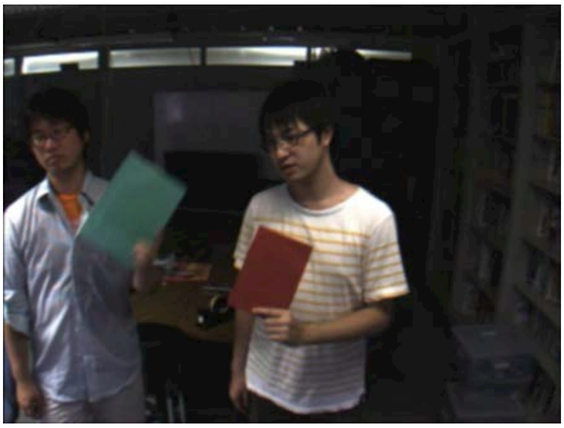

Fig. 4　実験の様子．二人の人間が同調しないようにカラーボードを振り，画像処理にて緑色領域と赤色領域それぞれの重心を追跡している．緑色のカラーボードの裏側に加速度センサが固定されている．

6. 実験結果と考察

6.1 NMI と TSNMI の比較

$x(t)$ と $y^{\mathrm{cor}}(t)$ の間の TSNMI は $\mathrm{TSNMI^{cor}}$，$x(t)$ と $y^{\mathrm{dif}}(t)$ の TSNMI は $\mathrm{TSNMI^{dif}}$，NCC，NMI についても同様に，$\mathrm{NCC^{cor}}$，$\mathrm{NCC^{dif}}$，$\mathrm{NMI^{cor}}$，$\mathrm{NMI^{dif}}$ と表記する．

各時刻毎の NMI の値 Fig. 5 と TSNMI の値 Fig. 6 を比べると，$\mathrm{NMI^{cor}}$ と $\mathrm{NMI^{dif}}$ の差と，$\mathrm{TSNMI^{cor}}$ と $\mathrm{TSNMI^{dif}}$ の差は明らかに異なっている．NMI よりも TSNMI を用いたほうが，両者の信号の差異をより明確に示すことができる．

その差がどの程度広がったかを示すのが Fig. 7 である．10 個の実験データについてそれぞれ，各時刻毎の正規化相互情報量の差の総和を求め，その平均を評価値としている．これを見ても，短い観測時間で信号の独立性を明確に評価できるという点で，対応付けにおいて NMI よりも TSNMI の方が有利だといえるだろう．

6.2 閾値による検出能力の比較

検出性能の比較には，縦軸に検出時間割合，横軸に誤検出時間割合を示した ROC を用いる．10 個の実験データに対して各々，検出時間割合と誤検出時間割合を調べ，その平均をプロット

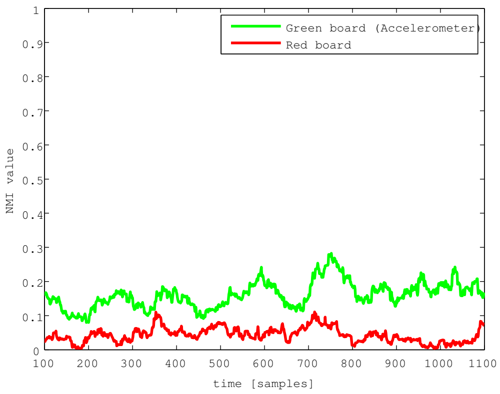

Fig. 5　時間遅れ真値上での各時刻における NMI の値．緑色が，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応している場合の値 $\mathrm{NMI^{cor}}$．赤色が，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応していない場合の値 $\mathrm{NMI^{dif}}$．一貫して，対応がある方が無い方よりも高い値をとっている．これにより，類似度に順列がつけられるため，加速度センサ所有者がカメラ視野内に存在する場合に，加速度センサ所有者を識別できそうであると言える．また，対応が無い方はある方に比べ，加速度センサ情報と画像情報が独立に近いということを示している．

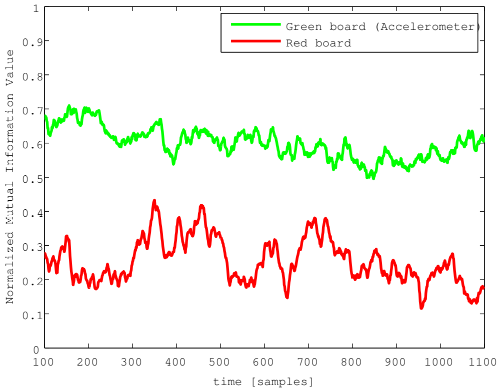

Fig. 6　時間遅れ真値上での各時刻における TSNMI の値．Fig. 5 と同じデータに対して TSNMI を計算したものである．緑色が，$\mathrm{TSNMI^{cor}}$，赤色が $\mathrm{TSNMI^{dif}}$ である．一貫して，$\mathrm{TSNMI^{cor}}$ が $\mathrm{TSNMI^{dif}}$ よりも高い値をとっている．また Fig. 5 にくらべ，正規化相互情報量の差が大きくなっていることがわかる．これによりより識別がしやすくなったと共に，TSNMI によって信号に大きな違いを見いだせたことがわかる．

する．検出に用いる評価値として NCC，NMI，TSNMI について，動的な閾値を用いた際の検

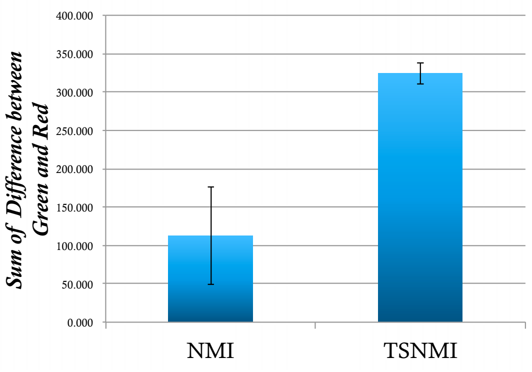

Fig. 7　Fig. 5 のような NMI と Fig. 6 TSNMI で，カメラと加速度センサの信号同士の対応の有無によって，正規化相互情報報量にどれだけの差が出るのかの比較．10 個の各データについてそれぞれ 1000[samples] での差の総和を求め，その平均を比較している．カメラと加速度センサの信号同士の対応の有無による正規化相互情報量の差が，NMI より TSNMI の方が明らかに増していることがわかる．

出性能を検証する．また，従来手法[8, 11)] についても検証するが，こちらは固定閾値を用いる手法なので，閾値を変化させながら検出性能を比較する．

検出時間割合については，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応している場合におけるそれぞれ評価値について，閾値を上回り正しく検出できる時間を T_{tp} とし，閾値を下回り誤って検出されない時間を T_{fn} とする．10 個の実験データはそれぞれ 1000[samples] の時間があるが，これを T とおくと，$T = T_{\mathrm{tp}} + T_{\mathrm{fn}}$ となる．各データにおける検出時間割合 R_{tp} は

$$R_{\mathrm{tp}} = \frac{T_{\mathrm{tp}}}{T_{\mathrm{tp}} + T_{\mathrm{fn}}} \tag{10}$$

となり，10 個のデータにわたってこれらの平均を取ったものを評価値とする．

誤検出時間割合については，画像上での追跡対象と加速度センサ所有者が対応していない場合におけるそれぞれ評価値について，閾値を上回り誤って検出される時間を T_{fp} とし，閾値を下回り正しく検出されない時間を T_{tn} とする．検出時間割合を求めたのと同じく，$T = T_{\mathrm{fp}} + T_{\mathrm{tn}}$ となる．各データにおける誤検出時間割合 R_{fp} は

$$R_{\mathrm{fp}} = \frac{T_{\mathrm{fp}}}{T_{\mathrm{fp}} + T_{\mathrm{tn}}} \tag{11}$$

となり，10 個のデータにわたってこれらの平均を取ったものを評価値とする．

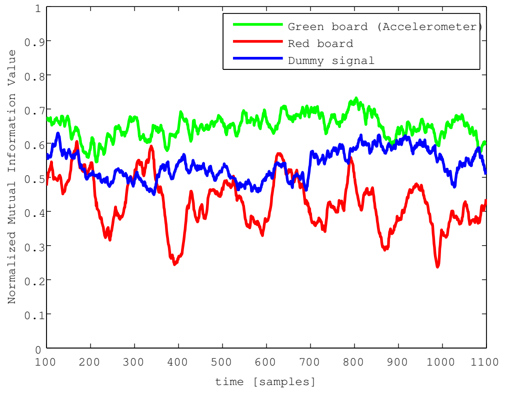

Fig.　8　時間遅れ真値上での各時刻における TSNMI の値．緑色が $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{cor}}$ のプロット．赤色が $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{dif}}$ のプロットである．青色のプロットが $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$ であり，今回閾値として用いた．各時刻毎に TSNMI が大きく変化するため閾値を一定値とするのは難しく，時刻毎に変化する閾値を定めなければならない．

次に示すのが，同一のデータに対しての複数の計算結果である．Fig. 9 は $\mathrm{NCC}^{\mathrm{cor}}$，$\mathrm{NCC}^{\mathrm{dif}}$，青色は $\mathrm{NCC}^{\mathrm{ref}}$ で，$x(t)$ と $z(t)$ から計算した NCC であり，閾値としている．同様に Fig. 10 は $\mathrm{NMI}^{\mathrm{cor}}$，$\mathrm{NMI}^{\mathrm{dif}}$，青色は $\mathrm{NMI}^{\mathrm{ref}}$ で，$x(t)$ と $z(t)$ から計算した NMI であり，閾値としている．また Fig. 11 は $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{cor}}$，$\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{dif}}$，青色は $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$ で，$x(t)$ と $z(t)$ から計算した TSNMI であり，閾値としている．また Fig. 12 は従来手法の評価値[11)] $\mathrm{score}^{\mathrm{cor}}$，$\mathrm{score}^{\mathrm{dif}}$ が示されており，青色は固定閾値の例を示している．Fig. 10 と Fig. 11 を比べると，TSNMI の方が NMI よりも検出に有利だと言える．また Fig. 11 と Fig. 12 を比べると，Fig. 12 では誤検出時間が存在するのに対し，Fig. 11 では誤検出時間が存在しない．

NCC，NMI，TSNMI と従来手法の検出性能の比較結果を Fig. 13 に示す．本実験では，単一種類の動作のみを評価しており，画像追跡も

重心１点のみについて行なっているため，従来手法[8, 11]は，このデータに特化した閾値が選ばれた際に評価結果が高く出ている．よりさまざまな動作で評価したり，画像上の複数の特徴点を追跡する場合には，固定閾値で同様の性能を出すことは難しいと考えられる．TSNMI は NMI よりは検出性能は良さそうだが，従来手法との比較について結論を出すには，今後，さらに様々な動作に対しての実験が必要である．

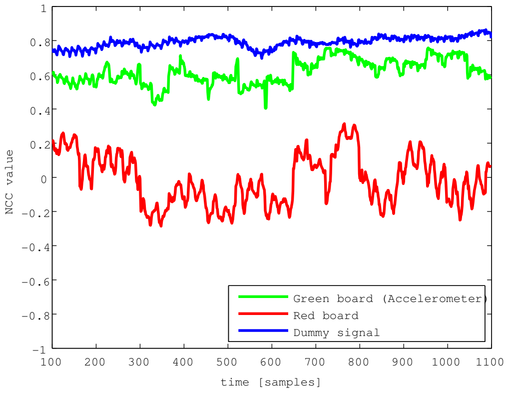

Fig. 9　各時刻における NCC の値と閾値を用いた検出について．緑色が $\mathrm{NCC}^{\mathrm{cor}}$，赤色が $\mathrm{NCC}^{\mathrm{dif}}$，青色は $\mathrm{NCC}^{\mathrm{ref}}$ で $z(t)$ から計算した閾値である．

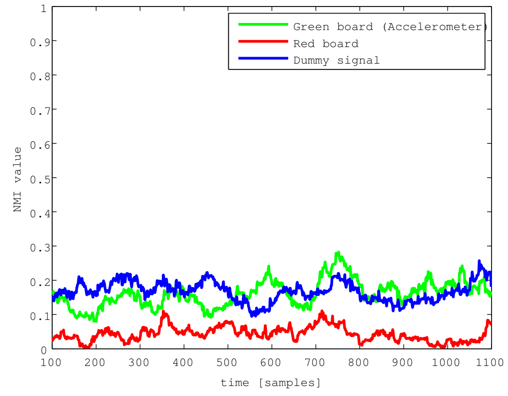

Fig. 10　各時刻における NMI の値と閾値を用いた検出について．緑色が $\mathrm{NMI}^{\mathrm{cor}}$，赤色が $\mathrm{NMI}^{\mathrm{dif}}$，青色は $\mathrm{NMI}^{\mathrm{ref}}$ で $z(t)$ から計算した閾値である．

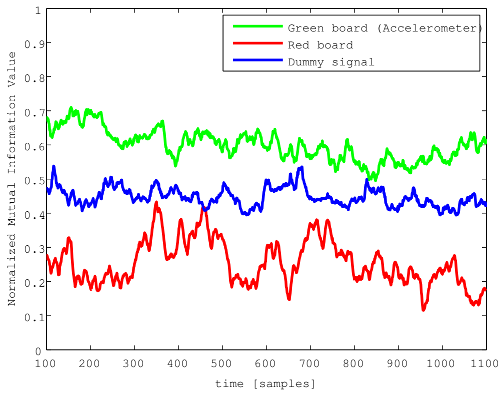

Fig. 11　各時刻における TSNMI の値と閾値を用いた検出について．緑色が $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{cor}}$，赤色が $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{dif}}$，青色は $\mathrm{TSNMI}^{\mathrm{ref}}$ で $z(t)$ から計算した閾値である．

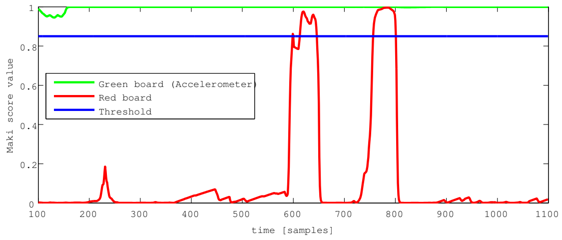

Fig. 12　各時刻における従来手法の評価値[8, 11]score の値と閾値を用いた検出について．緑色が $\mathrm{score}^{\mathrm{cor}}$，赤色が $\mathrm{score}^{\mathrm{dif}}$，青色は固定閾値で，図中では 0.85 を示している．

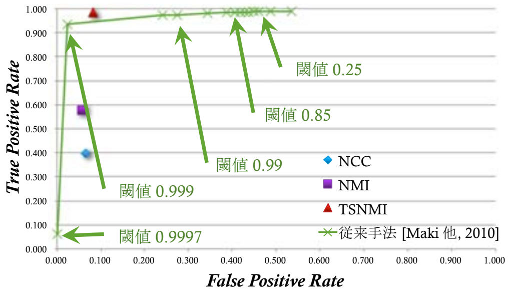

Fig. 13　ROC．NCC，NMI，TSNMI と従来手法[8, 11]の検出能力の比較．TSNMI は NMI よりも良さそうだが，従来手法に対しては今後とも実験が必要である．

7.　同調した動作への課題

従来手法は，加速度センサを所持した人物と，他の画像上の追跡対象が同調して動作した場合に誤検出が増えてしまうという問題があった．同

調した動作に対しては，画像追跡対象と加速度センサの対応がない場合でもNCCに一貫したピークが発生してしまうため，誤検出が起こる．

Fig. 14を見ると，TSNMIを用いた場合でも，TSNMI^{cor} と TSNMI^{dif} の上下関係は頻繁に入れ替わっているため，誤検出は避けられそうにない．Fig. 15を見ると，同調した動作に対してはTSNMIよりもむしろNMIの方が対応付けに良い可能性がある．これは，時間構造が似ているために，それを考慮したTSNMIを計算すると TSNMI^{cor} と TSNMI^{dif} が近くなってしまっているのだと考えられる．

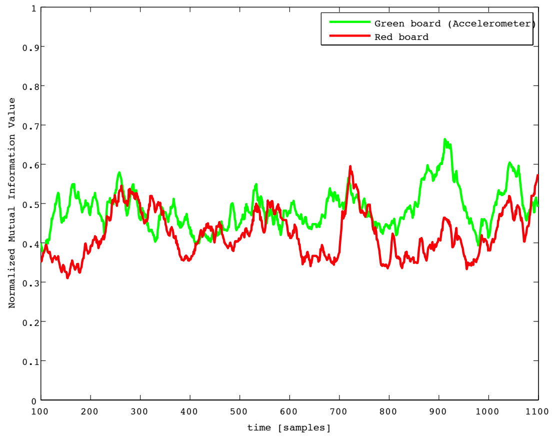

Fig. 14　時間遅れ真値上での各時刻における TSNMIの値．緑色が TSNMI^{cor}．赤色が TSNMI^{dif} である．両者は近い値をとっており，正規化相互情報量の大きさ自体も，上下関係が頻繁に替わっている．

8. おわりに

本稿では，相互情報量を用いたカメラ情報と加速度センサ情報の対応付けを行う手法を提案した．また，信号の時間構造の対応に着目し，通常の相互情報量よりもより強い指標となる，信号の時間構造を考慮した相互情報量を，対応付けに用いる手法を提案した．実験ではカメラ視野内でカラーボードを同調しないように動かしたデータに対し，NMIとTSNMIとの比較を行い，提案したTSNMIが有効であることを示した．しかし，画像での追跡手法の違いにより従来手法との比較は十分とはいえず，さらなる実験が必要である．

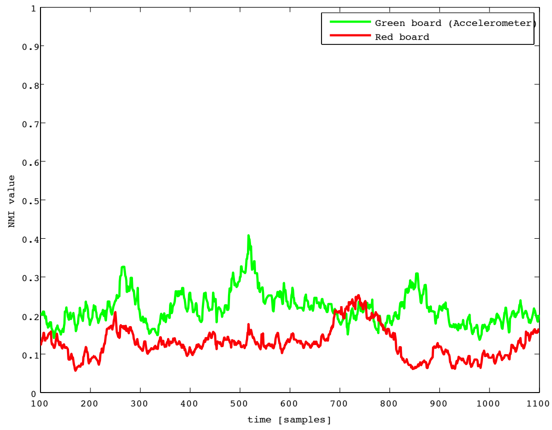

Fig. 15　時間遅れ真値上での各時刻における NMIの値．緑色が NMI^{cor}．赤色が NMI^{dif} である．両者は近い値をとっているが，値の上下関係は Fig. 14よりも望ましいように見える．

今後の課題として，次のことが挙げられる．まず初めに，TSNMI^{ref} が閾値として用いられる理由が不明であることである．次に，同調した動作に対してはTSNMIよりもNMIの方が対応付けに良いと思われるので，それを踏まえた上で，方法を考える必要がある．

参考文献

1) 暦本，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.

2) NEC ネッツ アイ: “無線LAN 位置情報システム,” http://www.nesic.co.jp/solution/wifi/wps.html, 2012.11.28閲覧.

3) 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.

4) 杉浦, 槇原, 八木: “全方位カメラを用いた複数方向の観測による歩容認証, ” 情報処理学会論文誌. コンピュータビジョンとイメージメディア 1(2), pp. 76–85, 2008.

5) 味八木, 山崎, 相澤: “Wi-Fi位置推定を併用する広域分散カメラ環境下での人物画像追跡, ” 電子情報通信学会論文誌, D, 情報・システム J90-D(7), pp. 1712–1713, 2007.

6) 劉, 佐藤: “音と映像の相関を用いた画像分割による話者領域の切り出し, ” 情報処理学会論文誌. コンピュータビジョンとイメージメディア 1(2), pp.32–40, 2008.

7) O. Shigeta, S. Kagami and K. Hashimoto: “Identifying a Moving Object with an Accelerometer in a Camera View, ” IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3872–3877, 2008.

8) Y. Maki, S. Kagami and K. Hashimoto: “Accelerometer Detection in a Camera View Based on Feature Point Tracking, ” 2010 IEEE/SICE International Symposium on System Integration, pp.448–453, 2010.

9) C. Studholme, D.L.G. Hill and D.J. Hawkes: “An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment, ” Pattern recognition 32, pp.71-86, 1999.

10) DA Winter: “Biomechanics and motor control of human movement, ” John Wiley & Sons. Inc., 1990.

11) 槙, 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の位置推定と追跡, ” 計測自動制御学会東北支部 第 264 回研究集会, 資料番号 264–4, 2011.

12) Daniel B. Russakoff, Carlo Tomasi, Torsten Rohlfing, Calvin R. Maurer Jr.: “Image Similarity Using Mutual Information of Regions, ” Computer Vision - ECCV 2004, pp 596–607, 2004.