

複数スマート・センサの協調による実世界イベント認識

根 岸 佑 也[†] 河 口 信 夫[†]

本稿では、スマート・センサによって即興的に認識できるイベントの種類を多様化することを目的に、複数のスマート・センサを協調させ、メタ-イベント情報を抽出する手法を提案する。我々はこれまでに、実世界における生活音や環境音を、小型・低コストなデバイスにより、認識対象音を即興的に学習可能な Instant Learning Sound Sensor を提案し、小型・低コストなデバイス上に実装してきた。本手法では、既存のスマート・センサへ特別なハードウェアを追加することなく、イベント発生源の位置やイベント間の依存関係のようなメタ-イベント情報を、スマート・センサから得られるイベント情報を組み合わせることのみによって抽出する。そのため、信号処理に詳しくないユーザに対しても、信号処理プログラミングを用いることなく、より高度な実世界イベント情報センシング・システム構築を支援できる。

Real-world Event Recognition System using Multiple Smart Sensors

YUYA NEGISHI[†] and NOBUO KAWAGUCHI[†]

This paper proposes meta-event recognition methods using multiple smart sensors. We previously proposed a smart sensor, which is implemented on small and low-cost microcontroller device, and can instantly learn and detect sound events. We consider an aggregation method for multiple event information without an additional device to estimate position of event source, reasoning relations among detected events. Using collaborated smart sensors, user will easily build smart objects and ubicomp applications utilizing real world sounds with meta-event information, without signal processing programming.

1. はじめに

近年、計算機の小型化やMEMS技術の発展により、携帯電話やゲーム機のようなデジタル情報機器に加速度センサや圧力センサなどの小型センサが埋め込まれ、豊かなユーザ体験を可能にするサービスが多く提案されている。我々の生活を取り巻く至るモノに計算機を埋め込み、ユーザの作業や生活をさりげなく支援するユビキタス・コンピューティング¹³⁾においても、温度・圧力・加速度センサなどを用いて実世界の状況をセンシングし、実世界とデジタル世界とのインタフェースとなるスマート・オブジェクト³⁾⁹⁾¹²⁾¹⁶⁾¹⁷⁾や、行動認識システム⁷⁾⁸⁾¹⁰⁾¹¹⁾¹⁵⁾²⁰⁾が盛んに研究されている。特に加速度や環境音をデジタル信号解析する行動認識システムでは、より詳細に状況を認識可能なことが多くの既存研究により示されている。しかしながら、信号処理に詳しくないユーザにとって、特

微量解析や認識処理の設計は容易ではない。そのようなユーザが、環境音認識など用いた実世界指向アプリケーションを手軽に構築したい場合、信号処理プログラミングをすることなく即興的に、それら認識機能をシステムに組み込み可能なことが望ましい。

これまで、我々は豊富な情報を含むコンテキスト・

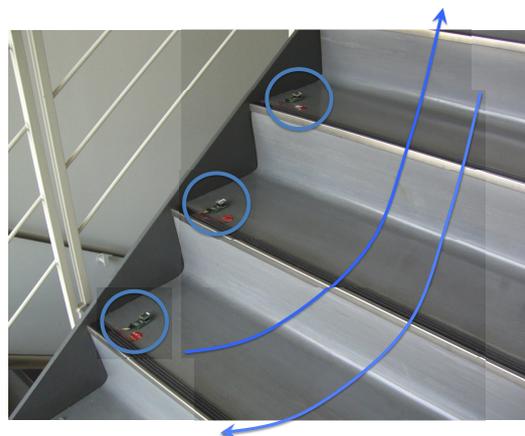


図1 足音は昇りか、下りか？

Fig.1 Ascending the stairs? Descending?

[†] 名古屋大学大学院 工学研究科 電子情報システム専攻
Department of Electrical Engineering and Computer
Science, Graduate school of Engineering, Nagoya University

メディアの一つである音に対して、実世界の音イベントをユーザが信号処理プログラミングを用いることなく、即興的に教え込むことが可能なセンシング・モジュールとして、Instant Learning Sound Sensorを提案してきた¹⁸⁾。少ない数の認識対象に特化して最小限の処理を自動的に選択するという特徴により、多数のパターンを識別する音声認識や行動認識システムのように大規模化することとは逆に、認識処理を軽量化し、小型で低コストなマイコン上での実装を実現した。

しかしながら、これまで提案してきたスマート・センサは、音イベントが生じたか、生じていないかのどちらかの状態を識別するに過ぎなかった。実世界のイベントには、発生したイベントの位置や、頻度のような有用な情報が存在する。また、複数のイベント間における依存関係として、同時に発生したか、独立して発生したかのような情報も考えられる。ユーザが構築したい実世界指向アプリケーションによっては、それらのメタ情報が必要になる可能性がある。例えば、図1に示すように、単純に階段にて足音を検出するだけでなく、昇りの時の足音か下りの足音か判断したい場合も想定できる。また、それらメタ情報は可能な限り低コストにて取得可能な方が望ましい。

本稿では、スマート・センサによって即興的に認識可能なイベントを、多様化することを目的に、複数のスマート・センサを協調させることにより、メタイベント情報を抽出する手法を提案する。メタイベント情報とは、イベント間の同時性などの依存関係、空間的な位置関係、時間的な発生順などの推移関係などの情報を指す。本手法では、既存のスマート・センサへ特別にハードウェアを追加することなく、観測音と認識対象の音イベントとのパターンマッチングの結果として得られる類似度やイベントシンボルなどの組み合わせにより、イベント間の関係を導出する。イベントの発生源の位置推定は、各センサにて観測された音の振幅値の組み合わせと距離減衰特性を用いて行う。そのため、各メタイベント情報を、スマート・センサから得られるイベント情報のみによって導出可能になり、信号処理プログラミングを用いることなく、即興的にメタイベント情報認識センシング・システムを構築できる。

実際に、実環境より収集した観測音を用いて、音イベントの発生源位置推定のシミュレーションを行い、本手法の実現性を確認した。本手法により、複数の音イベントの統合を行い、低コストかつ信号処理プログラミングなしに、より高度な実世界イベント認識の実現を期待できる。

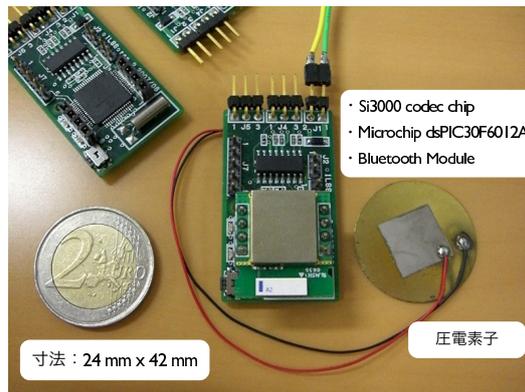


図2 Instant Learning Sound Sensorの外観
Fig. 2 Instant Learning Sound Sensor

2. 即興的学習機能を持つ音イベント認識センサ：Instant Learning Sound Sensor

本研究を通じ、我々は加速度や音を用いた詳細な実世界イベント情報を手軽に取得可能にするスマート・センサの実現を目指している。信号解析による詳細な実世界情報を実現するための基本センサ・モジュールとして、次のような性質を満たすデバイス群があれば、信号処理に詳しくないユーザでも、手軽に利用可能であると考えた。そして以前より、小型・低コストなデバイス上にて動作する即興的学習機能を持つ音イベント認識センサ (Instant Learning Sound Sensor) を提案し、実装してきた¹⁸⁾(図2)。

- (1) Instant Learning：ユーザが検出したい音イベントを即興的にコンフィグ可能
- (2) Smart Sensor：センサ単体でパターンマッチングを含めた認識処理が可能、他のデバイスやシステムと連携可能なコンポーネント・デバイス
- (3) Simple and Inexpensive Device：小型・低コストなマイコン上で認識処理を動作可能

Instant Learningを実現するために、我々は、認識対象の音イベントを自動的に解析し、その信号パターンの認識に適した特徴量抽出処理や認識アルゴリズムを自動的に選択し、組み合わせ、結果の試行による認識率と誤認識率の評価を行い、そして、最も性能の良い認識処理を出力する手法を考案した。Simple Deviceのために、生成する認識処理は、多数の対象を識別可能な既存の音声認識や行動認識システムとは逆に、認識対象を絞り、最小限の処理を選択することにより、計算量とメモリ消費量を削減する。結果、実際に処理を動作させるハードウェアの要件を下げ、低コスト化につながる。

実際に認識を行う時の処理では、観測する音の波形を入力とし、イベント検出時には(検出したイベントのシンボル、基準パターンとの類似度、検出したイベントパターンの長さ)をイベント情報として出力する。

プロトタイプでは、出力する音認識プログラムのプラットフォームを、Microchip社のDSPマイコンdsPIC30F6012A(RAM:8KB)¹⁴⁾とした。マイク(振動センサ)には対象物へ容易に貼り付け可能な圧電素子を用い、検出したイベント情報の通知はUART経由にて行う。部品コストは約30\$程度である。UARTには、別途Bluetoothシリアル変換モジュールを取り付け、無線通信が可能である。

Instant Learning Sound Sensorにより、ユーザは信号処理プログラミングを用いることなく、信号処理を用いた詳細な音イベント情報を取得でき、実世界イベント認識を利用するアプリケーションのDo-It-Yourselfやラビッド・プロトタイプングなどを支援できる。

3. メタ-イベント情報

前節にて概要を述べた、我々が提案してきたスマート・センサでは、音イベントを検出したか、していないかの2状態を識別し、結果を他のシステムに通知するに過ぎなかった。しかしながら、実世界のイベントには、イベント間の発生する順番や同時性などの依存関係、空間的な位置のように、いくつかのイベント情報の集合によって構成されるメタな情報に重要な意味が含まれる場合もあると考えられる。本稿では、そのようなイベント情報をメタ-イベント情報と呼ぶ。具体的な同時性に関する依存関係の例として、洗面所におけるユーザの行動と意図を推測したい場合、蛇口をひねる音イベントの後に、歯を磨く音イベントがあるかないかでは、ユーザが次に欲しいと思うものはタオルか、水が注がれたコップであるか異なる。位置関係の例として、研究室に入ろうとしている人物を特別な携帯デバイスなしに識別したい場合、下駄箱に靴を入れる音の発生位置に応じて、割り当て場所に対応する人物を類推することが挙げられる。我々は、それらメタ-イベント情報を以下のように分類した。

(a) イベント間の依存情報

イベント間の発生タイミングの組み合わせに応じて、次の3種類のメタ-イベント情報が考えられる。これらは論理演算によって、関係を表現できる。

- 同時性を持つイベント 複数のイベントが同時に発生した時に意味をなすイベント。対象となるイベントの検出の有無に対するAND条件。

- 論理和を持つイベント イベント集合のうちどれかが発生した時に意味をなすイベント。イベントの有無に対するOR条件。

- 排他性を持つイベント 特定のイベントが排他的に発生した時に意味をなすイベント。イベントの有無に対するXOR条件。

(b) 空間的な位置情報

位置は最も有用な実世界のイベント情報の一つである。音イベントに関する位置情報として、次を挙げる。

- 発生位置 音の発生源の座標、発生源を含む領域情報。

(c) 時間的な推移情報

イベントの発生順のように時系列を伴うメタ-イベント情報も考えられる。

- 順序関係を持つイベント 複数のイベントおよび上述のメタ-イベントが、時系列に沿って特定の順番に発生した時に意味をなすイベント。
- 移動経路 移動する音の発生源がたどる軌跡。例えば、床に設置した音センサによって観測した足音の進行方向など。

4. 複数スマート・センサの協調によるメタ-イベント認識

3節にて分類したメタ-イベント情報を抽出可能にすることにより、より高度な実世界イベントの取得を期待できる。我々が目指すものは、信号処理に詳しくないユーザでも、信号解析を用いた詳細な実世界イベント情報の取得を、手軽に実現可能にする基本センサ・モジュールを設計することである。したがって、各メタ-イベント情報抽出においても、2節にて述べたInstant Learning Sound Sensorの特徴(1)(3)と同様に、次の要件を考慮する必要がある。

- (1) Easy Configuration: 信号処理プログラミング不要かつ即興的に、各種メタ-イベント情報取得のためのコンフィギュレーションを可能
- (2) Simple and Inexpensive Device: 既存のスマート・センサに特別なハードウェアを追加することなく、低コストで実現可能

我々は、複数個の音イベントに関するスマート・センサを協調させ、音イベント検出時の出力である検出イベントのシンボル、観測音と基準パターンとの類似度、観測音の平均振幅値の組み合わせを統合することにより、3節にて分類した中のいくつかのメタ-イベント情報を抽出できると考えた。例えば、イベント間の依存関係では、各センサにて検出されたイベントのシンボルを、記号的処理²²⁾によって意味を導出した

り、各類似度情報をニューラルネットワークやSVM²⁾などを用いた計算的処理によって意味を導出することが挙げられる。以下では、それぞれの要件について、複数スマート・センサを用いることによる利点を議論する。

4.1 即興的なメタ-イベント情報センシング

すでに述べたように、我々のスマート・センサでは、ユーザが認識させたい音のパターンを実演するなどにより録音し、認識処理生成機構に与える操作のみによって、適した認識処理が自動的に生成される。この Instant Learning 手法により、個別のイベントに対しては、即興的な学習を実現できている。一方、今回、対象としているメタ-イベント情報は、複数のイベントの信号パターンを横断的に解析し得られる情報も含む。即興的学習機能 (Instant Learning) で得られる認識処理では、センサ・デバイス単体上にてイベント検出を行い、(検出したイベントのシンボル、基準パターンとの類似度、検出したイベントパターンの長さ)の組をイベント情報として出力する。センシング対象の部屋内の色々な場所に、複数個のスマート・センサを設置するような場合、それぞれが独立してパターン認識を行うことになる。メタ-イベント情報の抽出を、各スマート・センサから出力される上記の要約されたイベント情報の組み合わせによっても実現できるならば、ユーザが取得したいメタ-イベント情報をコンフィギュレーションする際にも、スマート・センサの即興的学習機能を利用できる利点がある。当然ながら、要約されたパターン情報のみによって、解析することが難しいメタ-イベントもいくつか存在するが、Easy Configuration を実現することは、本研究の重要な要件の一つである。

4.2 低コスト・小型デバイス群によるシステム構成

既存の多くのシステムや研究では、そのような横断的な信号解析を行う場合、複数個の波形データを1つのデバイスに集約し、そこで信号処理を行うことが一般的である。⁴⁾⁸⁾しかし、中央集約型では、観測対象のデータ数が増加するにしたがい、要求されるデータ集約時のネットワーク・トラフィックとプロセッサの処理能力が大きく増加し、低コストかつ小型なデバイスでは実時間にて処理しきれない可能性が高い。我々のスマート・センサのように、独立してパターン認識を行う分散型の場合は、ネットワーク・トラフィックを軽減できる利点がある。さらに、個別のデバイスは、高々、一つもしくは二種類の種類に対して信号解析を行えば良いので、複数イベントを扱う場合でもハードウェア要件を下げることができる。すなわち、Simple

Device の要件を満たすことができる。

4.3 インクリメンタルなメタ-イベント・センシング

各センサは独立してパターン認識およびパターン解析を行うので、後から取得したくなったメタ-イベント情報の認識のために、必要なセンサを柔軟に追加できる。例えば、足音検出のためにセンサを床に一つ取り付けておいたが、後から進行方向の情報も取得したくなったため、もう一つ足音検出センサを追加し、イベント発生の順番や音の発生源の位置といったメタ-イベント認識を付加することが可能である。

以上の議論をふまえ、我々は、特別なハードウェアを追加することなく、独立してパターン認識およびパターン解析を行う複数のスマート・センサから得られるイベント情報のみを組み合わせ、メタ-イベント情報を抽出する手法を検討した。本稿では以降にて、そのようなメタ-イベント認識手法の一つとして、イベント発生源の位置推定について詳しく述べる。

5. イベント発生源位置の推定

本節では、メタ-イベント情報の一例として、音イベントが発生した位置を推定する手法を述べる。

空気中を伝達する音声や環境音の発生源の位置を推定する場合、既存研究では次のような手法が用いられている。

Time-Difference of Arrival 一般的な手法として、複数のマイクを用い、音源の位置に応じて各マイクへ到達するまでの時間差 (Time-Difference of Arrival) によって方向や位置を推定する手法が挙げられる。¹⁾⁴⁾マイクの種類や配置の仕方には、マイクロフォンアレイを用いるシステムや、自由に空間内に配置するシステムなど多様である。また、あらかじめマイクの位置を指定する必要のないブラインド音源位置推定に関する研究もされている。¹⁹⁾²¹⁾TDOA を用いる場合は、観測された複数の波形データに関して時刻の同期がとれていることが必要である。

距離減衰による推定 音の強さは、自由空間において距離の2乗に反比例して減衰する。²³⁾これを利用し、音源からマイクまでの距離を、観測された振幅値と距離減衰特性を用いて推定する手法も挙げられる。Juan Liu らは、無指向性マイクを持つセンサ・ネットワークにおいて、距離減衰を用い、移動する車などの音源の位置推定を行っている。⁵⁾⁶⁾その際に、音源における音の強さが未知であることを考慮し、同一音源から観測した最大振幅値と最小振幅値から分散を求め、音源の存在確率密度関数に利用している。

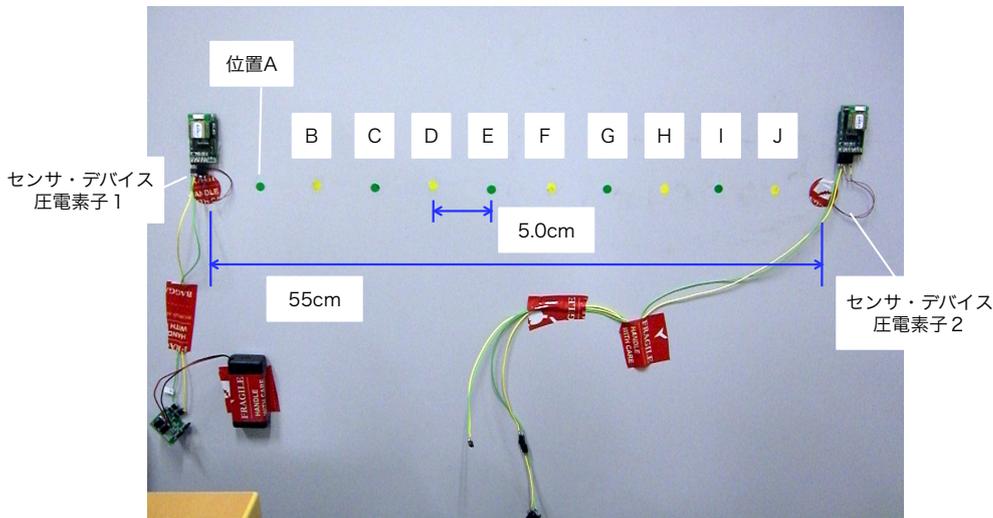


図3 壁に貼り付けた2つのスマート・センサ
Fig. 3 Two smart sensors attached on the wall

5.1 音源の音の強さの違いを考慮した距離減衰特性

本研究では、図3のように、圧電素子を机や壁などの板に貼り付け、その平面上での音イベントの発生源位置を推定することを想定している。TDOAか距離減衰特性のどちらを利用する方が適しているかは、ユーザが構築したいアプリケーションが求める推定精度や、センサを貼り付ける物の材質特性に依存する。適切な方の処理を自動的に選択することがInstant Learningの特徴であるが、本稿では、まずメタ-イベント抽出可能であることを示すために、次の理由によって距離減衰特性を選択する。我々のスマート・センサは、デバイス単体にてパターンマッチング処理を完了できることが、一つの特徴となっている。そのため、複数のセンサ間にて時刻の同期が必要なTDOAよりも、観測信号中の振幅値の平均値を求め、距離減衰特性によって、位置を推定する手法の方が実現が容易であると考えられる。

しかしながら、図3の壁に貼り付けたセンシング対象領域内において、例えば人が手でノックするイベントを取得することを考えると、ノックの仕方によって音源の音の強さにばらつきが発生することが想定される。また、ノックが1回とした場合、1回分の音の強さ情報しか得ることができないため、音源での音の強さを推定することは難しい。具体例として、図3における位置Aを数回ノックした際の観測波形を図4に示す。

以上のことを考慮し、我々は、2つ以上の圧電素子に

て観測された音の振幅値の比率と、圧電素子と音源との距離の比率の関係をモデルとして用いた音源位置推定を検討した。振幅値の比率と距離の比率の関係は、音源を自由空間における点音源と仮定すると、距離減衰特性を用いて次のように表すことができる。²³⁾式2の L_I は、音源を自由空間における点音源と仮定した時の、音源から距離 r [m]離れた位置における音の強さレベル[dB]である。 I_0 は音の強さの基準値 $[W/m^2]$ 、 p_s は音源における音圧[Pa]、 ρ は媒質密度 $[kg/m^3]$ 、 c は音速を示す。

$$L_I = 10 \log_{10} \left(\frac{p_s^2}{4\pi r^2 \rho c I_0} \right) \quad (1)$$

$$= L_W - 20 \log_{10} r - 10 \log_{10} 4\pi$$

この式より、音源より r_1 離れたセンサ1と r_2 離れたセンサ2において観測される音の強さレベル[dB]の差は、式2のように距離の比率を用いて示すことができる。

$$L_1 - L_2 = 10 \log_{10} \left(\frac{r_2}{r_1} \right)^2 \quad (2)$$

一方、センサ1とセンサ2における音の強さレベル[dB]の差分は、音の強さレベル[dB]の定義式3と各センサにて観測される音圧 p_1 と p_2 [Pa]を用いて、式4のようにも表すことができる。

$$L_I = 10 \log_{10} \left(\frac{p^2}{\rho c I_0} \right) \quad (3)$$

$$L_1 - L_2 = 10 \log_{10} \left(\frac{p_1}{p_2} \right)^2 \quad (4)$$

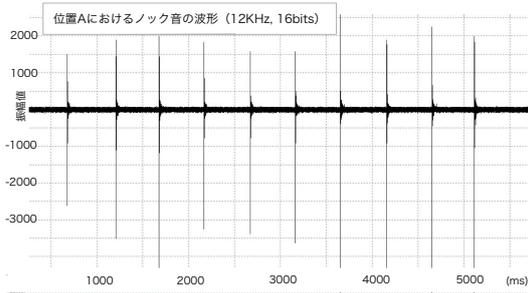


図 4 位置 A において壁をノックした際の音の波形
Fig. 4 Sounds of tapping at point A

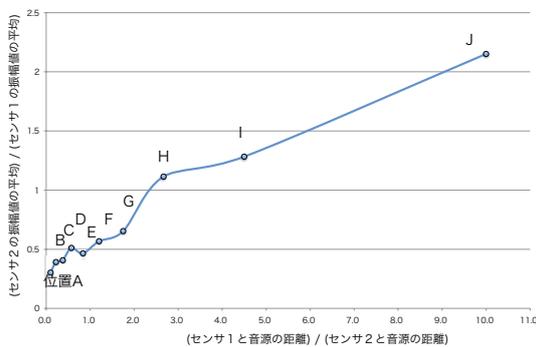


図 5 観測された振幅値の比率・音源とセンサとの距離の比率の関係
Fig. 5 Relation between amplitude ratio and distance ratio

式 2 と式 4 の左辺は同一のため、距離の比率と音圧の比率は、式 5 の関係にあるといえる。

$$p_1 r_1 = p_2 r_2 \quad (5)$$

実際に、図 3 中のように 55cm の直線上の両端に 2 つのセンサを配置し、その間の 5cm 間隔の位置毎で手でノックを約 50 回ずつ行い、距離と振幅値の比率が図 5 に示す相関関係になっていることを確認した。横軸は距離の比率、縦軸は観測したノック音の振幅値の絶対値の比率を示す。実測値では、ノックの仕方や A/D コンバータ、圧電素子の性能のばらつきにより、誤差が生じるものの、式 5 の関係にあるといえる。

5.1.1 位置推定

前節にて示した調査結果をふまえ、イベントの発生源の位置推定手法を述べる。イベント発生源の位置推定は、観測された音の振幅値の比率とセンサと発生源との距離の比率の関係のモデルを確率密度関数として用い、センサ 2 つの組ごとに、対象空間内の各位置において発生した確率を求める。確率密度関数は、同じ位置でも誤差が含まれることを考慮し、事前に実測によって分散値も含めて構築したものを利用する。

以下に処理の流れを示す。

入力： イベント発生後、 n 個の各センサにおける観測された音の波形の振幅値の平均値 a 。各 a は位置推定処理を行うデバイスに通知し、集約する。

Step1: 全センサの集合より、2 つのセンサ s_i と s_j を取り出す。

Step2: 音源が推定する対象の空間中の座標 l であると仮定し、その時の l と既知であるセンサ s_i と s_j の座標より、2 つのセンサと l との間の距離の比率 $d_{i,j}$ を求める。 $d_{i,j} = (\text{座標 } l \text{ から } s_i \text{ までの距離} / \text{座標 } l \text{ から } s_j \text{ までの距離})$ とする。

Step3: 2 つのセンサ s_i と s_j にて観測された a の比率 $a_{i,j}$ ($a_{i,j}$ は $a_{i,j} = \frac{a_i}{a_j}$) を求め、振幅の比率と距離の比率のモデルより、座標 l の場合において s_i と s_j にて観測される振幅値の比率 $a_{i,j}$ が $\frac{a_i}{a_j}$ である尤度 $P(a_{i,j}|l)$ を得る。

Step4: Step2 から Step3 を繰り返し、対象空間中の全座標にて $P(a_{i,j}|l)$ を求める。

Step5: 対象空間中の全座標の $P(a_{i,j}|l)$ の合計が 1.0 になるよう正規化する。

Step6: Step1 から Step4 を繰り返し、全センサの組み合わせにて、対象空間中の全座標における $P(a_{i,j}|l)$ を求める。

Step7: $P(a_{i,j}|l)$ を用いて、以下に示す座標 l がイベント発生源である確率 $P(a|l)$ を求め、最も確率が高い座標が推定位置である。

$$P(a|l) = P(a_{0,1}|l)P(a_{0,2}|l) \cdots P(a_{n-1,n}|l) \quad (6)$$

本手法では、2 つのセンサによって 1 次元の位置を推定可能なため、2 次元座標を推定するには 3 つ以上のセンサを用いる必要がある。

6. 評価：イベント発生源の位置推定

実際に、5 節で述べた位置に関するメタ-イベント情報について、推定精度を評価した。

6.1 手順

評価として、図 3 のように配置した二つのセンサ間の点を、人が手で 1 回ノックする音を観測し、ノックした位置を推定する実験を行った。手順を以下に示す。

- (1) 距離比率と振幅比率のモデル構築：センサ間を 5cm 間隔にて、50 回分ノックした時の音を収集し、イベント検出区間の振幅値の絶対値の平均値を求め、モデルを構築した。
- (2) 位置推定精度の評価：(1) とは別に各点を 50 回ノックした音を収集し、1mm の粒度にて、位置を推定した。

6.2 結果

図 6 に結果を示す。横軸は実際にノックした位置と

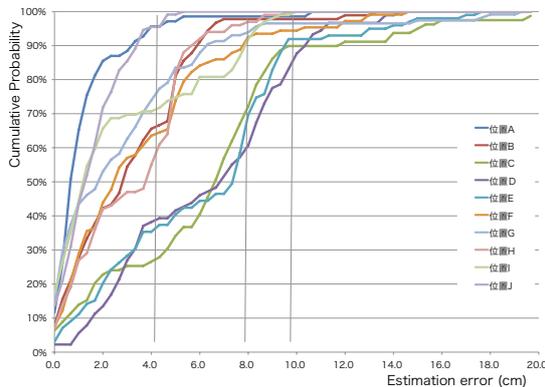


図 6 位置推定の精度

Fig. 6 Result of position estimation

本手法によって推定された位置との誤差 [cm] を示す。縦軸は試行した全ての音イベントのうち、推定結果の誤差が横軸に示す距離以内であった音イベントの割合を示す。各グラフは、図 3 における各点の場合を示す。

この結果より、センサから 5cm 離れた箇所では 90% が誤差が 4cm 以内で推定できていることが分かる。二つのセンサの中間点付近では誤差 10cm 以内にて 90% となり、中間点と各センサの間では、およそ誤差 8cm 以内にて 90% となった。要求される精度は、推定されたイベントの発生源の位置を利用するアプリケーションに依存する。例えば、床にセンサを貼り付け、足音の発生源よりユーザの位置を推定するような場合では、今回の評価結果は十分な精度と考えられる。

7. ま と め

本稿では、即興的に認識対象音イベントを学習可能なスマート・センサを複数個組み合わせることにより、イベント間の依存関係や発生源の位置のようなメタイベント情報を抽出する手法を提案した。小型・低コストながらパターン認識を個別に処理可能なセンサ・デバイス群により、複数の音イベントを統合的に解析することの利点についても議論した。本手法を用いることで、既存のスマート・センサへ特別にハードウェアを追加することなく、各メタイベント情報を、スマート・センサからの得られるイベント情報を組み合わせることのみによって抽出できる。そのため、我々が提案してきた即興的な音イベント学習と同様に、信号処理に詳しくないユーザでも、信号処理プログラミングを用いることなく、メタイベント情報を含む高度な実世界イベント認識センシング・システムの構築を期待できる。

今後の課題は次の通りである。今回、各メタイベ

ント情報を、スマート・センサからの得られるイベント情報のみによって導出可能なことを示すことができたが、実際に利用する際にユーザは、認識させたいメタイベント情報に対して、導出に必要なモデルを構築するための基準パターンを収集する必要がある。そのために、複数のスマート・センサからのイベント・パターンを効率よく、手軽に収集するためのユーザ・インタフェースや手順などのインタラクションを検討する必要がある。また、収集する際のユーザの手間を考慮すると、収集すべき基準パターンの個数が少ない方が望ましい。各メタイベントにおいて、どの程度の基準パターンによって、どの程度の認識率が得られるのか調査し、少ない基準パターンでも高精度のメタイベント認識処理を得られる収集手法などを検討する必要がある。

参 考 文 献

- 1) Brandstein, M.S., Adcock, J.E., Silverman, H.F: A practical time-delay estimator for localizing speech sources with a microphone array, *Computer Speech and Language* 9, 1995.
- 2) C. Cortes and V. Vapnik: Support-Vector Networks, *Machine Learning*, 20(3), pp.273-297, 1995.
- 3) Crossbow Technology, MOTE, http://www.xbow.com/Products/Wireless_Sensor_Networks.htm
- 4) James Scott and Boris Dragovic: Audio Location: Accurate Low-Cost Location Sensing, In *Proceedings of the 3rd International Conference on Pervasive Computing (Pervasive 2005)*, pp.1-18, 2005.
- 5) J. J. Liu, J. Reich and F. Zhao: Collaborative in-network processing for target tracking, *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 2003, pp.378-391, 2003.
- 6) Feng Zhao and Leonidas Guibas: *Wireless Sensor Networks*, Morgan Kaufman, 2004.
- 7) Jianfeng Chen, Alvin Harvey Kam, Jianmin Zhang, Ning Liu, Louis Shue: Bathroom Activity Monitoring Based on Sound, In *Proceedings of the 3rd International Conference on Pervasive Computing (Pervasive 2005)*, pp.47-61, 2005.
- 8) Keng-hao Chang, Mike Y. Chen and John Canny: Tracking Free-Weight Exercises, *UbiComp 2007*, pp.19-37, 2007.
- 9) Lars Erik Holmquist, Hans-Werner Gellersen, Gerd Kortuem, Albrecht Schmidt, Martin Strohbach, Stavros Antifakos, Florian Michahells, Bernt Schiele, Michael Beigl, Ramia Maze:

- Building Intelligent Environments with Smart-Its, IEEE Computer Graphics and Applications, pp.56-64, 2004.
- 10) Ling Bao, Stephen S. Intille : Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, Pervasive 2004, pp.1-17, 2004.
 - 11) Ling Ma, Dan Smith, Ben Milner.: Environmental Noise Classification for Context-Aware Applications, Database and Expert Systems Applications, pp.360-370, 2003.
 - 12) Smart-Its Project, Emmanuel Munguia Tapia, Stephen S. Intille, Louis Lopez, and Kent Larson.: The design of a portable kit of wireless sensors for naturalistic data collection, Pervasive 2006, pp.117-134, 2006.
 - 13) Mark Weiser : The computer for the 21st Century, Scientific American, Vol.265, No.3, pp.94-104, 1999.
 - 14) Microchip Technology Inc, dsPIC Digital Signal Controllers,
<http://www.microchip.com>
 - 15) Paul Lukowicz, Jamie A. Ward, Holger Junker, Mathias Stager, Gerhard Troster, Amin Atrash, Thad Starner : Recognizing Workshop Activity Using Body Worn Microphones and Accelerometers, Pervasive 2004, pp.18-32, 2004.
 - 16) Phidgets, INC, Phidgets,
<http://www.phidgets.com/>
 - 17) Y. Kawahara, M. Minami, H. Morikawa, and T. Aoyama : Design and Implementation of a Sensor Network Node for Ubiquitous Computing Environment, IEEE Semiannual Vehicular Technology Conference(VTC2003-Fall), 2003.
 - 18) Yuya Negishi, Nobuo Kawaguchi : Instant Learning Sound Sensor: Flexible Real-World Event Recognition System for Ubiquitous Computing, Fourth International Symposium on Ubiquitous Computing Systems (UCS 2007), pp.72-85, 2007.
 - 19) RWCP 自律学習機能 MRI 研究室, マイクロホンアレーを用いた非音声認識システム,
<http://tosa.mri.co.jp/nonspeech/recsys.html>
 - 20) 井上靖浩, 若原淳, 柳生辰夫, 高浜盛雄 : HMMによる生活音分析の考察, 計測自動制御学会システム, 2004.
 - 21) 小林, 和則, 古家, 賢一, 片岡, 章俊 : マイクロホンと音源の位置が未知である場合の位置推定, 電子情報通信学会技術研究報告. EA, 応用音響, 2002.9 Vol.102, No.332, pp.11-16, 2002.
 - 22) 電気学会 (編) : パターン・記号統合 基礎と応用 ペットロボットのペットらしさを求めて, 丸善, 2004.
 - 23) 古井貞熙 : 新音響・音声工学, 近代科学社, 2006.