

センサデータのマイニングによるロケーションモデルの構築とその応用

高田 敏弘 青柳 滋己 栗原 聡 光来 健一 清水 奨 廣津 登志夫
福田 健介 菅原 俊治

日本電信電話(株)
NTT 未来ねっと研究所

要旨

ユビキタス・コンピューティングが前提とするような実空間中に多数のセンサやデバイスが配置される環境では、それらが空間中のどこに置かれているかを知ることが重要となる。屋内環境下での geometric な位置同定機構は数多く提案されているが、そのいずれも普及には至っていない。それに対して我々は、センサや各デバイスの geometric な位置を求めるのではなく、どのデバイスが近接して存在するかという情報のみを利用して context-aware アプリケーションを構築する手法に関する研究を進めている。本論文ではデバイス間の近接性を、センサが測定したデータ値の静的/動的関連性から求める手法を提案するとともに、その初期実験の結果を報告する。

Autonomous Location Modeling by Proximity Mining

Toshihiro Takada Shigemi Aoyagi Satoshi Kurihara Kenichi Kourai
Susumu Shimizu Toshio Hirotsu Kensuke Fukuda Toshiharu Sugawara

NTT Network Innovation Labs.
Nippon Telegraph and Telephone Corp.

Abstract

Emerging ubiquitous and pervasive computing applications often need to know where things are physically located. To meet this need, many location-sensing systems have been developed. However, none of the systems for the indoor environment satisfies that need yet. In this paper we propose the Proximity Mining, a novel technique to build location information by mining sensor data. The Proximity Mining does not use geometric views for location modeling, but automatically discovers symbolic views by mining time series data from environmental sensors. We deal with trend curves representing time series sensor data, and use their topological characteristics to classify locations where the sensors are placed.

1 はじめに

ここ最近のユビキタス・コンピューティングへの注目からも明らかのように、今後ますます大量のプロセッサが我々の身の回りに存在するようになるだ

ろう。この状況は、ハードウェアの小型化・高機能化・省電力化だけではなく、IPv6 がもたらす広大なアドレス空間、IEEE 802.11 や Bluetooth, ZigBee 等で実現される近接通信、RFID 等の無線タグを用いた人や物の個体識別等の、様々な要素技術により支

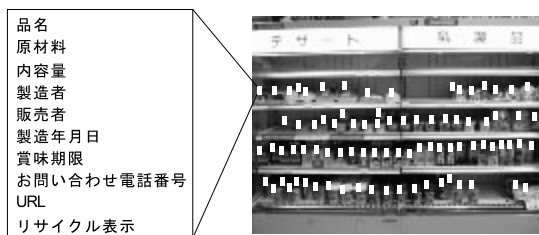
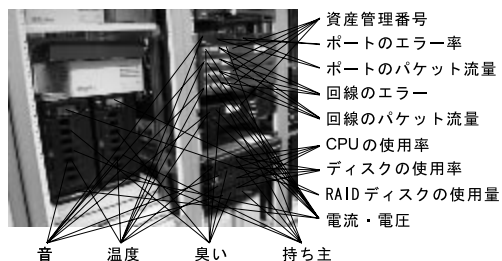


図 1: 実空間に満ち溢れるデータや属性値

えられている。このような環境下での重要な技術的課題として、我々は、自動設定 (*autoconfiguration*) と *Human-Environment Interface* の 2 つに着目した。

IPv6 には IP アドレスの自動設定機構 [18] が規定され、これが、身の回りの膨大な数の機器を IP-reachable にするというストーリーに現実味を与えている。しかし IPv6 の自動設定機構は、単にその機器の IP アドレスを決定するだけで、プロセッサの物理的位置や隣接した場所に存在する他のプロセッサについての情報を得るには、何ら役に立たない。また zeroconf [5] 等の自動設定機構も、名前の解決やプリンタ等のサービス発見を可能にするに過ぎない。

仮に家庭やオフィスにおいて何らかの入力(センサーや操作系等)または出力(光源/音源/アクチュエータ等)を持つ機器全てをネットワークに接続することを考えた場合、その機器の数は、一般の家庭で 10^2 オーダー、オフィス 1 フロアで 10^3 オーダーに達することが容易に予想される。このような多数の機器全てについて設定作業を行うことは現実的ではなく、また無線技術が前提となっている以上、一部の機器や人間は移動し、動的に追加・削除されるだろう。我々が必要と考えているのは、このような現実空間に実体を伴って遍在する多数の機器に関して、その位置や入出力機能の情報レベルでの自動設定を可能にするシステム・プラットフォームの構築である。

一方、そもそもなぜ多数のセンサやアクチュエー

タを伴うプロセッサを遍在させる必要があるのだろうか？ その理由のひとつは、操作すべき対象や測定すべきデータが実空間中の至るところに存在することにある。例えば家庭には多数の家電製品・光熱水設備機器があり、それを操作するという必要がある。家電や設備機器を操作するためには、それらを取り巻く環境のデータ、例えば温度や湿度や音や匂いを知る必要がある。オフィスや工場でもそれは同様である。例えば計算機やネットワーク機器を収めたラックを考えたとき、ファイルの内容やパケットの中身といった機器本来の機能としてのデータ、そして、CPU やディスクの使用率、ネットワーク・インタフェースのエラーレート等の機器の状態を表すデータが、そこに存在する。加えて、資産管理番号や所有者情報といった機器の属性、ファンやディスクの音、温度、臭い(焦げ臭くないか?) 等の様々な情報も存在するだろう(図 1)。

このように実空間はデータや属性値に満ち溢れている。しかしこれらのデータ全てを単純に人間に提示しては、破綻することが目に見えている。センサ/プロセッサ/アクチュエータの遍在環境を現実化する場合、必要なときに必要な環境データのみを得て、操作することを可能にするインタフェースが不可欠となる。我々はそれを *Human-Environment Interface* (以下、HEI と略) と呼び、その実現を支えるシステム・プラットフォームの構築が必要だと考えている。

以上のように、我々は、多数のセンサ/プロセッサ/アクチュエータが実空間に遍在する環境において不可欠な技術要素として自動設定と HEI の 2 点に着目し、その解決を主眼とした新たなシステム、*Organic Entia* の構築を開始した [16]。本稿では、前者の自動設定の機構を実現すべく我々が研究を進めている、*Proximity Mining* 技術 [17] について述べる。*Proximity Mining* は、ユビキタス・コンピューティング空間中に設置された様々な環境センサのデータ履歴を対象としたある種のデータ・マイニングを行うことにより、ロケーションモデルの自動構築を可能にする手法である。

以下、第 2 節で *Organic Entia* システムの概略について、第 3 節でロケーションモデルと近接性について述べ、第 4 節でセンサデータ履歴からの近接性の発見について論じる。更に第 5 節で提案手法とその実験結果を示し、第 6 節で結びとする。

2 Organic Entia

ens [ɛnz] 【哲】— *n.* (*pl.* en-tia [ɛnʃiə]) 存在, 実在(物); 実体. [L=being]

— リーダーズ英和辞典

2.1 概要

Organic Entia は、遍在するセンサ/アクチュエータ/プロセッサを基本要素としたプログラミングのためのシステム・プラットフォームであり、その目的は、実空間に散在する様々なデータの処理や実体の操作を行うアプリケーションを容易に構築することにある。Organic Entia システムの最小構成単位は *entia* と呼ばれる。entia は物理的な存在であり、かつ、以下の4つの要件を満たすものである(より詳しくは [16] 参照)。

1. 通信可能である
2. 何らかの入力または出力機能を持つ
3. 位置という属性を持つ
4. 自らの位置を取得可能である (optional)

第1節で述べたように、Organic Entia の目標のひとつに自動設定がある。しかし多くの位置同定機構は、正確な位置情報を得るために入念な事前設定 (pre-configuration) を必要としている [4]。例えばビーコンや基準点の位置は事前に正確に決められていなければならない。このような事前設定の存在は、システムの deployment の障害となるだけでなく、システム自体の動的な環境に対する適応性にも影響する。

Organic Entia では、移動する entia (人間が身に付けているもの等) と固定された entia の近接情報やその軌跡、更に各 entia の通信システムのレイヤ1/レイヤ2情報等、様々な知識を用いて、環境を認識し、entia が存在する空間の把握を自動的に進めていく。その結果として、空間の地図を作成していくと同時に、位置取得機能を持たない entia についても、相対的・確率的な位置属性を自律的に与えていくことを目指している。

2.2 Human-Environment Interface

多くのユビキタス・システムが仮想(デジタルな)世界の情報を現実世界の物理性を利用して提示・操作することを指向している [12] のに対して、我々が着目するのは、現実世界の物体に起因する環境

データそのものと人間とのインタフェースの構築にある。すなわち、遍在する実体 (entia) と人とのインタラクションを構成するイディオムの発案であり、データ・フィルタリング手法の検証を目標としている。我々はそれを Human-Environment Interface と名付け、Organic Entia がその実現を支えるプラットフォームとなるべく実装を進めている。

ここでは HEI の一例として、我々が Resonant Environment (以下、RE と略) と呼ぶ HEI を例示する。RE は環境データのフィルタリングと提示を entia 間の距離と固有性という概念を用いて具現化する。動作例として以下のような事例が考えられる。

- A 君はグループのネットワーク管理をしている。A 君がマシンルームの前を通り掛かったときは、ルータのトラフィックの状況が光や音で示される。また、スイッチのポートのエラーレートが閾値より高くなっている場合には、そのポートのインタフェース部分が鳴り、光る。
- 一方ユーザに徹している B 君が通り掛かったときは、自分のマシンの CPU usage や DISK usage しか“見えない”。

このように RE は、人がある環境下に入ると、その人に関連する、あるいは、その人が興味を持つ物(データ)が浮かび上がる HEI である。これは、全ての物体は特定の固有性を持っており、その固有性を持つ力が外部から与えられると反応する、というように共振のメタファを用いたものである。この場合、人間は自らの興味や関連を表す固有性を持つ力を発していると考えられる。つまり、関連する環境データ源に人間が近づくことに応じ、その環境データを何らかのモダリティで“表示する”ことで、データのフィルタリングが行われる。

3 ロケーションモデルと近接性

3.1 ロケーションモデルと位置同定機構

Location-aware なアプリケーションを作成する場合、実空間をどのようにモデル化し、それを表現するかが大きな問題となる。ユビキタス・コンピューティング研究の文脈でも、多くのロケーションモデルが提案されている [2]。これらのロケーションモデルは、*geometric model* と *symbolic model* に大別される [9]。前者は GPS の出力に代表されるような座標系に基づくモデルであり、後者は基本的には各々の

位置にラベル付けをする(そしてラベル間の関係をつリーやグラフ構造で記述する)形態のモデル [14, 3] である。いずれのモデルにも長短があり、それらを複合して利用する *combined model (hybrid model)* もいくつか提案されている [9, 8, 7]。また、移動ロボット [19] や MANET (Mobile Ad-hoc Networks) [1] の分野でも、ロケーションや地図のモデルに関して同様の研究が行われている。

屋外で利用される location-aware なシステムは、ほとんどの場合、位置同定機構として GPS を用い、geometric なロケーションモデルを採用している。一方、屋内環境下での使用を目的とした geometric な位置同定機構も数多く提案されている [6] が、精度やスケラビリティ、コストや煩雑な事前設定等の問題から、そのいずれも普及には至っていない。また、今後仮に屋内で有効利用可能である geometric な位置同定機構が実現されたとしても、次節で述べるように、単なる物理的な距離に基づいた geometric なロケーションモデルでは location-aware なシステムの構築には不十分だと、我々は考えている。

3.2 近接性

第 2.2 節で述べたようなアプリケーションを構築する場合、そこで用いられる距離は、単に geometric なものだけではなく、より高次の概念で規定されたものが必要となる。例えばそれは、

壁やパーティションの裏側は、直線距離は短いが、人がそこに行くには遠回りしなければならないという意味では、遠い(図 2)

という例に代表されるものである。また著者らのオフィスには以下のような状況が実在する。

高いパーティションで隔てられたワークスペースがある。会話や物の手渡しはパーティション越しにできるが、相手の机の上に置かれたディスプレイの画面は見えない。2人でディスプレイを見ながら議論する場合には、相手のワークスペース内まで歩いて行く必要がある

このように、場所(局所性)や文脈によってその尺度が異なるような、より高次の概念を含んだ距離を、我々は「近接性¹」と呼ぶこととする。本研究の目的のひとつは、このような近接性に基づく symbolic な

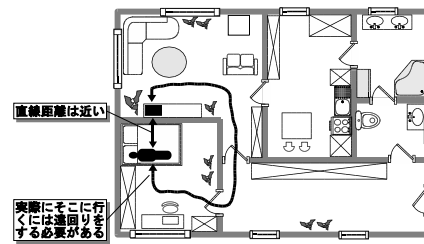


図 2: 近接性に基づく距離

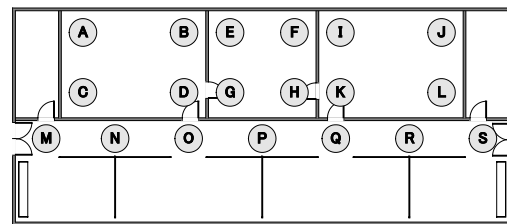


図 3: オフィスフロア中のセンサ設置位置

ロケーションモデル(のみ)を用いて context-aware なアプリケーションを構築することが、どの程度可能かを探ることにある。

4 センサデータ履歴からの近接性の発見

4.1 問題の設定

ここで、実際に解くべき問題の設定を例を用いて示す。例えば図 3 のようなオフィスフロアにおいて、A から S の計 19ヶ所のセンサポイントが存在し、それぞれのセンサポイントには、

- 温度・湿度センサ
- 照度センサ
- 人検出センサ(焦電型/測距型)
- 人・物センサ(RFID 検出)

等が設置されていると仮定する。

このような状況下で我々が解くべき問題は、これらのセンサから得られたデータの履歴を用いて、『部屋』や『通路』や『動線』を発見することである。すなわち、例えば A, B, C, D の照度(部屋の明るさ)が常に一致して変化するのであれば、この 4ヶ所は独立した照明スイッチを持つひとつの部屋の中に在

1. “proximity” の邦訳。本稿で「近接性」と呼ぶ概念は、[15] で *semantic proximity measure* と呼ばれるものとはほぼ同等である。

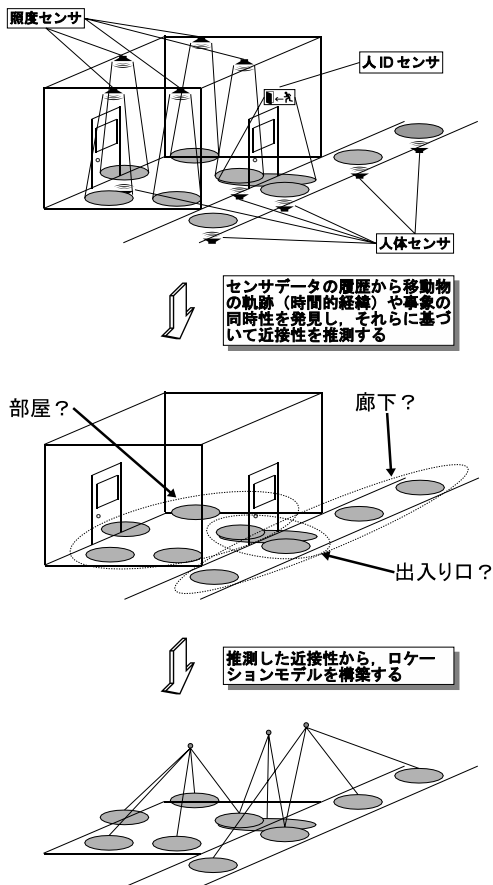


図 4: 近接性の発見からロケーションモデルの構築へ

るのではないかと推測できる。E~Hにおける温度・湿度のみが（他とは独立に）常に一致して変化するのであれば、この4ヶ所は独立した空調設備を備えた部屋（例えばマシン室）の中に在るのではないかと推測できる。また、人検出センサや人・物センサのデータ履歴から、人間がMからNへ、NからOへ移動して行くことが非常に多いと判別されれば、M, N, Oはひとつの通路を形成していると推測することが可能である。同様のことが、OとDや、DとG等の関係についても言えるだろう。

以上のように、近接性の発見とは、センサから読み取られるデータの静的/動的関連性からセンサが置かれている場所間の関係を推定することであり、その結果からロケーションモデルが生成/表現されるものである(図4)。

4.2 問題の特性

以上の問題は、データマイニングの一種であると捉えることができる。したがって通常データマイニ

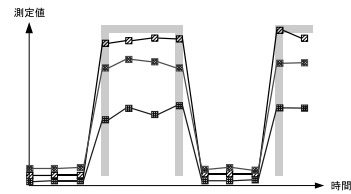


図 5: 変化のタイミングの一致例

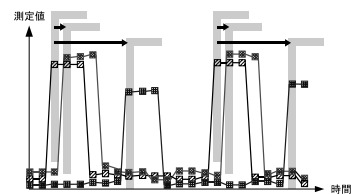


図 6: 位相のずれを伴う変化の一致例

ングで行われるような、エラーデータやデータの欠落に対する補正が行われる。

またここで注意すべきは、マイニングの結果として求めるものは、データ値のクラスタリングではなく、データの変化の様子のクラスタリングである点にある。すなわち、

- 同じ部屋の照度は同様に変化するが、照度の絶対的な値は場所によって異なる(図5)

ことに留意しなければならない。また変化の仕方についても、

- 照度、温度・湿度、広角な人検出センサ等のデータ履歴から『部屋』を発見する場合のように、その値が(ほぼ)同時に変化するもの
- スポット測量的な人検出センサやIDセンサ等のデータ履歴から『動線』を発見する場合のように、その値が時間的な遅れ(位相のずれ)を伴って変化するもの(図6)

の2種類が存在する。以上の点から、我々が行うべき近接性発見のアルゴリズムは、時系列曲線の定性的類似性発見の問題と捉えることができる。

空間的事象を記録したデータを対象としたデータマイニングの一分野として、空間データマイニング[13]の研究がある。一般に空間データマイニングとは、データの空間的特徴を利用することで、データから特徴的パターンやクラスタの抽出を行うことを目的としたものである。一方、本研究は、時系列データから空間的構造そのものを抽出することを主眼としており、この点において両者は異なる性質のものであることを、ここで明記しておきたい。

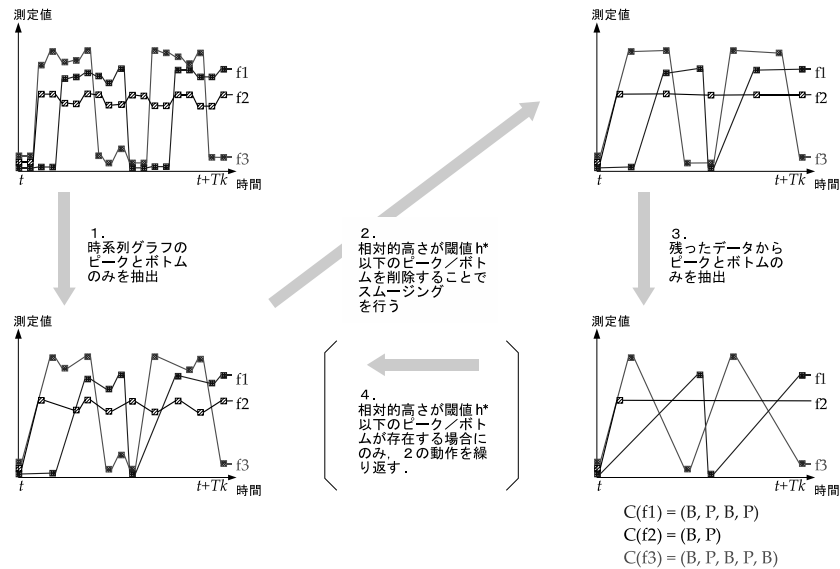


図 7: 顕著なピーク / ボトム列の抽出

5 Proximity Mining

5.1 基本アルゴリズム

本稿で提案する Proximity Mining の基本アルゴリズムは、時系列曲線の位相的特徴を用いた分析手法 [10] を用いている。これは、時系列曲線から (ある一定値以上の変化量を持つ) ピークとボトムの部分を抽出し、それらの時系列に沿った出現順序の一致度を時系列曲線間の一致度と定義し、時系列曲線のクラスタリングを行うものである。このアルゴリズムは、時系列曲線上のピーク / ボトムの位置という局所的性質は時間軸あるいは観測値軸の連続的変換に対して不変である、という特性を用いている。

以下、基本アルゴリズムの概略を示す (図 7)。各センサのデータ履歴は、時系列に沿った観測値で表される。図 7 中では f_1, f_2, f_3 の 3 つのデータが示されている。ある時系列データ f の時間区間 $[t+Tk]$ における顕著なピーク P とボトム B の出現順序系列 $C(f)$ は、以下の手続きにより求められる。

Step 0. 閾値 h^* を決める。

Step 1. 時系列データ上のピーク / ボトムとなるデータのみを抽出する。

Step 2. 得られたピーク / ボトムのうち、その相対的高さが h^* 以下のものがある場合は、そのピーク / ボトムデータを削除する。

Step 3. Step 2 で残ったデータ上で、ピーク / ボトムとなるデータのみを抽出する。

Step 4. 相対的高さが h^* 以下のピーク / ボトムがある場合は Step 2 に行く。ない場合は、手続きを終了する。

手続き終了時に残ったデータが、そのデータの顕著なピーク / ボトム列となる。例えば図 7 中の 3 つのデータについては、それぞれ、 $C(f_1) = (B, P, B, P)$ 、 $C(f_2) = (B, P)$ 、 $C(f_3) = (B, P, B, P, B)$ となる。そして、得られたピーク / ボトム列間の距離 (現時点では編集距離を使用している) により、時間区間 $[t+Tk]$ における時系列データ間の距離 \mathcal{D} が定義される。例えば上記例においては、 $\mathcal{D}(f_1, f_2)^{t+Tk} = 2$ 、 $\mathcal{D}(f_2, f_3)^{t+Tk} = 3$ 、 $\mathcal{D}(f_3, f_1)^{t+Tk} = 1$ となる。

以上の処理を時間区間 $[t+Tk]$ を変化させながら実行し、それらの結果に基づいて、各センサのデータ履歴のクラスタリングを行い、その結果により、センサ設置位置の近接性のクラスタリングとする。なお現時点では、時間区間長 Tk は、1 時間、4 時間、1 日、4 日、1 週間の 5 パターンを採用している。これは、センサデータの値はその環境を利用する人間の活動に大きく影響されるため、一般的な活動の単位となり得る時間長を選択した方が好ましい結果が得られる、という理由による。

5.2 実験結果

本稿執筆時点では、オフィス 1 フロア中の 12ヶ所に計 45 個のセンサを設置し、データを収集してい

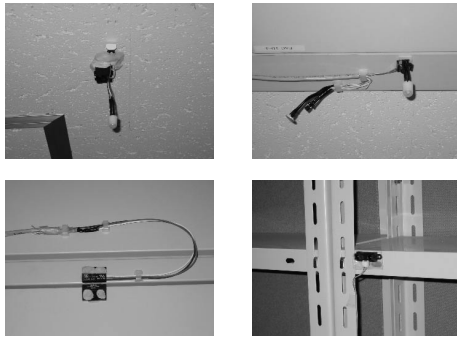


図 8: センサの設置模様

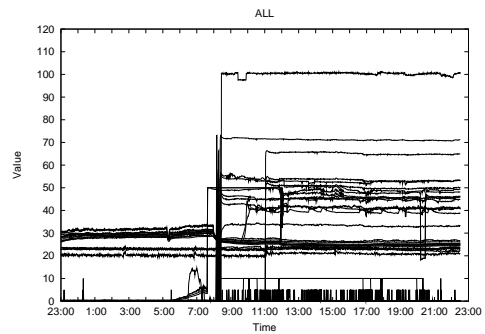


図 10: 1 日分のセンサデータ履歴の例

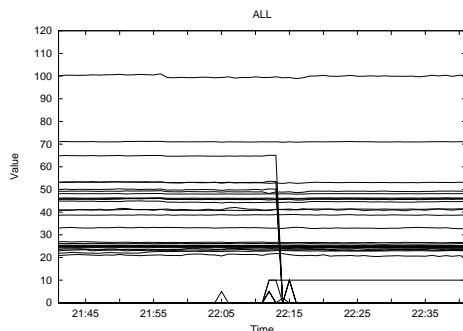


図 9: 1 時間分のセンサデータ履歴の例

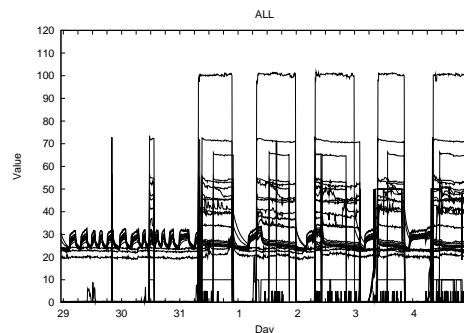


図 11: 1 週間分のセンサデータ履歴の例

る．実際にセンサが設置されているのは，フロア中の，3つの部屋と3つの出入口であり，その中には主に3つの機器が設置されている．使用しているセンサは，温度・照度・人検出（焦電型／測距型）・電圧・通電センサ，リードスイッチの，計7種となる．センサの設置模様を図8に，実際のセンサデータ履歴の例を図9, 10, 11に示す．

このデータを前述のアルゴリズムで処理した結果，3つの大きなクラスタ(A,B,C)と，それらに含まれる以下の4つのサブクラスタが得られた．

- クラスタ A に包含される (サブ) クラスタ
 - － 通電センサ (機器の動作状態を示す) および人検出センサが含まれる
- クラスタ A に包含される (サブ) クラスタ
 - － リードスイッチ (ドアの開閉を示す) および人検出センサが含まれる
- クラスタ B に包含される (サブ) クラスタ
 - － リードスイッチ (ドアの開閉を示す) および人検出センサが含まれる
- クラスタ C に包含される (サブ) クラスタ
 - － リードスイッチ (ドアの開閉を示す) および人検出センサが含まれる

これは大まかに言って，それぞれ，3つの部屋と

それらを接続する出入口，更に，ある部屋に置かれている1つの機器の配置状況を発見したと見なすことができる．

5.3 議論

現時点で得られる結果は前節に示したようなものであり，例えば，A,B,Cのクラスタがそれぞれどの部屋に相当するか，また，各出入口がどのように接続されているか等は判断できない．これは，現在はIDベースのセンサ (RFID等) を利用していないため，動線の判定や得られたエリアとそこに存在する実体物との対応付けが困難なことが理由のひとつである．この点は，今後IDベースのセンサを設置し本実験システムに組み込んでいくことで，その結果を確認していく予定である．

また現時点で考え得る本手法の問題点のひとつとして，ロケーション情報を構築するために必要なセンサデータ履歴を蓄積するにはある程度の時間を要する点が挙げられる．この点は，本研究と同様にユーザの移動履歴を用いたロケーションモデルの自動作成を試みている [11] においても，問題点のひとつとして指摘されている．

本研究における我々の主たる主張は、アプリケーションの側から考えた場合、実際に必要となるのは「距離」や「包含関係」といった query に対する返答であり、geometric な座標値はそれを計算するための手段に過ぎず、したがってこれらのアプリケーションからの query への返答が可能でありさえすれば geometric なロケーションモデルに拘る必要はないのではないか、という点にある。この主張を裏付けるには、本手法で得られるロケーション情報を用いることで、どのような種類のアプリケーションが実現可能となり、どのようなアプリケーションは実現不可能なのかを、実際に明らかにすることが必要だろう。そのためにも、今後、本手法を基盤としたトータルなシステムを構築を進めていく予定である。

6 むすび

我々は、現実空間に存在する物理的実体を基本構成要素としたシステム・プラットフォーム、Organic Entia の構築を進めている。Organic Entia は、実空間中の物体に起因する情報を主な対象とし、かつ、その自律構成を第一の目標に置いたシステムである。この Organic Entia を基盤として、実空間中の環境データと人とを結ぶ Human-Environment Interface の確立を目指している。

その一環として本論文では、デバイス間の近接性をセンサが測定したデータ値の静的/動的関連性から求める手法を提案した。本手法で得られる近接性は、単に物理的な距離によるものではなく、回り道等の人間の行動をも考慮したより広い意味での距離に基づくものとなり、その結果としてより柔軟なアプリケーションの構築が可能になると考えている。

参考文献

- [1] Bauer, M., Becker, C. and Rothmel, K.: Location Models from the Perspective of Context-Aware Applications and Mobile Ad Hoc Networks, in [2], pp. 35–40.
- [2] Beigle, M., Gray, P. and Salber, D. (eds.): *Location Modeling for Ubiquitous Computing, Workshop Proceedings, UbiComp 2001* (2001).
- [3] Brumitt, B. and Shafer, S.: Topological World Modeling Using Semantic Spaces, in [2], pp. 55–62.
- [4] Bulusu, N., Estrin, D. and Heidemann, J.: Tradeoffs in Location Support Systems: The Case for Quality-Expressive Location Models for Applications, in [2], pp. 7–12.
- [5] Guttman, E.: Autoconfiguration for IP Networking: Enabling Local Communication, *IEEE Internet Computing*, Vol. 5, No. 3, pp. 81–86 (2001).
- [6] Hightower, J. and Borriello, G.: A Survey and Taxonomy of Location Systems for Ubiquitous Computing, Technical Report UW-CSE 01-08-03, University of Washington (2001).
- [7] Hightower, J., Brumitt, B. and Borriello, G.: The Location Stack: A Layered Model for Location in Ubiquitous Computing, in *Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Mobile Computing Systems and Applications (WMCSA 2002)*, pp. 22–28 (2002).
- [8] Jiang, C. and Steenkiste, P.: A Hybrid Location Model with a Computable Location Identifier for Ubiquitous Computing, in *UbiComp 2002, Proceedings*, LNCS 2498, pp. 246–263 (2002).
- [9] Leonhardt, U.: *Supporting Location-Awareness in Open Distributed Systems*, PhD thesis, Imperial College, University of London (1998).
- [10] 増山篤, 岡部篤行, 貞広幸雄, 柴崎亮介: 時系列曲線の口バスタな分析手法, GIS —理論と応用—, Vol. 7, No. 1, pp. 11–18 (1999).
- [11] 村上朝一, 中西健一, 桐原幸彦, 徳田英幸: ロケーションモデル作成支援機構の構築, 第 1 回 SPA サマワーキングショップ (2002).
- [12] 中島秀之, 橋田浩一, 森彰, 伊藤日出男, 本村陽一, 車谷浩一, 山本吉伸, 和泉潔, 野田五十樹: 情報インフラに基づくグラウンディングとその応用 — サイバースピリットプロジェクトの概要 —, コンピュータソフトウェア, Vol. 18, No. 4, pp. 48–56 (2001).
- [13] Ng, R. T. and Han, J.: CLARANS: A Method for Clustering Objects for Spatial Data Mining, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 14, No. 5, pp. 1003–1016 (2001).
- [14] O’Connell, T., Jensen, P., Dey, A. and Abowd, G.: Location in the Aware Home, in [2], pp. 41–44.
- [15] Schiele, B. and Antifakos, S.: Beyond Position Awareness, in [2], pp. 107–112.
- [16] 高田敏弘, 青柳滋己, 栗原聡, 光来健一, 清水奨, 廣津登志夫, 福田健介, 菅原俊治: Organic Entia: 実空間に遍在するセンサ/プロセッサ/アクチュエータの自律構成とそのロケーションモデル, 情報処理学会研究報告 2002-MBL-23/2002-ITS-11, Vol. 2002, No. 115, pp. 155–162 (2002).
- [17] 高田敏弘, 青柳滋己, 栗原聡, 光来健一, 清水奨, 廣津登志夫, 福田健介, 菅原俊治: Proximity Mining: センサデータ履歴からの近接性の発見, 第 6 回プログラミングおよび応用のシステムに関するワークショップ [SPA 2003] (2003).
- [18] Thomson, S. and Narten, T.: IPv6 Stateless Address Autoconfiguration, RFC 2462 (1998).
- [19] Thrun, S.: Robotic Mapping: A Survey, Technical Report CMU-CS-02-111, Carnegie Mellon University (2002).