

省エネルギー化を目指したセンサデータマイニング手法の検討

江田 政聡[†] 中根 傑[†] 横山 昌平^{††} 福田 直樹^{††} 石川 博^{††}

[†] 静岡大学情報学部情報科学科 〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

^{††} 静岡大学情報学部 〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: [†]{cs06015,cs06066}@s.inf.shizuoka.ac.jp, ^{††}{yokoyama,fukuta,ishikawa}@inf.shizuoka.ac.jp

あらまし 近年，地球温暖化の解決策の 1 つとして，電力消費量の削減への研究が広くなされている．また，人間の行動を予測するために，センサネットワークなどを用いたリアリティマイニング・人間行動マイニングの研究も盛んに行われている．本研究では，省エネ化を目指したセンサデータマイニングにおける，人間行動の把握手法について述べる．人間行動を予測し電力消費の削減を図るため，個体識別を目的としないセンサネットワークから人の動的な動きを正確に抽出する手法を提案する．

キーワード センサデータマイニング，人間行動マイニング，省エネ化

Examination of sensor data mining technique for aiming at energy saving

Masaaki EDA[†], Takashi NAKANE[†], Shouhei YOKOYAMA^{††}, Naoki FUKUTA^{††}, and Hiroshi ISHIKAWA^{††}

[†] Department of Computer Science, Faculty of Informatics, Shizuoka University, Johoku 3-5-1, Naka-ku, Hamamatsu-shi, Shizuoka, 432-8011 Japan

^{††} Faculty of Informatics, Shizuoka University, Johoku 3-5-1, Naka-ku, Hamamatsu-shi, Shizuoka, 432-8011 Japan

E-mail: [†]{cs06015,cs06066}@s.inf.shizuoka.ac.jp, ^{††}{yokoyama,fukuta,ishikawa}@inf.shizuoka.ac.jp

Abstract Recently, the research to the reduction in power consumption widens it as one of the solutions of global warming. Moreover, to forecast human behavior, the research of reality Mining and human behavior Mining that uses the sensor network etc. is actively done. In the present study, the grasping method of the man action in the sensor data mining that aims at the energy saving is described. To forecast the human behavior and to attempt the reduction in power consumption, it proposes the technique for extracting person's dynamic movement from the sensor network in which the individual identification that is not aimed accurately.

Key words sensor data mining, human behavior mining,

1. はじめに

近年，地球温暖化の解決策の 1 つとして，電力消費量の削減への取り組み，研究が広くなされている．例えば，HEMS(House Energy Management System)，BEMS(Building Energy Management System) などである．また，HEMS，BEMS とは，家やビルのエネルギーが効率的に使用されるよう管理し，エネルギー利用の最適化を図っていく技術のことである．電力の効率利用には，省電力機器を導入する，電力の消費量が少なくなる夜間電力を利用するなど，様々な方法が考えられる．

本研究では，センサデータマイニングにより，不要な電力消費を抑制することで効率的な電力の利用を目指す．用いるセン

サとして，モーションセンサ，照度センサ，湿度センサ，温度センサなどが考えられる．これらを，部屋や廊下といったブロック単位で分割したエリア内に設置する．センサにより収集したデータをマイニングし，人がいるかどうか，そのまま滞在するのか，移動するのか，といった人の動きを予測し，その人の動きに対して最適に電力使用を行う．

不要な電力消費の抑制のために 2 つの手法を考えた．1 つ目は，人間の行動の性質をマイニングすることにより，最適な電力消費を行う方法である．2 つ目は，人間の行動を予測することで，不要な電力消費を抑制する方法である．

そのためには，正確に人間行動を抽出しなければならない．本論文では人間行動を正確に抽出し，その結果を用いて省エネ化を図る方法について述べる．

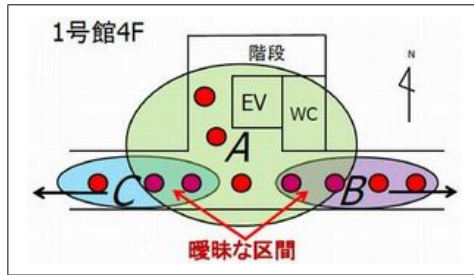


図 1 改良センサ導入前のセンサグルーピング図

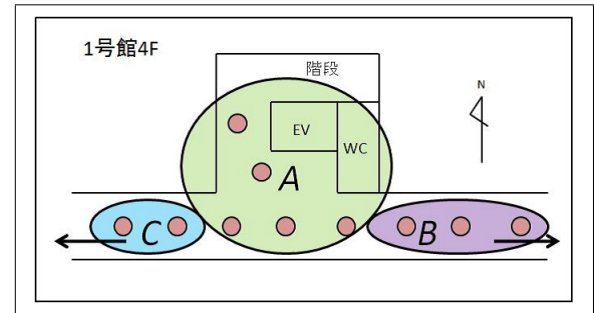


図 2 改良センサ導入後のセンサグルーピング図

2. センサデータマイニング

センサデータマイニングとは、ある目的のために設置したセンサネットワークから得られた大規模センサデータをマイニングし、目的にあった知識を発見・学習するものである。

また、センサデータマイニングを行う際、使用するセンサネットワークの特性を理解しなければならない。センサネットワークを構築するにあたり、検知漏れの起こらないようにセンサノードの個数は多い方が望ましい。しかし、センサノードが複数あることにより検知誤差を含む可能性がある。例えば、モーションセンサにおいて検知範囲に重複がある場合、正確な検知場所の特定は困難である。以上のことから、センサデータマイニングを行う際、センサネットワークの特性を加味したマイニングを行う必要がある。

3. 提案手法

本研究では、以下の人間行動をマイニングすることにより不要な電力消費の抑制を目指す。センサデータとして、温度センサ、湿度センサ、モーションセンサ、照度センサなどの個体識別を伴わないセンサの値をもとに、人間行動を正確に抽出する手法を提案する。また、その人間行動マイニングを用いた省エネ化の方法を検討する。

人間行動マイニングでは、過去にデータベースに格納したセンサデータから人間行動を抽出する。また、同時にその行動の開始時間、所要時間を調べる。そして、人間行動と開始時間、所要時間との関連性を相関ルール等のマイニングを行い、評価する。評価して得られたルールに基づき、電力消費の無駄を発見し、不要な電力消費を抑制する。具体的な省エネ化として考えられるのが、人間行動を予測して不要な照明を消すなどである。

本研究では、人間行動とその所要時間との関連性のルールを使い照明の点灯時間を変更し、また、その行動の出現確率によって行動を予測し省エネ化を図る。

3.1 人間行動の抽出

3.1.1 ネットワークの特性

本研究では、知的クラスター創成事業の一環であるセンサネットワーク（以後、知クラネットワーク）を用いてセンサデータマイニングを行う。センサネットワークのセンサノードは、モーションを検知したらデータベースにセンシング時間やモーションセンサの値などを1つのセンサデータとして格納する。

はじめに、モーションを検知したセンサデータを時系列順に取り出す。そのセンサノードのIDの並びは人間行動を表している。時系列順に並んだセンサデータのセンシング時間に4秒以上の開きがある場合、別の行動と見なし人間行動を時系列順に抽出した。以下、この行動と行動の境目の時間をインターバルと記す。しかし、ネットワークの特性から、正確に人間行動を抽出することができなかった。

知クラネットワークは、2つの特性がある。1つ目はセンサデータのセンシング時間の不正確性であり、2つ目は複数センサのモーション検知範囲の重複である。

センシング時間は、センサデータがデータベースに到達したときに付与される。知クラセンサネットワークでは、センサノードによってデータベース到達時間が異なり、検知時間がセンシング時間となっていない。

複数センサのモーション検知範囲の重複であるが、本来、モーションセンサをもつセンサは、検知範囲が重複しないように事前に調査して設置すべきである。それを行わない場合、複数センサが同時に検知した時、正確に検知場所を把握することができない。知クラネットワークでは、モーションセンサの検知範囲に重複があるため、検知場所の正確な把握が困難である。

本研究では、正確に人間行動を抽出するために2つの手法を提案する。1つ目はゾーン毎検知であり、2つ目はセンサ毎検知の手法である。ゾーン毎検知は、センサノードをグループ分けすることにより、人間行動をグループ分けしたゾーンの遷移で見ることで、ゾーンごとの遷移として、正確に行動抽出するものである。また、センサ毎検知は、編集距離などの類似度を用いて、検知センサid列から行動を抽出するものである。

また、ゾーン毎検知はセンサデータのネットワーク遅延の影響を低減できる一方、人間行動をゾーンの遷移で見るので詳細な行動遷移を把握することができない。また、センサ毎検知ではセンサノード間の遷移として詳細に人間行動を把握できる一方、センサデータのネットワーク遅延の影響や、モーションセンサの検知範囲の重複の影響を受けやすく、正確な行動抽出ができない可能性がある。

両手法を場所により効果的に使い分けることで、大規模なセンサデータから正確に人間行動を正確に抽出することが可能である。

3.1.2 ゾーン毎検知と指向性の導入

センサノードをグループ分けすることにより、グループ分け



図 3 天井に設置した改良前のセンサノード



図 4 天井に設置した改良後のセンサノード

したゾーンの遷移の正確さは確保される。実際のセンサノードのグループ分けは、図 1 のように行う。このようにゾーンごとにセンサ群を分けて見ることで、人間行動をゾーンの遷移として抽出するものである。この方法を以下、ゾーン毎検知と記す。

3.1.3 指向性センサの導入

モーションセンサの検知範囲の重複をなくすために、モーションセンサに指向性を持たせることにした。指向性を持たせるために、モーションセンサに円錐形の筒を被せて個々のセンサノードの検知範囲を狭める。筒を被せる前のセンサノードが図 3 で、筒を被せた後のセンサノードが、図 4 である。このようにある程度の指向性を持たせることにより、検知場所を正確に特定することが可能となった。改良版センサノードを導入することにより、図 1 に示す曖昧な区間を取り除くことができた。改良版センサノードを導入後のセンサグループング図を図 2 に示す。

3.1.4 センサ毎検知

ゾーン毎検知ではゾーンの遷移として人間行動を抽出した。センサ毎検知では、編集距離などの類似度を用いて分類を行い、センサノード間の遷移として人間行動を抽出する。

まず、人間の移動経路の理想的なセンサ id の並びを与える。以下、理想的な時系列シーケンスと記す。この理想的な時系列シーケンスを人間のとりうる移動経路ごとに作成する。今回用いた図 5 の実験環境においては、人間行動の始点、終点となりうる 8 つのセンサノードの組み合わせ 64 通りの理想的な時系列シーケンスを作成した。例えば、階段から J1403 室までの移動経路は、図 6 に示す通り、[985,993,99E,697,98E] の時系列シーケンスとなる。

次に、編集距離や LCS(Longest Common Subsequence) などの指標を用いて、時系列の検知センサ列との類似度を計算する。その類似度の最大の理想的な時系列シーケンスを検知行動とする。また、編集距離とは、文字列の探索に使われる類似度で、2 つの文字列がどの程度異なるかを示す値である。具体

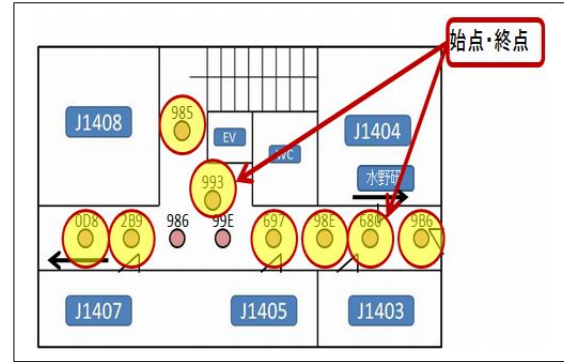


図 5 センサノード図

始点	終点	時系列センサid列
985	985	985
	993	985,993
	986	985,993,99E,697,98E,680,98E
	680	985,993,99E,697,98E,680
	98E	985,993,99E,697,98E
	697	985,993,99E,697
	2B9	985,993,986,2B9
	D8	985,993,986,2B9,D8

図 6 理想的な時系列シーケンス例

的には、挿入、削除、置換によって、1 つの文字列を別の文字列に変形するのに必要な手順の最小回数である。編集距離が小さい方が類似度が高くなる。また、LCS(Longest Common Subsequence) とは、同様に文字列の探索に使われる類似度で、2 つの文字列の最長共通部分文字列を表す。LCS の場合、値が大きい方が類似度が高い。

3.2 省エネ化の方法

本研究では、2 つの方法により省エネ化を図る。1 つ目は、人間行動の出現確率を用いて人間行動を予測し、不要となる照明の電力消費を抑制するものである。また、2 つ目は、人間行動とその所要時間との関連性を評価し、照明の点灯時間を行動ごとに変更するものである。

3.2.1 出現確率による省エネ化

過去の人間行動の履歴から、曜日、時間帯によってその行動パターンの出現確率が異なることが分かった。この出現確率の違いを利用し、人間行動を予測し人間の遷移しないであろうゾーンの電力の使用を抑制する。

本研究では、人間行動の 1 つ先の行動遷移先の予測を行い、電力消費の抑制を行う。まず、過去のセンサデータから、曜日、時間帯別の人間の行動パターンの出現確率を計算する。ちなみに、曜日は日曜日から土曜日までの 7 種類、時間帯は 1 日を 1 時間ごとに区切った 24 種類を用いる。そして、その出現確率から、始点となる行動遷移元から、最も起こりうる確率の高い行動遷移先をルールとする。例えば、図 2 において、月曜日の 13 時の始点 A の予測遷移先は、表 1 の出現確率から C とする。上記の方法により、得られる行動予測ルールは、始点ごとに 168 個になる。具体例として、火曜日の始点 B の予測ルールを図 2 に示す。そして、このルールとセンサネットワークから得られるリアルタイムのデータから、始点のゾーンと予測遷移

表 1 出現確率の具体例

遷移元	遷移先	出現確率
A	A	0.34
A	B	0.16
A	C	0.5

表 2 予測ルールの例

時間帯	始点 (遷移元)	予測遷移先
0	B	B
1	B	B
2	B	B
3	B	B
4	B	B
5	B	B
6	B	B
7	B	B
8	B	B
9	B	B
10	B	B
11	B	B
12	B	A
13	B	A
14	B	A
15	B	A
16	B	B
17	B	A
18	B	A
19	B	A
20	B	B
21	B	B
22	B	B
23	B	B

先の照明を点ける。もし、予測が失敗した場合、つまり、別の行動遷移先でモーション検知した場合、そのゾーンの照明も点ける。予測に成功した場合、人間の行動遷移に関係のないゾーンの照明にかかる電力消費を抑制することができる。

3.2.2 人間行動の所要時間による省エネ化

人間の連続する行動は、その行動パターンごとに所要時間が異なる。行動パターンごとに照明の点灯時間を変えることで、最適な電力消費を行う。

まず、過去のセンサデータから人間行動を抽出し、その時の行動の所要時間を計算する。そして、そのデータをもとに、行動パターンとその所要時間の関連性を相関ルールを用いて発見する。人間行動と所要時間の関連性を発見するために Apriori 法を用いる。Apriori 法とは相関ルール抽出アルゴリズムの 1 つで、属性間の共起性のルールを求めるものである。相関ルールの指標には、確信度と支持度がある。確信度とは、条件 X の元で結論 Y が起こる割合である。支持度とは、条件 X と結論 Y を同時に満たすデータが全データ中に含まれる割合である。Apriori 法では、確信度と支持度に閾値を設けることで価値の高い相関ルールを効率的に求める。本研究では、確信度を 0.5 以上、支持度を 0.0001 以上として関連性のルールを求めた。

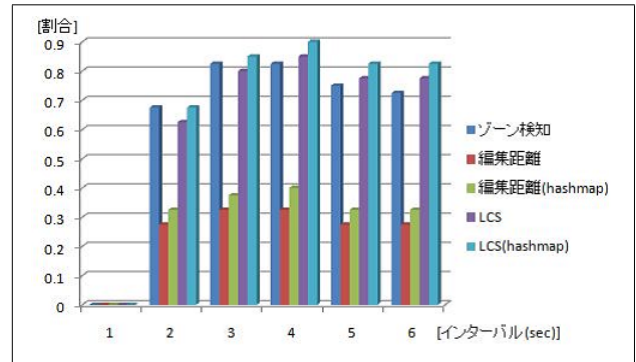


図 7 行動推定の精度

そして、センサネットワークから得られるリアルタイムのセンサデータから人間の行動パターンを抽出・把握し、行動パターンとその所要時間のルールを用いて、照明の点灯時間を変更し、最適な電力消費を行う。

4. 実験

本章では、人間行動の抽出の確認、省エネルギー化システムについて検証する。現在、本研究が使用する知クラネットワークは静岡大学情報学部棟 1 号館 4 階に設置してある。センサネットワークには温度センサ、湿度センサ、モーションセンサ、照度センサを取りつけてあるセンサノードが 52 台ある。今回の実験では、情報学部棟 1 号館 4 階の廊下のセンサノード 10 台において、本手法を適用した時の検証を行う。

4.1 人間行動の抽出

図 2 のようにセンサのグループ分けを行った実験環境で、人間行動の抽出過程における、インターバルの 4 秒としたことの妥当性、また、ゾーン毎検知、センサ毎検知の精度を検証する。また、分類による行動検知では 2 つの類似度を用いて抽出を試みた。

実験として、まず、5 人の被験者にすべての行動パターンを実際に行い、その様子をカメラで撮影した。そして、その映像の記録と人間行動を抽出したデータと照合し確認を行った。また、ゾーン毎検知ではゾーンの遷移が正しく抽出出来ていれば正解とし、センサ毎検知ではセンサノード間の検知行動が正確に分類されていれば正解とした。実験の結果を図 7 に示す。図の横軸がインターバルの時間 (秒単位) で、縦軸が正確に行動検知できた割合である。

すべての行動推定方法において、インターバルを 4 秒とした時の行動推定の精度が高いことがわかった。よって、インターバルを 4 秒としたことは妥当であることがわかった。また、行動推定の精度であるが、同一センサノードの複数回の検知を除外し、LCS(Longest Common Subsequence) を類似度として用いて行動推定した場合、90 % の精度で行動推定できるわかった。また、ゾーン毎検知も 82 % の精度があった。今回実験を行った環境がセンサデータのネットワーク遅延の影響が少なく、モーションセンサの重複をなくした環境であったので、LCS を用いたセンサ毎検知が正確に行えた。しかし、センサデータのネットワーク遅延の影響が大きく、モーションセンサの重複が

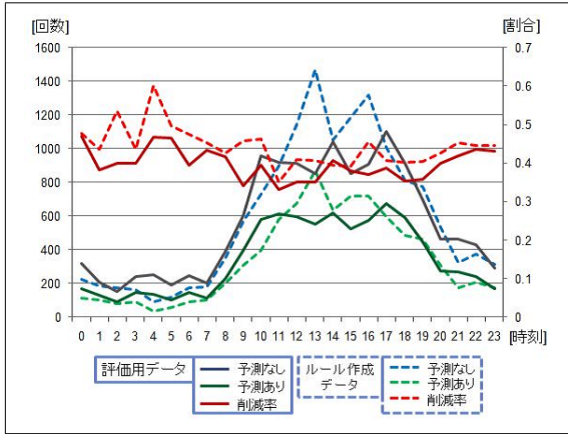


図 8 電力値指数

あるような環境ではゾーン毎検知による行動推定の精度が LCS を用いたセンサ毎検知より高くなることが予想される。

以上のことから、ゾーン毎検知と LCS を用いたセンサ毎検知を使い分けることにより、センサネットワークより正確に人間行動を抽出することが可能であることがわかった。

4.2 省エネ化システム

4.2.1 行動予測による省エネ化

4.1 節の人間行動抽出の実験より、同一センサノードの複数回の検知を除外し、LCS の類似度を用いて人間行動を抽出する方法が最も精度がよいことがわかる。よって、行動予測による省エネ化でも、LCS の類似度を用いたセンサ毎検知を使用する。また、LCS の類似度を用いたセンサ毎検知ではセンサノード間の遷移であるが、照明はゾーンごとに設置するのが一般的である。したがって、人間行動もゾーンごとの遷移として再構成し直した。

出現確率による省エネ化によりエネルギーをどれだけ抑制できたか評価するために、今回電力値指数というものをを用いる。電力値指数とは、過去のデータを使い、そのときに出現確率による省エネ化によって抑制できた電力消費量の推定値である。現在、知クラネットワークでは消費電力などの電気特性を計測していない。よって、今回の実験では、電気消費量をゾーンごとの広さに基づいて蛍光灯などの照明器具の個数に設定して電力値指数を求める。また、電力値指数 E の式は以下のようにして求める。

$$E = \sum_{i \in \{A, B, C\}} \{ (N_i + N_X) * NumAction(i \rightarrow X) + (N_i + N_X) * NumAction(i \rightarrow i) + (N_i + N_X + N_Y) * NumAction(i \rightarrow i) \}$$

ここで、 N_A, N_B, N_C は、図 2 のゾーンごとの照明器具の個数を表し、その値はすべてのゾーンで 1 本ずつとした。この照明器具の個数はゾーンの広さに応じて仮想的に与えた値である。今回照明の個数を各ゾーン 1 本としたので、電力値指数は削減できる照明の点灯回数となる。また、 $NumAction(i \rightarrow j)$ は、 i から j への行動遷移の実際の検知回数である。

行動予測のルール作成には過去 2 週間 (2010/1/12 ~ 2019/1/25) のデータを用い、評価用データとして別の 2 週

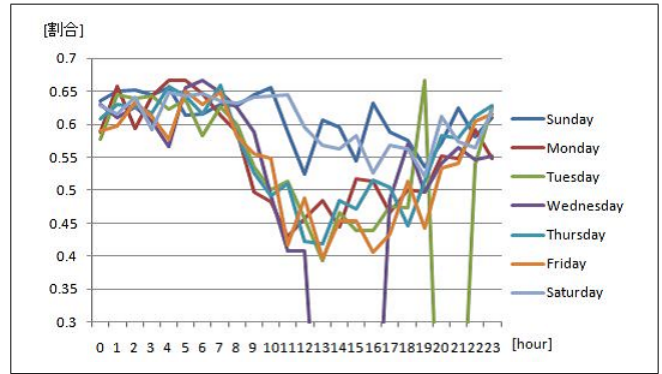


図 9 曜日別の削減率

1.	ACT = C	832	==>	RT = 5sec	643	conf:(0.77)
2.	ACT = A	3188	==>	RT = 5sec	2086	conf:(0.65)
3.	ACT = CA	1681	==>	RT = 10sec	923	conf:(0.55)
4.	ACT = AC	1648	==>	RT = 10sec	856	conf:(0.52)
		行動パターン			所要時間	confidence

関連ルール

図 10 抽出した関連ルール

間のデータ (2010/1/26 ~ 2010/2/8) を用いて評価した。その結果を、図 8 に示す。今回、モーション検知したら全ゾーンの照明が点灯する場合を比較対象とする。横軸が時刻 (hour)、左の縦軸が使用した照明の点灯回数、右の縦軸が削減率である。また、青色線はモーション検知したら全ゾーンの照明が点灯する場合の照明の点灯回数であり、緑色線は本手法を適用した時の照明の点灯回数である。また、赤色線が本手法を適用した時の照明の点灯回数の削減率である。また、実線で示すものは評価用データであり、破線で示すものはルール作成データである。

また、曜日別の照明の数の削減率を図 9 に示す。2 つのグラフからわかる通り、曜日による削減率の違いはあるものの、過去の行動予測ルールに基づく省エネ化は別の日にも有効で、また、平均 40 % の削減効果があることがわかった。

4.2.2 人間行動の所要時間による省エネ化

過去の 46 日間のデータ (2010/1/12 ~ 2019/2/25) をもとに、人間行動とその所要時間を計算した。そして、人間行動と所要時間の関連性を発見するために Apriori 法を用い、関連ルールを求めた。Apriori 法に用いたデータの属性は曜日 (DOW)、時間 (時: HOUR, 分: MIN, 秒: SEC)、所要時間 (RT)、行動 (ACT) である。図 10 は、確信度 0.5 以上、支持度 0.0001 以上、出力ルール数が最大 30 件という条件のもとで Apriori 法をセンサデータに適用した結果である。図 10 の矢印 () の左側が条件 X、右側が結論 Y を示す。X と Y の数値は件数である。conf は確信度の値を示す。

図 10 より、C 区間のみでの行動は 77 % の確率で、また、A 区間のみでの行動は 65 % の確率で 5 秒以内に動作が完了し、また、行動 CA は 55 % の確率で、行動 AC は 52 % の確率で 10 秒以内に動作が完了するというルールが得られた。

5. 関連研究

5.1 人間行動マイニング

森ら [1] [2] は、時系列センサデータのある時間幅のセグメントに分割し、クラスタリングを行うことで、人間の生活行動を自動分類する手法を提案した。そして、その蓄積データを用い時系列相関ルールに基づく方法で、人間の行動を予測する手法も提案した。

また、Guralnik ら [3] は、まず人間行動をマイニングし、高齢者の生活支援を行うシステムを開発した。人間行動のマイニングにおいて、まず、行動と行動を分けるインターバルを設定し、次に、特徴的な時系列の行動列を学習する。そして、それから 2 つのフィルタを用いて生活支援に必要な時系列の行動列を除外する。行動と行動を分けるインターバルの設定方法として、センサの発火分布は人間行動ごとに違うことを基に、前もって決定するのではなく 1 日のセンサの発火分布に基づいて決定している。また、ここでの人間行動とは起床や部屋での活動であり、人の移動経路ではない。また、時系列の行動列を学習するのに、variety of sequential pattern algorithm [4] ~ [6] を用いて学習している。このアルゴリズムは 1 つ 1 つ行動が長く、その行動自体が独特なものでないデータセットに対して有効である。

本研究では、省エネ化に有効な人間行動を抽出するために、より詳細な人間行動、つまり、人間の移動経路を特定し、それを用いて人間行動を予測し省エネ化に結び付けた。今後の研究の課題ともなるが、人間行動を移動経路ではなく、より時間的、空間的に広域なデータとしてマイニングすることでより省エネ化に結び付く知識を発見したいと考えている。

5.2 省エネ化

山田ら [8] は、ビルの空調を制御し、ビル内での快適性を確保しつつ省エネルギー化を行うシステムを開発している。快適性の指標には Fanger により提案された快適方程式と、その指標である PMV [7] が利用されている。Fanger の快適方程式では、温度、相対湿度、気流速度、輻射温度、着衣量、活動量をパラメータとして利用する。PMV は 7 段階で表される快適さの指標で、- 3 から 3 の値を取り、マイナスに傾くほど寒く、プラスに傾くほど暑いことを表し、PMV が 0 のときに快適であるとされる。山田らのシステムは、多くのセンサを利用してそれぞれの指標を算出し、PMV 値が - 0.5 ~ 0.5 に収まるように空調制御を行う。暖房運転時の調整では 0.5 に、冷房運転時の調整では -0.5 に近づけることで、快適さを保ちつつ省エネ化を行う。

6. 今後の課題

人間行動マイニングについて、今回の実験環境では、LCS を用いたセンサ毎検知を行うことで、実験環境においては 1 人の行動は 90 % の精度で正確に抽出することが可能であることがわかった。実環境においては複数の行動が混ざったセンサデータが多数存在するので、本手法の行動検知をそのまま適用することはできない。そのため、複数の行動が混ざった場合にも、

正確に行動抽出できる手法を検討しなければならない。

また、省エネ化の方法の評価方法として、センサネットワークを運用することによる電力消費を加味した、省エネ効果で評価することが必要であり、検討している。また、行動予測による省エネ化の方法であるが、行動予測することによる利用者の快適さの定量的な評価を実施し、また、そのときの省エネ効果を評価することも検討すべき事項である。

また、省エネ化の方法については、曜日、時間帯によるルール作成をより複雑化し、天候やイベントの有無などのより複数の条件別に予測ルールを作成する予定である。また、別の省エネ化の方法として、参考文献にも示したが、PMV という快適度指標 [7] ~ [9] をもとに個々の部屋ごとに理想的な環境を創造することにより、一元的な電力消費を止める手法を検討している。

謝辞 本研究の一部は文部科学省の知的クラスター創成事業(第 II 期)「浜松地域オプトロニクスクラスター構想」、科学研究費補助金基盤研究(B)(課題番号 19300026)、科学研究費補助金基盤研究(B)(課題番号 20300027)

文 献

- [1] 森武俊:「センシングルームにおける行動蓄積とパターン発見」, 情報処理学会研究報告(2005)
- [2] 森武俊, 野口博史, 佐藤知正:「センサネットワークと生活行動」, 電子情報通信学会誌 Vol.89, No.5(2006)
- [3] Valerie Guralnik, Karen Zita Haigh: "Learning Models of Human Behavior with Sequential Patterns", AAAI Technical Report WS-02-02(2002)
- [4] R. Agrawal, R. Srikant: "Mining sequential patterns", In Proceedings of the Eleventh International Conference on Data Engineering (ICDE), pages 3-14(1995)
- [5] M. V. Joshi, G. Karypis, V. Kuma: "Universal formulation of sequential patterns", Technical report, University of Minnesota, Department of Computer Science, Minneapolis, (1999)
- [6] R. Srikant, R. Agrawal: "Mining sequential patterns: Generalizations and performance improvements", In Proceedings of the Fifth International Conference on E ndin9 Database Technology, pages 3-17(1996)
- [7] P.O. Fanger: "Thermal Comfort: Analysis and Application in Environment Engineering", McGraw-Hill(1972)
- [8] 山田富美夫, 米沢憲造, 花田雄一: "ビル省エネルギーに貢献する快適空調制御", 東芝レビュー Vol.59 No.4(2004)
- [9] 花田雄一, 米沢憲造: "生活者の行動を優先した快適空調制御システム" ニューロ PMV 制御", 東芝レビュー Vol.62 No.6(2007)