

においセンサを用いた居住者の活動認識 — 相関ルールによる認識率の向上 —

非会員 上田 芳弘 (石川県工業試験場)
 非会員 古川 真士 (金沢大学)
 非会員 木村 春彦 (金沢大学)
 正員 大藪多可志 (金沢経済大学)

Recognition of Residential Behaviour Using Odor Sensor Characteristics -Improvement of Recognition Rate by Applying of an Association Rule-

Yoshihiro Ueda, Non-member (Industrial Research Institute of Ishikawa, Kanazawa 920-0223 Japan.),
 Shinji Furukawa, Non-member, Haruhiko Kimura, Non-member (Faculty of Engineering, Kanazawa
 University, Kanazawa 920-8667 Japan.), Takashi Oyabu, Member (Kanazawa University of Economics,
 Kanazawa 920-8620 Japan)

Recognition rate of human behaviors in a residence is improved using an association rule, which is widely used in the field of the data mining. In the present study, plural odor-sensor characteristics are adopted to introduce the features of the behaviors. The rules in the database with positive instances, which are the real data, can be derived in this method. On the other hand, the negative instances are also focused to introduce various kinds of behavior-features. These instances express error data in the recognition process. First, we propose a method by which the positive and negative rules can be derived from the both kinds of instances. And we suppose that the recognition results can be obtained by the rules. Secondly, we perform evaluation experiments and compare the recognition rates of the LBG clustering with those of the proposed method. As for the results, we achieved the following results. (1) The recognition rate can be improved by the proposed method except the case of lack of the negative instances and the case of category in which the same activities are included as the positive and negative instances. (2) By analyzing the activity history, which the resident recorded his behaviors, we confirmed that the positive and the negative rules could correct the recognition results. The proposed method is useful to recognize the human behaviors in the residence.

キーワード：においセンサ, 活動認識, 相関ルール, 正負の事例, 高齢者

1. はじめに

先進各国では高齢化が進展し、様々な社会問題が生じている。特に、日本では、高齢化の進展が急速で、高齢者世帯数が急増しているため⁽¹⁾、例えば老人の孤独死などが深刻な社会問題とされている。このため、高齢者宅におけるセキュリティの確保や事故の防止、衛生面の向上などを目指し、各種センサを用いて生活環境をモニタリングすることが重要な課題となっている。これまでに、画像や音によって室内の環境変化や人間の活動を認識しようとする試みは広く行われている。既に、店舗などにおける異常発見のための監視カメラや小型マイクロホン等を用いたモニタリング装置は実用化され、犯罪の防止や解決に役立っている。し

かし、視聴覚情報を用いたモニタリングは、プライバシー侵害の問題があり、一般家庭に導入することは困難と思われる。一方、においセンサは、これまでのガスセンサと同様、ガス漏れ検知などに有効で、かつ今後は、有害ガスのみならず不快臭の消臭など居住空間の快適性と衛生面の向上に役立つものと期待されている。このようなにおいセンサを用いたシステムは、一般家庭にも受け入れられやすく、そのセンサ出力から、ガス漏れや消臭などのためのにおい検知と同時に、居住者の活動の大局的な認識を可能とすれば、上記の問題を解決する有効な手段になるものと考えられる。

においセンサを用いた居住者の活動認識に関しては、これまでに、活動が数十分から数時間以上持続する大局的な活動、すなわち就寝⁽²⁾、調理並びに食事、ドアや窓の開閉

による換気⁽³⁾について研究が行われている。更に、活動が数秒から数分で終わる局所的な活動、すなわち、排泄⁽⁴⁾、暖房、厨房器具のオンオフ⁽⁵⁾などの活動についてもその可能性が示されている。しかし、一般においてセンサは単体のガスに反応するのではなく、複数のガスに反応するため、居住者の活動により発生したにおいを特定することは難しい。更に、居住者の体臭や香水、外気に含まれるにおいなどのノイズの問題と、においセンサの温湿度や気流に対する出力変動の特性などにより、上記のような継続時間が長い大局的な活動認識でも高い認識率を得ることは現状、難しい。また、においセンサでは、においの変化を伴わない活動の認識は本質的に不可能であり、そのような認識には、例えば赤外線センサなど他のセンサと組み合わせることが必要と考えられる。しかし、様々なセンサを組み合わせるとコスト面の問題などが生じたり、各センサから得られた情報が違う認識結果を導く場合も想定でき、認識方法が複雑になる可能性が高い。よって、センサを組み合わせる以前に、においセンサだけで可能な限り高い認識率を得ることと、においセンサによって認識可能な活動の種類を見極めることが最優先と考える。

そこで、本研究では、においセンサを用いた活動認識を対象として、近年、データマイニングの技術の中で注目されている相関ルール (association rule) を用いてこの認識率の向上を目指す。一般に、相関ルールはデータベース内のトランザクション、すなわち正しいデータの集合から規則性を効率良く抽出し、知識を発掘する方法として知られている⁽⁶⁾。筆者らは、においセンサによる活動認識にはある程度の誤りがあることを前提とし、正しく認識できた正の事例と、誤って認識した負の事例⁽⁷⁾を有効に利用することに着目した。すなわち、相関ルールを抽出するためのアルゴリズムであるアプリアリ (apriori)⁽⁸⁾を拡張し、正と負の事例から、それぞれ正のルール、負のルールと呼ぶ規則性を抽出し、これらのルールにより認識結果を補正することで、認識率を向上する手法を提案する。なお、居住空間には複数のにおいセンサを設置し、その出力を一定時間ごとにサンプリングしたデータをベクトル量子化し、このベクトルをトランザクションとした。これにより、正のルールに適合するトランザクションは、認識した結果が正しいことを確信でき、逆に負のルールに適合したトランザクションは、認識した結果が誤りである可能性が高いことが分かるものと考えられる。このような相関ルールの対象となるデータに正と負の概念を導入し、居住者の活動認識などパターン認識に相関ルールを応用した研究は、これまでに行われていない。

本報では、継続時間が長い大局的な活動認識における認識率の向上を目的として、まず上述の提案手法について述べ、次に岩手県水沢市のウェルフェアテクノハウスで行った実験について、最後にその評価結果について述べる。

2. 提案手法

一般に、相関ルールは以下のように定義されている。まず、アイテムの集合を $I = (i_1, i_2, i_3, \dots, i_m)$ 、トランザクションデータベースを $D = (t_1, t_2, t_3, \dots, t_n) (t_i \subseteq I)$ とする。各要素 t_i をアイテム集合 (itemset) と呼び、長さ k のアイテム集合とは k 個のアイテムの組合せを指す。アイテム集合 X の支持度 $\text{support}(X)$ は D 全体に対し X を含むトランザクションの割合を表す。ここで、相関ルールは $X \Rightarrow Y$ で表現される。なお、 $X, Y \subset I, X \cap Y = \emptyset$ と仮定する。相関ルールは支持度 (support)、確信度 (confidence) の2つのパラメータを有し、これらの値により相関ルールの有意性を示す。相関ルール $X \Rightarrow Y$ の支持度 $\text{support}(X \Rightarrow Y)$ は D 全体に対し X と Y を共に含むトランザクションの割合 $\text{support}(X \cup Y)$ により、また、確信度 $\text{confidence}(X \Rightarrow Y)$ は X を含むトランザクションの中で Y を含むトランザクションの割合、すなわち $\text{support}(X \cup Y) / \text{support}(X)$ によって定義される。

上述のように定義される相関ルールの抽出問題はユーザによって指定された最小支持度 (minimum support) と最小確信度 (minimum confidence) を満足する全てのルールを見出すことに相当する。

本研究では、居住者の活動を正しく認識できた正の事例と、認識を誤った負の事例のトランザクションを利用して正と負の相関ルールを抽出し、それぞれのルールをトランザクションに適用し、認識結果を補正する。そこで、まず、においセンサ出力をベクトル量子化し、相関ルールが抽出可能なデータ構造のトランザクションとする方法について述べる。次に、得られたトランザクションをクラスタリング手法により分類し、1つのカテゴリに属する複数のトランザクションを1つの活動として認識するものとする。このとき、各トランザクションを正しく認識できたかどうかで、正の事例と負の事例に区分する方法について述べる。更に、正または負の情報を付加したトランザクションから正のルールと負のルールを同時に効率良く抽出するために、アプリアリを拡張することを提案する。最後に、抽出したルールをトランザクションに適用するための方法について述べる。

〈2・1〉トランザクションのデータ構造 居住空間におけるにおいセンサ出力の時間変化の例を図1に示す。この図のように、例えば、居住者が調理及び食事を行うと、時刻 $t=1050\text{min}$ 付近では複数のセンサが発生したにおいを検知して上向きのピークが現れている。また、ドアや窓の開閉など換気を行うと、時刻 $t=1260\text{min}$ のように逆に下向きのピークが現れる。これらとは異なり、就寝中は、時刻 $t=120\sim 420\text{min}$ のように安定した出力となる。本研究では、トランザクションをある時刻 t におけるこのような複数のにおいセンサ出力を組にしたデータと定義する。なお、においセンサ出力は、電圧で与えられるが、センサごとに出力範囲が異なるため、あらかじめそれぞれのセンサ

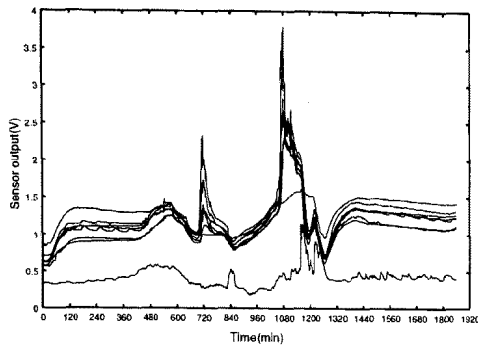


図1 においセンサ出力の変化例
(センサ8カ所設置の場合)

Fig. 1. An example of the odor-sensor outputs.

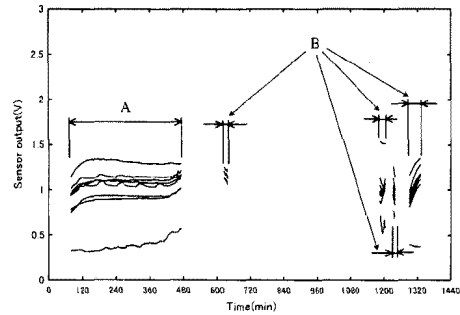


図2 正と負のトランザクションの分類

Fig. 2. Classification of the positive and negative transactions.

表1 データ構造の例 (センサ3カ所設置の場合)
+:正の事例 - :負の事例

Table 1. An example of the data structure.

Time	Sensor1	Sensor2	Sensor3	+/-
1	H	M	L	+
2	H	M	L	+
3	H	H	L	+
4	M	H	M	-
5	M	L	M	-

出力を平均が0で、分散が1となるように標準化した。

ここで更に、表1に例示したように、においセンサ出力をH(High), M(Middle), L(Low)の3段階に量子化した。なお、この表の1行がある時刻tにおける1つのトランザクションを表し、各行の一番右には、後述のようにそのトランザクションが正または負の事例であることを示す+, -の記号を与えた。このようなデータ構造を選択した理由は、量子化の段階を多くすると、一般にトランザクション間の類似性、規則性が失われ、相関ルールを抽出することが難しくなると考えられるからである。このことはにおいセンサの数にも依存するが、本研究では12カ所ににおいセンサを設置して実験を行ったので、においセンサ数が多いため、量子化の段階数はできるだけ少ない3段階を選択した。なお、においセンサ出力を上述のようにH, M, Lに分類するために、クラスタリングの代表的な手法であるLBGアルゴリズム⁽¹⁰⁾を用いた。すなわち、センサごとにすべての出力データを3つのカテゴリに分類し、出力値の高い順に、それぞれH, M, Lのカテゴリとした。

なお、ここでセンサ出力そのものをトランザクションとするのではなく、例えばその差分をトランザクションとすることも考えられる。しかし、センサ出力の差分をトランザクションとしても、後述の認識率は向上しないことを実験的に確認した。

〈2.2〉正と負のトランザクションの分類方法 本研究では、においセンサから得られたトランザクションを認識結果の正しさによって、正と負の事例に分類することが必

要である。その方法として、例えば以下が考えられる。

- (1) 実際の居住者に自分の取った活動内容とその時刻を記録してもらい、この記録と認識結果を照合して、個々のトランザクションを正と負の事例に分類する。
- (2) 監視者がモニタなどを利用して、居住空間のにおいを乱さないような遠隔地で居住者の活動を監視し、実際の活動内容と認識結果を照合して、個々のトランザクションを正と負の事例に分類する。

これらの方法では、正確にトランザクションを正と負に分類できるが、実際に認識結果を向上させるためには多くのトランザクションが必要で、いずれの方法でもデータ収集に人的工数が掛かり過ぎる。また、(2)に関しては前述のようにプライバシー侵害の問題がある。そこで、あるカテゴリを時系列で見たときに時間軸上で最も長く継続するトランザクションを正の事例とし、その他を負の事例とすることを提案する。ここで、1種類の活動として認識されたトランザクションの集合をカテゴリと呼ぶ。本研究では最初にLBGによって、時間軸の情報は考慮せずにクラスタリングを行い、特性が類似したトランザクションを1つのカテゴリとした。よって、図2のように、1つのカテゴリ内のトランザクションに対応するセンサ出力を図1と同様に元の時間軸上にプロットすると一般に不連続な出力が得られる。図2の例では、時間軸上で最も長く継続するのは図中Aの部分である。したがって、このAに対応するトランザクションを正の事例とし、図中Bに対応するその他のトランザクションを負の事例とする。すなわち、継続時間が長い部分で居住者が大局的な活動を行っていて、逆に継続時間の短い部分は、においセンサの温湿度と気流特性や外気によるノイズ、または、居住者の活動による遷移状態と考えた。なお、トランザクションのデータ構造では表1のように各行、すなわち、各トランザクションの最後に+, または-として正の事例であるか、負の事例であるかを表した。

以上により、居住者の大局的な活動の認識率向上のために、少ない工数で十分なデータを収集できるものと考えられる。

〈2・3〉 正と負のルール抽出方法 一般的に、相関ルールは以下の2つのステップで抽出される。

- (1) 最小支持度を満足するアイテム集合であるラージアイテム集合をトランザクションデータベースから全て抽出する。
- (2) 第一ステップで抽出されたラージアイテム集合から、最小確信度を満たす相関ルールを導き出す。

本研究では、これら2つのステップで用いられる最小支持度、最小確信度に加え、「正の確信度」と呼ぶパラメータを導入し、式(1)のように定義する。

$$\text{正の確信度} = \frac{\text{support}(X \Rightarrow Y(+))}{\text{support}(X \Rightarrow Y)} \dots \dots \dots (1)$$

ここで、 $X \Rightarrow Y(+)$ は、 X と Y を同時に含み、かつ正の事例であるトランザクションを表す。この正の確信度は、生成されたアイテム集合中の正の事例の割合を示す指標で、0~1までの値を取る。なお、この正の確信度は、1に近ければ抽出した相関ルールが正のルール、逆に0に近ければ負のルールであることを示し、0.5に近ければ正とも負とも判断できない曖昧なルールとなる。また、このパラメータも最小支持度、最小確信度と同様にユーザがその閾値を与えるものとする。ここで例えば、正の確信度の閾値を0.7に設定することは、正の確信度が0.7~1の範囲にある正のルールと、正の確信度が0~0.3の範囲にある負のルールを抽出することを表す。

このような正の確信度の計算をラージアイテム集合抽出アルゴリズムの一つであるアプリアリに付加する。なお、ここで、 k 個のアイテムの組合せを k -itemset、長さ k のラージアイテム集合を L_k とし、長さ k (≥ 2) の場合の処理を以下のようにする。

- (1) 長さ $(k-1)$ のラージアイテム集合 L_{k-1} から、長さ k の候補アイテム集合 C_k を作成する。
- (2) トランザクションデータベースを検索し、支持度、正の確信度を求める。
- (3) 最小支持度、正の確信度の閾値を満足するものを取り出し、長さ k のラージアイテム集合 L_k とする。

この処理は新たなラージアイテム集合が空となるまで繰り返す。以下、候補アイテム集合を作成する手順と、第2ステップの最小確信度を満たす相関ルールの導出方法は、これまでのアプリアリや相関ルール抽出方法と同様である。

このように「正の確信度」を定義し、アプリアリにその計算手順を付加することによって正と負のルールを同時に効率良く抽出できる。

〈2・4〉 ルールの適用とトランザクションの評価方法 上述のように抽出した正と負のルールを新たにトランザクションに適用して、トランザクションが正のルールを満足するとき、そのトランザクションは正しく認識されたものとし、負のルールを満足するとき誤って認識されたものとする。そのために、まず、ルールを満足する条件をトランザクションルールであると定義する。更に、1つのトランザクシ

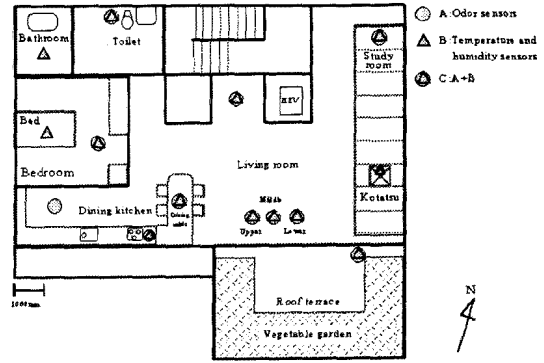


図3 実験を行った居住空間

Fig. 3. Floor plan of the residential space.

表2 実験に用いたにおいセンサ (新コスモス電機社製)

Table 2. Employed odor sensor which are fabricated by New COSMOS Inc. of Japan.

Type	Material	High sensitivity gases and odors
CH-E2	SnO ₂	VOC, CH ₃ CHO, CH ₄ , alcohol
CH-E3	SnO ₂	high sensitivity type for CH-E2
CH-N	SnO ₂	NH ₃ , C ₂ H ₅ OH, CH ₃ OH
AET-S	ZnO ₂	H ₂ S, CH ₃ SH, CH ₃ SCH ₃ , CH ₃ SSCH ₃

ンは、複数のルールを満足することがあり、場合によっては正と負のルールを同時に満足することも考えられる。すなわち、1つのトランザクションにおいて、正と負のルールの競合が発生する。

この競合を解消するために、式(2)のように正の確信度の平均値を定義し、すべてのトランザクションに対して、正と負のルール、それぞれ別々にこの平均値を求める。

$$\text{正の確信度の平均値} = \frac{\text{正の確信度の合計}}{\text{適用できたルール数}} \dots (2)$$

最後に、トランザクションごとに正のルールでの平均値と、負のルールでの1-平均値との大小を比較し、この値の大きい方をそのトランザクションの正または負の評価とする。なお、この2つの値が等しい時は正とする。

3. 実験方法

〈3・1〉 実験環境 本研究で提案した手法を評価するために、岩手県水沢市のウェルフェアテクノハウスで実験を行った。この施設の1階は集中管理室と研究実験室になっており、2階が図3のような実験のための居住空間となっている。測定には表2に示す酸化スズ系と酸化亜鉛系の4種類のにおいセンサを用いた⁽⁹⁾。これらのセンサは、各々複数のガスやにおい高い感度を示す。なお、本実験では居住者の活動によって様々なにおいが同時に発生したため、4種類のセンサは相関性の高い挙動を示した。よって、1種類のセンサの場合と比較して、認識率では大きな効果は認められなかった。しかし、将来的に各センサのにおいへの特

- 00:00 測定開始
- 20 入室、エアコンはOFF
- 30 トイレ feces and urine
- 35 入浴
- 51 お風呂から出て服を着る
- 54 ダイニング (食卓)
- 01:00 就寝
- 04:57 トイレ urine
- 07:15 起床
- 18 トイレ urine
- 20 洗顔、ひげ剃り
- 33 洗顔終了、食卓
- 40 コーヒー、台所で水を流す
- 46 コーヒー飲み干し、水を止める
- 50 トイレ feces and urine
- 56 トイレから出る
- 08:00 散歩のため一時退出
- 36 入室
-
- 10:00 コタツに入る 10:30迄
- 30 お米を洗い炊飯器+食器洗い 39分迄
- 40 トイレ urine
-
- 19:00 換気扇 OFF
- 15 ドアopenし一時退出 (無人)
- 45 一時入室しドアclose
- 20:15 一時入室しドアopen、居住空間の仕切戸open
- 21:00 入室し、上記のもの全てclose
- 07 お風呂on (自動)、TV on
- 10 トイレfeces and urine (少し)、17分迄
- 50 入浴
- 22:19 お風呂から出て、トイレurine
-

図 4 居住者の活動履歴

Fig. 4. Activity history of the resident.

性について研究が進めば、複数種類においてセンサによって、1種類においての特定が可能になると思われる。このような場合は、活動ごとに発生する特徴的なものをより確実に検出できるので、一般に複数種類においてセンサを用いた方が有利と考える。本実験では、このようなセンサをボックスに収納したセンサユニットを図3に示す12カ所に設置した。このセンサユニットの出力は、1階集中管理室のコンピュータでモニタリングされ、記録される。なお、本研究では前述のように数十分から数時間継続する大局的な活動の認識を対象としたので、サンプリング間隔は1分とした。今後、継続時間が短い局所的な活動の認識を行うためには、サンプリング間隔を短くし、高速な濃度変化にも対応しなければならない。

以上のような実験環境で、居住者を成人男性1名とし、季節の異なる3月、7月、11月の計3回の実験を行った。1回の実験は、19時から31時間継続し、居住者には、図4に示すように自分の取った行動を時刻とともに記録してもらった。

〈3・2〉 カテゴリ分類と認識率算出方法 上述のような実験環境で得られたセンサ出力を2.で述べた方法で正規化し、トランザクションとした後、トランザクションをLBG

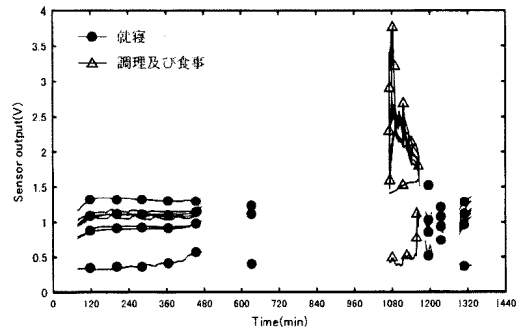


図 5 センサ出力のカテゴリの例

Fig. 5. Examples of the categories of sensor outputs.

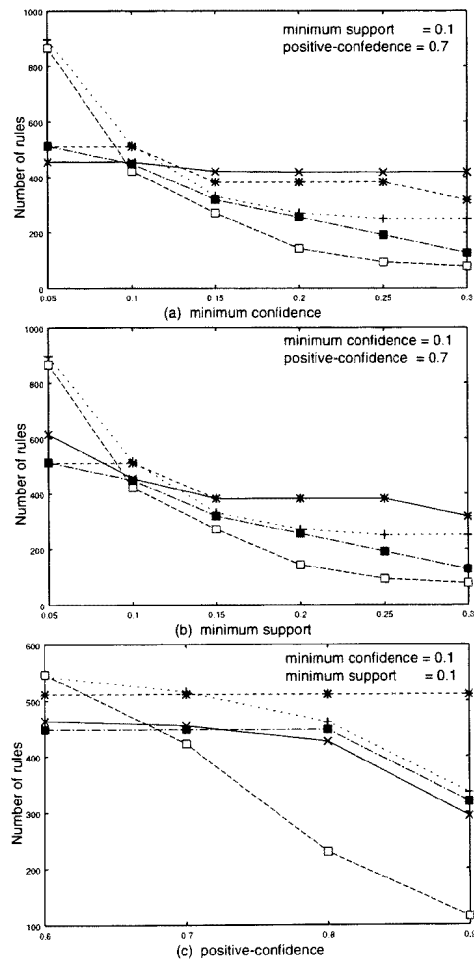


図 6 最小支持度、最小確信度、正の確信度によるルール数の変化

Fig. 6. Changes of the number of rules depending on minimum support, minimum confidence and positive-confidence.

アルゴリズムで5つのカテゴリに分類した。このクラスタ

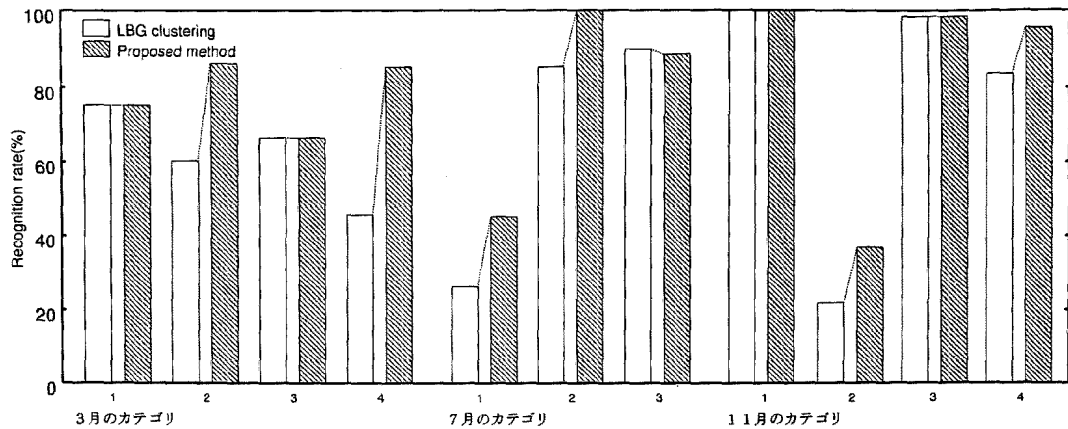


図7 LBGと提案手法による認識率

Fig. 7. Recognition rates by the LBG and the proposed method.

リングにより、類似した特性を持つトランザクションが1つのカテゴリとされる。例えば、図5に示すようにセンサ出力が上向きのピークを持つカテゴリ(調理及び食事に対応)や、逆に安定した出力のカテゴリ(就寝に対応)が生成される。なお、この図も図2と同様に、各カテゴリ内のトランザクションに対応したセンサ出力を元の時間軸上にプロットしたもので、LBGで時間軸の情報を考慮していないので、一般に不連続となる。ただし、この図の調理及び食事に対応するカテゴリは、その特徴的なピークのため連続なカテゴリとなっている。なお、図の見やすさのために、他の3つのカテゴリは、図5では省略した。ここでカテゴリ数を5としたのは、前述のようにこれまでの研究で、においセンサ出力から認識できる可能性が示された活動が5種類であったためである。また、カテゴリ数を3と8に変えてLBGを適用したが、カテゴリ数が5の時と比較すると後述の認識率はいずれも低下することを確認した。更にLBGは準最適解を得るアルゴリズムであるため、必ずしも最適解が得られるわけではない。そこで、LBGを複数回適用し、得られた解のうち最適な分類を用いた。

以下の評価結果ではLBGで分類したカテゴリにおける認識率と提案手法による認識率を比較検討する。このため、まず図4のような活動履歴から、各カテゴリにおける真の活動を解析し、その活動に時刻が対応するトランザクションを真のトランザクションと呼び、それ以外のトランザクションを偽のトランザクションと呼ぶ。ここで、真の活動とは対象とするカテゴリ内で最も大局的な活動、すなわち最も長時間継続した活動で、就寝、調理及び食事、あるいはドア・窓の開閉による換気のいずれかの1つの活動とした。更に、LBGによる認識率をカテゴリ内の総トランザクションに占める真のトランザクションの割合とし、提案手法による認識率を正と評価したトランザクションに占める真のトランザクションの割合とした。

更に、図6に最小支持度と最小確信度を0.05から0.3、正

の確信度を0.6から0.9の範囲で変動させ、それぞれ提案手法で抽出できた正と負のルール数の合計をカテゴリごとに示す。各カテゴリにおいて、ルール数が多過ぎると、トランザクションにルールを適用するときに計算に時間が掛かりすぎ、逆に、ルール数が減少すれば、正と負のルールから認識結果を的確に補正することが難しくなると考えられる。この図の(a)と(b)から、最小支持度と最小確信度については、ともに0.1ですべてのカテゴリのルール数が同程度で、それ以下ではルール数が多くなる、またそれ以上では少なくなるカテゴリが存在することが分かる。更に、この図の(c)から正の確信度については、0.7を越えるとルール数が減少するカテゴリが存在することが分かる。よって、最小支持度と最小確信度は0.1とし、正の確信度の閾値は0.7として、以下の評価を行った。

4. 評価結果

〈4・1〉 評価対象カテゴリ 上述のように、長時間継続する大局的な活動に対応するトランザクションを真のトランザクションとし、真のトランザクションを含むカテゴリを評価対象カテゴリとした。逆に、居住者の活動履歴からカテゴリ内に大局的な活動を見い出せないカテゴリについては、局所的な活動のカテゴリと見なすことができ、かつ認識率が推定できないので、評価対象外とした。

〈4・2〉 認識率の評価 3月、7月、及び11月の3回の実験で得られたトランザクションをカテゴリ分類した結果、評価対象となったカテゴリ数は、それぞれ4、3、及び4カテゴリで、計11カテゴリであった。これらのカテゴリにおけるLBGのみによる認識率と提案手法による認識率を図7に示す。この図のように、6カテゴリにおいて提案手法により認識率が向上することが分かった。また、3月と11月のそれぞれ2カテゴリについては認識率に変化が見られない。これは、認識率が向上したカテゴリと比較すると、これら4カテゴリでは、負のトランザクション数が

正のトランザクション数に対して極端に少ないためである。このため、図8に示すように、これらのカテゴリでは、抽出できた負のルールが少なく、認識結果を補正することができなかったものと考えられる。また、7月の実験における1カテゴリでは、提案手法の方が認識率がやや低下した。図9に示すように、負と評価したトランザクションに占める真のトランザクションの割合で見ると、7月のカテゴリでは提案手法によって誤認識が多くなっていることが分か

る。これは、この実験中の2回の就寝が同一のカテゴリに分類され、2回のうちやや時間が長かった1回目の就寝に対応するトランザクションが正、短かった2回目の就寝に対応するトランザクションが負とされたためである。すなわち、両者とも活動履歴からすると当然、就寝であったが、2回目の就寝に対応するトランザクションの多くが負と評価され、結局は認識率が低下したものである。この問題は、提案手法において正と負のトランザクションを分類する時、1つのカテゴリには1つの大局的な活動が含まれると仮定したことによって生じたものである。よって、1つのカテゴリに複数かつ同一の大局的な活動が含まれる場合は、認識率を低下させることが考えられるので、今後の改良を必要とする。

なお、提案手法を繰り返して適用することにより、認識率を更に向上させることが期待できる。すなわち、提案手法を前述のように1回適用し、その結果、正と評価されたトランザクションを対象に、2回目の補正を行い、これを繰り返す。その結果、例えば図7の3月の2番目のカテゴリでは、LBGによる認識率が60.2%であったのに対して、1回目の補正で認識率は86.1%に向上し、更に2回目の補正で90.0%まで向上することが分かった。しかし、3回以上補正を行うと認識率に変化が見られなくなった。他のカテゴリにおいても同様に2回目あるいは3回目の補正で認識率に変化が見られなくなった。これは1度、正と評価されたトランザクション集合には、一般に継続時間の短い負のトランザクションは少なく、抽出される負のルール数も少ないためと考えられる。このため、前述と同様に認識結果が補正されないものと考えられる。補正を繰り返すと計算に時間が掛かるので、認識率に変化が見られなくなった時点で補正を終了することが有効と考える。

また、前述の認識率の平均値を活動の種類別に見ると、「換気」で92.6%、「調理・食事」で82.3%、また「就寝」で75.3%という結果を得た。これらが実用的な認識率であるかどうかについては、どのような目的で提案手法を使用するかによって異なるを考える。例えば、何日間も連続して「調理・食事」あるいは「換気」をしていないということが分かれば良い場合、すなわち保健衛生などを目的としたモニタリングでは、本研究における認識率で十分に役立つものと思われる。しかし、犯罪や事故の防止などを目的とする場合は、1回の活動を更に高い率で認識しないと、実用的とはいえない。このような場合は、将来的には、においセンサだけではなく、他のセンサも組み合わせて100%に近い認識率を得ることが必要と考える。

最後に、認識率が向上したカテゴリにおける認識結果の補正の様子を図10に示す。この図は、3月の2番目のカテゴリにおける真と偽のトランザクションが、それぞれ正と負に評価された割合を示したものである。なお、このカテゴリにおける真の活動は、活動履歴から分析した結果、就寝であった。この図から分かるように真のトランザクション(図中 True と表記)の98.7%が正、偽のトランザクション

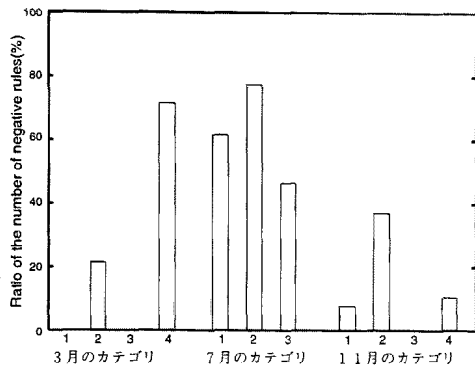


図8 負のルール数の割合

Fig. 8. Ratio of the number of negative rules.

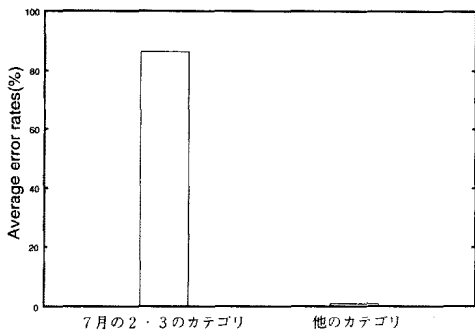


図9 負のルールによる誤認識率の平均

Fig. 9. Average error rates by negative rules.

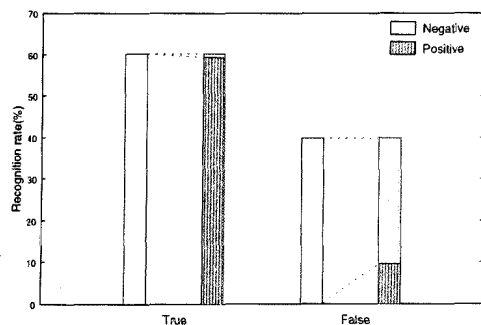


図10 認識結果の補正

Fig. 10. Correction of recognition results.

(図中 False と表記) の 75.8% が負と評価されていて、提案手法が認識結果を正と負のルールに基づいて的確に補正していることが分かる。更に、認識率が向上した他の 5 つのカテゴリについても同様な結果が得られることを確認した。

5. ま と め

においセンサを用いた居住者の大局的な活動の認識を行うために、近年、データマイニングの技術で注目されている相関ルールにより認識率を向上することを目指した。相関ルールは、これまでデータベース内の正しいデータの集合、すなわち正の事例から規則性を効率良く抽出し、知識を発掘する方法として利用されている。本研究では、相関ルールに誤って認識した負の事例と呼ぶ概念を導入した。これにより、正と負の事例から正と負のルールを同時に効率よく抽出できる手法を提案し、更に、これらのルールによって認識結果を補正することを提案した。

また、提案手法の有効性を評価するために、3 回の評価実験を行い、最初に、においセンサ出力を相関ルールが抽出可能なトランザクションとした。次に、このトランザクションを LBG アルゴリズムでカテゴリに分類したとき、提案手法により認識結果を補正したときの認識率を比較した。その結果、以下が分かった。

- (1) 負のトランザクションが少ないカテゴリと、同一の大局的な活動を同時に複数含むカテゴリ以外では、提案手法により認識率は向上した。
- (2) 認識率が向上したカテゴリでは、実験中に居住者が記録した活動履歴を分析した結果、提案手法で抽出した正と負のルールにより、認識結果を的確に補正できたことを確認した。

以上の評価実験により、提案手法がにおいセンサを用いた居住者の大局的な活動の認識において、その認識結果を補正でき、認識率を向上することができるといえ、提案手法の有効性を示すことができた。

今後の課題として、更に高い認識率を得るために、においセンサの種類や設置数、設置場所について評価検討しなければならない。また、センサのサンプリング間隔を短くし、高速な濃度変化の情報を収集して、継続時間の短い局所的な活動の認識についての評価実験を行うことが必要である。更に、においセンサだけでは認識が不十分な活動については、他の種類のセンサを取り込むことが可能な手法を検討しなければならない。

(平成 12 年 8 月 31 日受付, 同 12 年 12 月 22 日再受付)

文 献

- (1) 総務庁, 平成 12 年度高齢社会白書, 2000
- (2) 大藪多可志・他: 「就寝中におけるガス・ニオイセンサ特性」, Proceeding of the 28th Chemical Sensor Symposium, 15, Suppl. A, 26, 82-84(1999)
- (3) 沢田史子・他: 「ニオイセンサ信号の融合による人間の日常活動の同定」, 電気学会, 化学センサ研究会資料, CS-99-50.37-42(1999)
- (4) 大藪多可志・他: 「一般家庭トイレにおけるニオイセンサ特性」, Pro-

ceeding of the 28th Chemical Sensor Symposium, 15, Suppl. B, 37, 118-120(1999)

- (5) 広林茂樹・他: 「ケプストラムを用いたガスセンサ応答からの人間の活動量の復元」, 信学技報, CMP97-37, OME97-43, pp.45-50, 1997
- (6) 河野浩之: 「データベースからの知識発見の現状と動向」, 人工知能学会誌, 12, 4, 7, 497-504(1997)
- (7) P. Winston: "Learning structural descriptions from examples", The Psychology of Computer Vision, P. Winston (Ed.), McGraw Hill, New York, ch.5(1975)
- (8) 喜連川優: 「データマイニングにおける相関ルール抽出技法」, 人工知能学会誌, 12, 4, 7, 513-520(1997)
- (9) T. Oyabu, H. Nanto, H. Kasahara, T. Onodera, N. Nakata: "Odor Sensing Characteristics in Residential Space Using Metal-Oxide Sensor", Sensor and Materials, 11, 8, 457-468(1999), MYU Tokyo
- (10) 上坂吉則・他: 「パターン認識と学習のアルゴリズム」, 文一総合出版, 109-119

上田 芳 弘 (非会員) 昭 58 慶大・工・管理卒. 昭 60 同大学院修士課程修了. 同年松下電器産業入社. 平 1 石川県工業試験場入所. 以降, エキスパートシステム, グループウェア, データマイニングの研究開発に従事. 現在, 金沢大学大学院自然科学研究科博士後期課程在籍中. 電子情報通信学会, 情報処理学会, 人工知能学会各会員.



古川 真 士 (非会員) 1999 年金沢大学工学部電気・情報工学科卒業. 同年同大学院自然科学研究科博士前期課程電子情報システム専攻入学. 人工知能の研究に従事. 現在, 日立電子サービス株式会社に勤務.



木村 春 彦 (非会員) 1979 年東北大学工学研究科博士(情報工学)課程修了. 同年富士通(株)勤務. 80 年金沢女子短期大学講師. 84 年金沢大学経済学部助教授を経て, 現在, 同大学工学部情報システム工学科教授. その間, 最適コード変換, プログラクションシステムの高速度の研究に従事(工学博士). 情報処理学会, 電子情報通信学会各会員.



大藪 多可志 (正員) 1973 年工学院大学工学研究科修士課程修了. 75 年早稲田大学第二文学部英文科卒業. 73 年電気音響(株)技術部研究所勤務. 80 年金沢女子短期大学講師, 助教授, 教授を経て 94 年富山国際大学人文学部社会学科教授. 98 年金沢経済大学経済学部教授. 植物を用いた環境修復モニタリングに関する研究に従事(工学博士). 電子情報通信学会, 計測自動制御学会, 電気化学会各会員.

