川崎医療福祉学会誌　Vol. 15　No. 1　2005　175–181

原　著

行動パターン分類による独居高齢者の非平常日検出

品川佳満[*1]　岸本俊夫[*2]　太田　茂[*3]

要　約

独居高齢者の見守りに赤外線センサを利用するシステムは多いが，計測データを統計的に解析する研究は少ない．本論文では，赤外線センサを用いた計測データをもとに，普段の日とは異なる生活行動パターンを示す日（非平常日）を検出するアルゴリズムを提案する．このアルゴリズムは，１日単位のセンサ応答状況をクラスタ分析により分類し，独立したクラスタを形成する日を検出するものである．実際の計測データを用いてシミュレーションを行った結果，被験者の長時間外出や外泊日，来客者が宿泊した日などの行動パターンが検出された．シミュレーション用のデータに健康状態の悪化を示す行動パターンは含まれていなかったが，本アルゴリズムは，日常的とはいえない行動パターンを検出しており，健康状態の変化の検出にも利用可能であることが示唆された．

はじめに

高齢者の増加に伴い，家庭内での事故（階段等からの転倒・転落など）は年々増加している．特に，高齢者の場合，家庭内事故死は，交通事故死の約1.7倍にもなっている[1)]．少子化や核家族化が進み，家族や親族が高齢者を見守ることが困難となっている現在，高齢者を見守る技術の研究・開発への重要性が高まっている．

高齢者の見守りに関するシステムは，日常生活の中から生体情報を無拘束，無意識で取得するものから[2)]，宅内での移動状況やドアの開閉状況[3−6)]，電化製品の使用状況を計測するもの[7−9)]まであり，そのほとんどがリアルタイムセンシング技術を応用したものである．特に高齢者の行動をリアルタイムモニタするシステムに赤外線センサを利用した研究は国内外を問わず多く，そのハードウエア的な基礎技術はすでに確立している[3−6)]．しかしながら，計測データの分析や解釈に関する研究は，後手にまわっているのが実状である．

これまで提案されている赤外線センサのデータ解析に関する研究は，各部屋の滞在時間や滞在頻度を利用し異常を検知する方法[10)]や隠れマルコフモデルを利用して行動パターンを学習させ非日常状態を検出するものなどがある[11)]．我々は，すでに数年来に渡り赤外線センサを利用した高齢者見守りシステムを構築し，センサ間遷移，居室滞在時間などを利用した解析法を提案してきた[12,13)]．

本稿では，赤外線センサの応答状況をもとに，高齢者の行動パターンをクラスタ分析により分類することで，高齢者の平常パターンとは異なる非平常状態を検出する手法を考案したので報告する．

行動パターンの分類方法

１．宅内行動センシングシステム

赤外線センサには，焦電型赤外線素子（松下電工株式会社製AMN1111−２）を使用し，センサの反応状況から高齢者の宅内行動をモニタする．本研究では，検知範囲が上下約80度，左右約100度であり，センサから２メートルの地点で人が30cm以上動くと検知するものを使用した．また，センサは人の動きが持続する間はON状態を継続し，動きがなくなった時点でOFFとなる特性を持っている．さらに，連続的なON/OFFの繰り返しを避けるために１度センサが反応すると10秒間ON状態が持続するように設定されている．

赤外線センサは図１に示すように各部屋（玄関，台所，寝室，居間，トイレ，脱衣所など）の全体が見渡せる壁もしくは天井に設置する．検知されたデータは，無線により宅内の電波受信機により受信され，宅内装置に転送される．さらに，宅内装置に蓄積されたデータは，被験者ID，日時，センサ番号，センサON/OFFのセットを１つのレコードとして通信回線経由でセンタへ伝送され，データベースに蓄積される．

*1 大分県立看護科学大学　健康情報科学研究室　*2 オージー技研株式会社　*3 川崎医療福祉大学　医療技術学部　医療情報学科
（連絡先）品川佳満　〒870-1201　大分市廻栖野2944-9　大分県立看護科学大学

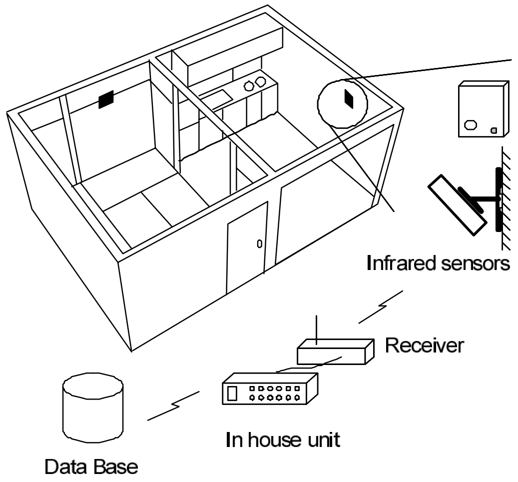


図1　宅内行動センシングシステム

2．宅内行動のパターン化

センサのON/OFF状態が蓄積されているデータベースから，1日分のレコードを取り出し，一定時間毎に全センサの応答回数（ONした回数）を計数して，図2に示したセンサ応答分布を求めた．この時，前述したセンサの特性上，データベース上のON/OFF回数と活動状態は必ずしも比例しないため，ON状態が長く続く場合は10秒毎に1回ON回数を加算するようにした．この処理により，よく活動している時間帯ほどセンサの応答回数を多くすることができる．本研究では，この処理を施したセンサ応答分布を高齢者の1日の行動パターンと定義した．

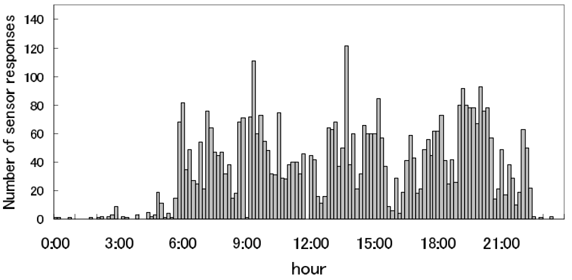


図2　1日のセンサ応答分布

3．分類による非平常日検出の考え方

人間の行動パターンはある程度規則性があるが，必ずしも毎日同じではなく，いくつかの行動パターンに分類することができる．例えば，若年者と中年者では，土日と平日のパターンは異なるであろうし，高齢者の場合も，デイサービスや病院に行く日は他の日と異なった行動パターンを示す．また，来客などによっても平常の行動パターンとは異なる傾向を示す．しかしながら，長期的にみれば，同じような行動パターンを示す日が複数存在する．例えば，週1度の外出が定例である場合，それを1ヶ月単位でみると4日外出パターンが存在することになる．しかし，長期的にみても，他に似通った行動パターンを示す日がなければ，それはいつもの日常生活の中でみられるよくある行動パターンとはいえないため，これを非平常日と定義する．本論文は，図3に示したように，クラスタ分析を利用することで行動パターンを分類し，どのクラスタにも属さないデータを見つけ出すことで，非平常日の検出を行う．

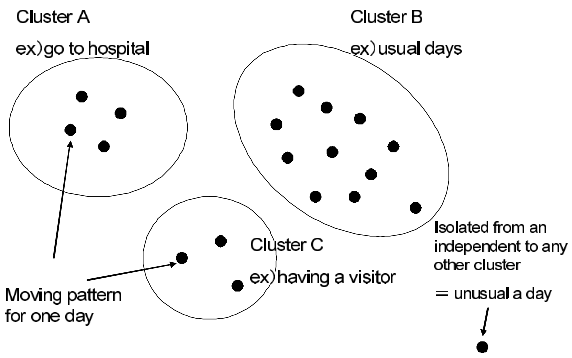


図3　クラスタ分析による非平常日検出の考え方

4．センサ応答分布のクラスタ分析

クラスタ分析は，対象となるデータの類似性が最も高いもの同士を融合させクラスタを形成させていく方法である．本研究では，センサ応答パターンの類似度判定に，次の方法を採用した．

センサ応答分布の比較パターンをA，基準パターンをBとすると，

$$A=(a_1,a_2,a_3,\ldots,a_i,\ldots,a_N)$$
$$B=(b_1,b_2,b_3,\ldots,b_i,\ldots,b_N)$$

と表すことができる．ここで，a_iおよびb_jは，時刻i,j時のAおよびBについてのセンサ応答回数であり，NはAとBの時間長である（本論文では，1つのパターンを1日単位で比較しているため最長時間は24時間となる）．通常，この2つのパターンの類似度を求める方法として，同じ時刻同士の差を計算し，その差をすべて足し合わせた結果をパターン間の類似度（距離）とする方法があるが，本研究で扱っている行動パターンを分類する際には，次のようなことを考慮しなければならない．

人の行動パターンは，朝起きる時刻，トイレや風呂に入る時刻，食事をする時刻など必ずしも毎日同じではない．例えば，「通常より朝早く目が覚める」，「来客などにより食事時間が遅くなる」など，時間的な「ずれ」は日常生活によく生じることである．つまり，行動パターンの比較を行う際には，このような時間的な「ずれ」を考慮する必要がある．そこで，

本研究では，時間的な変動に対応できる動的計画法（DP：Dynamic Programming）によりマッチングを行う方法を採用し，日々の行動パターンの類似度を求めた．

具体的な方法として行動パターンAとBのユークリッド距離$d(i,j)$を求め，AとBの行動パターンの累積距離$g(i,j)$を，次の漸化式により求める．

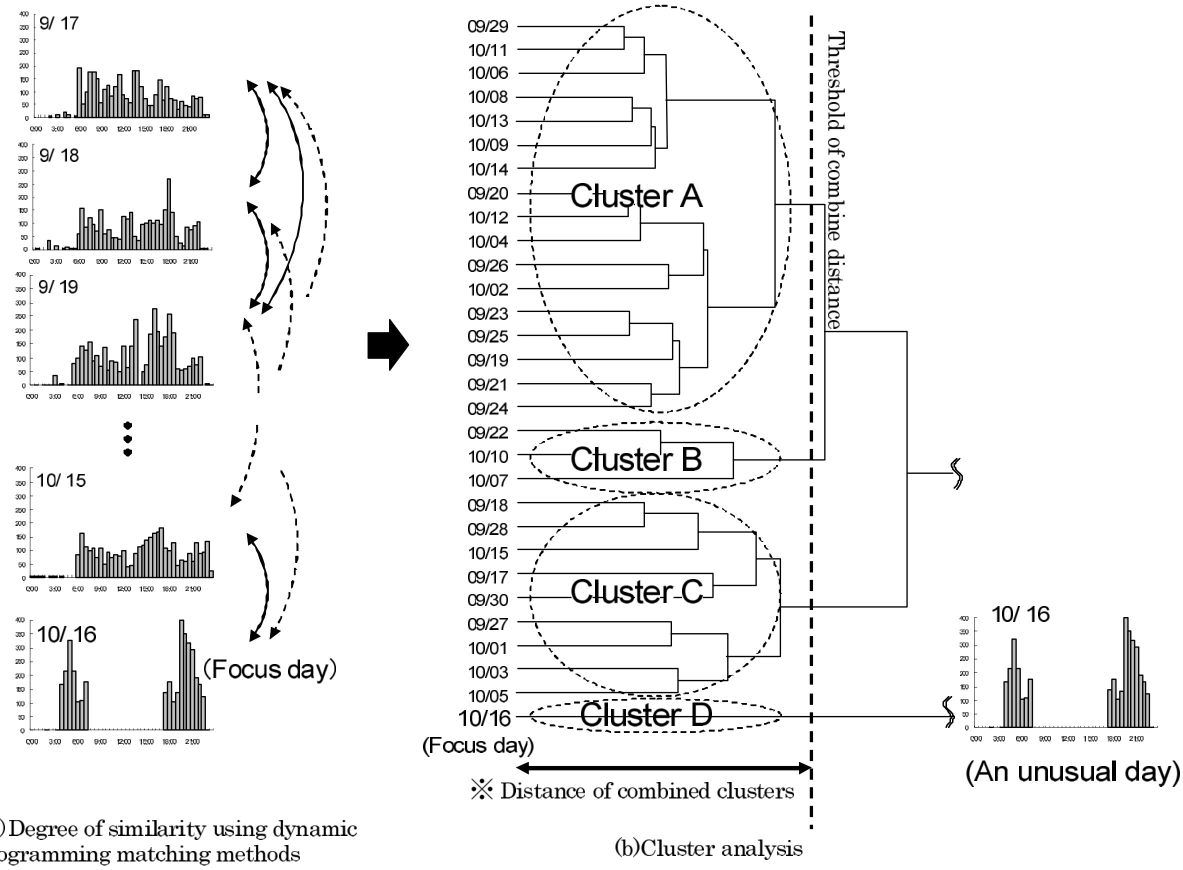
$$g(i,j)=min\left\{\begin{array}{l}g(i,j-1)\\g(i-1,j-1)\\g(i-1,j)\end{array}\right\}+d(i,j) \quad (1)$$

これを，$(i,j)=(1,1)$から，$(i,j)=(N,N)$まで求めていく．そうすると，最終的に 両パターンの最小累積距離 を得ることができる．ただし，極端に時間が離れた事象の対応づけを避けるために，jの取り得る範囲を窓幅r よって次式のように制限した．

$$i-r\leq j\leq i+r \quad (2)$$

5．非平常日の検出手順

図４にクラスタ分析から非平常日を検出する手順を示す．まず，非平常日であるかど うかを判定する日（以下，注目日とする）に最も近い過去の一定期間のセンサ応答分布を対象に，前節で述べたデータ間距離に基づき，センサ応答分布同士の結合を行う（図４（a））．この時，類似したセンサ応答分布が対象データ内に存在する場合は，早い段階でセンサ応答分布同士の結合が起こるが（例えば図４（b）の９/29と10/11，10/８と10/13など），類似したセンサ応答分布がない場合は他のセンサ応答分布との結合がなかなか起こらない（図４（b）の10/16）．つまり，このようなセンサ応答分布は，非平常日である可能性が高い．ただし，クラスタ分析は最終的に一つのクラスタになるまで結合を繰り返すため，注目日が非平常日であるかど うかを判定するためには，結合距離に閾値を設定するか，または，最終クラスタ数を定義しておくことで，クラスタ分析をある段階で終了させておく必要がある．本研究では，クラスタ（データ）間の結合距離に閾値（図４（b）



(a)Degree of similarity using dynamic programming matching methods

(b)Cluster analysis

図４　クラスタ分析を利用した非平常日の検出手順
※クラスタ化を終了する結合距離．本研究では，過去のセンサ応答分布を，標準的な行動パターン数に分類した場合のクラスタ間距離に基づき決定した．

の※矢印部分）を設定し，閾値を超えた時点で結合をやめ，その時形成されているクラスタに属しているデータ数を求めることにより判定を行った．つまり，閾値を超えた時点で，注目日が他のセンサ応答分布（もしくはクラスタ）と結合していなければ，注目日は非平常日となる（図４（b）のクラスタＤ）.

結合距離の閾値は，標準的な行動パターンとして分類が想定できるクラスタ数（例えば,「平常」,「長時間外出」,「短時間外出」,「来客」）をあらかじめ定義しておき，過去のセンサ応答分布を，この標準クラスタ数に分類した場合のデータ間距離を一定の日数分蓄積し，それを平均したもの利用した．

検　　証

１．検証データ

本手法の有効性を検証するために，実験に関して同意の得られた独居高齢者３名（表１）の１年間（2003.1.1～12.31）の計測データを基に，非平常日検出のシミュレーションを行った．

表１　被験者の属性

Subject	Sex	Age	Duration using simulation
A	Female	73	2003.1.1～12.31
B	Male	90	
C	Female	73	

シミュレーションの際のセンサ応答分布の時間分解能を10分とし，クラスタ分析には，注目日から直近する30日分のデータを用いた．また，結合距離の閾値には，標準クラスタ数を４とした場合の結合距離30日分の平均値を用いた．なお，DP マッチングによる時間ずれの許容範囲は60分とし，クラスタ間の結合には Ward 法を用いた．

２．非平常日の判定結果

図５（a）に，注目日が平常日として検出された一例（被験者A）をデンドログラムにより示した．また，分類されたクラスタ毎に平均したセンサ応答分布および注目日のセンサ応答分布をその下に示した．デンドログラム中の矢印は注目日であり，注目日が属しているクラスタは，14日分のデータを含んでいる．

この注目日の閾値を超えた時点でのクラスタ数は４であったが，デンドログラムをみるとクラスタＡは他のクラスタとは一番結合距離が長いことがわかる．その原因は，クラスタＡは，外出時のパターンであり，他の行動パターンと大きく異なっているためと思われる．クラスタＢ，Ｃ，Ｄは，宅内での行動パターンの違いにより分類されている．

図５（b）は，注目日が非平常日として検出されたデンドログラムとクラスタ毎のセンサ応答分布の一例である（被験者 A)．閾値を超えた時点で注目日と似通ったセンサ応答分布を示した日がなく，注目日だけで単独のクラスタを形成している．

注目日のデータは，最終的にはクラスタDと結合をしているが，クラスタＤは外出パターンを示しているクラスタであり，注目日のセンサ応答分布に関しても外出のパターンを示している．しかし，注目日のセンサ応答分布は，４時からセンサの応答が始まり，さらに夜中のになってもセンサの応答は認められており，明らかに他の日とは異なる傾向を示していた．

表２に被験者３名の非平常日として判定された日数および非平常日の発生頻度を示した．約１年分のデータの中で非平常と検出された日数は，どの被験者も10日前後であり，全体の約２～３％の割合で発生していた．

図６に被験者Aのすべての非平常日のセンサ応答分布を示した．通常とは異なる時間帯でのセンサの過剰反応（a）～（d)，来客者の宿泊（e）～（h)，長時間外出（i）が非平常日として検出されている．（j）は通常認められる外出パターンであったが，過去30日間に対しては，同じような外出パターンがなかったため非平常日として検出されている．（k）12/５と（l）12/８は，データ収集側の停電により実験の中断・再開した時のセンサ応答パターンであり，非平常日として検出されている．

表２　非平常日の発生頻度

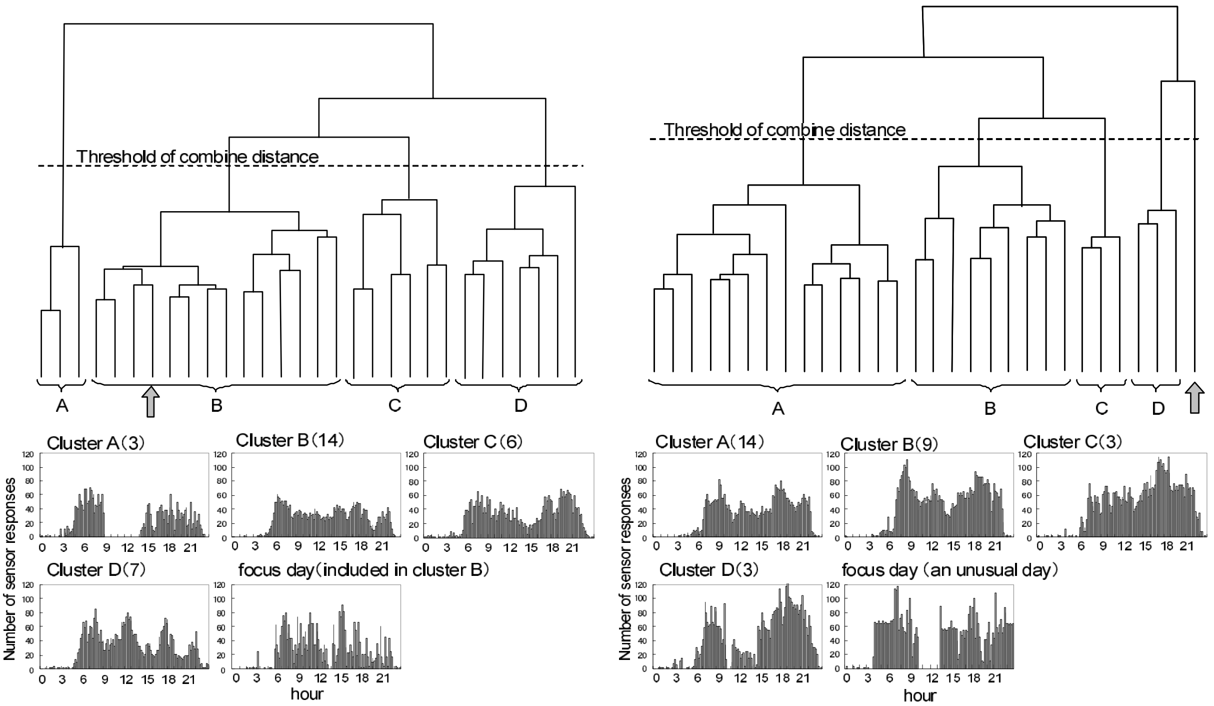
Subject	Number of unusual days	Frequency through monitoring period
A	13	3.6%
B	8	2.2%
C	7	1.9%

考　　察

いずれの被験者も実験期間中は元気に暮らしており，今回非平常を検出した日について，実際の健康状態の変化をとらえた日は無かった．今回非平常日として検出された原因は，次のようにまとめることができる．

１）長時間外出や外泊

ほとんどの被験者は，週に数回の外出があるが，それらの外出は，いずれも２時間から３時間程度である．しかしながら，５～６時間以上外出したり，外泊したりしていることもある．そのような日は非



(a) Focus day is a usual day　　(b) Focus day is an unusual day

図5　クラスタ分析による行動分類の結果（被験者A）
（a）注目日が平常日として検出された例　（b）注目日が非平常日として検出された例
（）の内の数字はクラスタに含まれる日数，図中↑は注目日

平常日と判定されている．

２）来客者の宿泊

来客者の宿泊により１日のセンサ反応回数が著しく増加した場合も，非平常日と判定されてしまう．例えば，お盆やお正月については，センサの応答が平常時より増え，その結果非平常日として判定されてしまう．図６（e）～（h）の８/13，８/14，８/16，12/27はこの原因により検出されたものである．

３）センサ応答の異常

本研究で用いたセンサは，無線によりON/OFFデータを受信機に送信している．そのため，OFFデータがうまく届かなかった場合は，センサがONした状態が続いていることになり，この結果，非平常日とて判定されている．図５（b）に示した注目日や図６（a）２/27,（b）10/17は，OFFデータが届いてない状況が発生しており，非平常日として検出されたと考えられる．

ただし，上述した原因でも，非平常日として検出されないことがある．それは，上記の行動パターンを示した日が２日以上クラスタ分析の対象となった場合である．シミュレーションにおいては注目日直近30日分のデータを利用しているため，過去の１ヶ月以内に，２日以上似通った日があれば，早い段階でデータ間結合がおこり，注目日のみで単独のクラスタを形成することはなくなる．例えば来客が宿泊した場合，同じようなパターンが２日以上発生すれば，非平常日として検出されない．被験者Aの場合，８/15が検出されていないのは，８/13と早い段階で結合しているためである．また，12/27以降の日は12/27と同じようなセンサ応答分布を示しているが，12/27とすべて同じクラスタに属したため，非平常日として検出されていない．

以上述べたように，今回提案した非平常日の検出アルゴリズムにより，いつもとは異なるセンサ応答パターンが検出されており，その有効性は示せたと言える．しかし，シミュレーション用のデータに健康状態の悪化を示す行動パターンが含まれていなかったため，今後は，実際のシステムに本アルゴリズムを組み込み非平常日と検出された場合に，実際に被験者の様子を確認する必要がある．また，現在のアルゴリズムの精度を向上させるために，今後次のことを検討していく必要がある．

まず，最初に検討すべき点は，適切なクラスタ数の決定方法である．クラスタ分析の結果は，実際に解析者がデンドログラムなどにより視覚的に判断することが望ましい．しかし，毎日見て判断するということは現実的ではなく，そのため適切なクラスタ数を自動的に決める必要がある．本研究では，標準

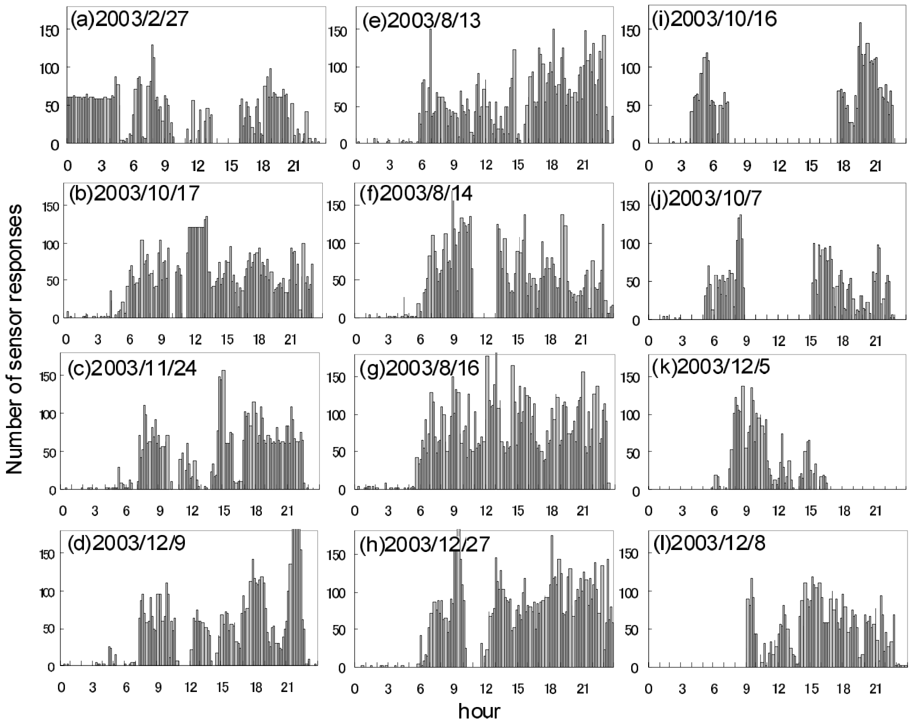


図６　非平常日と判定されたセンサ応答分布（被験者Ａ）

的なクラスタ数をあらかじめ定義し，その結合距離を基にクラスタ数を決定した．この方法により求めたクラスタが，適切なものかどうか，実際の行動状態（平常，外出，来客など）との関連づけを行い，評価する必要がある．

次に検討すべき点は，分類の対象となるデータ数である．今回は注目日に直近する過去30日という約１ヶ月分のデータを利用した．多くのデータを利用すれば，多くの行動パターンを把握でき精度が向上すると考えられるが，人の行動パターンには季節的な変動が存在する[13]．この点を考慮し，適切な対象データ数を求めることも必要であろう．

おわりに

本稿では，クラスタ分析を利用し行動パターンを分類することで，日常よくみられる行動パターンとは異なった非平常状態を検出する手法を提案した．実際の計測データを用いてシミュレーションを行った結果，被験者の長時間外出や外泊日，来客者が宿泊した日など平常とは異なるセンサ応答パターンを示した日が検出されており，非平常日検出のアルゴリズムとしての有効性は示せた．今後は，この手法をシステムに組み込み，非平常日を検出した場合に，実際に被験者の状態を確認すると同時に，精度向上のためのクラスタ数の決定方法や対象データ数などについて検討する必要がある．

文　　献

1) 平成14年人口動態統計 上巻：厚生労働省大臣官房統計情報部（編），財団法人厚生統計協会，東京，2004．

2) 戸川達男：センシング技術の高齢者モニタリングへの応用．計測と制御，**40**(5)，337–342，2001．

3) Yamaguti A, Ogawa M, Tamura T and Togawa T：Monitoring behavior in the home using positioning sensors．*Proceedings of the 20th Anuual International Conference of the IEEE Engineering in Mediicine and Biology Society*，**20**(4)，1997–1979，1998．

4) Celler BG, Earnshaw W, Ilsar ED, Betbeder-Matibet L, Harris MF, Clark R, Hesketh T and Lovell NH：Remote monitoring of health status of the elderly at home. A multidisciplinary project on aging at the university of new south wales．*International Journal of Biomedical Computing*，**40**，147–155，1995．

5) Chan M, Bocquet H, Campo E, Val T and Pous J：Alarm communication network to help carers of the

elderly for safety purposes: a survey of a project. *Int J Rehabil Res*, **22**(2), 131–136, 1999.
6) Demongeot J, Virone G, Duchene F, Benchetrit G, Herve T, Noury N and Rialle V：Multi-sensors acquisition, data fusion, knowledge mining and alarm triggering in health smart homes for elderly people. *C R Biol*, **325**(6), 673–682, 2002.
7) 和辻徹，滝本和利，神井美和，笠原洋子，樫原潤三：デジタル家電を用いた高齢者生活支援．第16回ライフサー学会講演予稿集，21，2000.
8) 松本勉，嶋田泰幸，川路茂保，平松義朗：確率有限オートマン生活行動モデルに基づく生活行動異常判定．医療情報学，**22**，35–42，2002.
9) 象印マホービン株式会社：見守りホットラインホームページ．http://www.mimamori.net，[2005.2.2].
10) 小越康宏，小越咲子，広瀬貞着：赤外線センサ情報からのデータマイニングによる独居老人の振舞い認知に関する一考察．信学論 (D–II)，**85**(5)，959–964，2002.
11) 青木茂樹，大西正輝，小島篤博，菅原康博，福永邦雄：人感センサによる独居高齢者の行動パターンの認識．信学技報，WIT2001–50，43–48，2002.
12) Ohta S, Nakamoto H, Shinagawa Y and Tanikawa T：A health monitoring system for elderly people living alone. *J Telemed Telecare*, **8**(3), 151–156, 2002.
13) 品川佳満，岸本俊夫，太田茂：独居高齢者の居室滞在時間の分析と自動緊急通報システムへの応用．ライフサポート，**13**(3)，9–16，2001.

（平成17年５月31日受理）

Detection of an Unusual Day for the Elderly Living Alone Using the Classification of Movement Pattern

Yoshimitsu SHINAGAWA, Toshio KISHIMOTO and Shigeru OHTA

(Accepted May 31, 2005)

Key words : infrared sensors, movement patterns, cluster analysis, unusual days

Abstract

Although there are many health monitoring systems for the elderly living alone using infrared sensors, little research has been done to analyze statistically the data measured by the infrared sensors. We propose a new algorithm for detecting unusual days (which show different movement patterns than usual days). Detection of unusual days is performed by finding an independent movement that is isolated from a cluster of movement patterns that were classified into several groups that depend upon their movement patterns using cluster analysis calculation. We have done some series of computer simulations using our algorithm to our measured data for three subjects. As a result, we can detect several unusual days, for instance, days going out for a long time, days staying out, and days having a visitor. Although our simulation data did not contain movement patterns that showed health problems, we certified that our algorithm can detect unusual days which show different movement patterns than usual days. Therefore, we can estimate that our algorithm is useful to detect changes in health conditions.

Correspondence to : Yoshimitsu Shinagawa　Health Informatics and Biostatistics
Oita University of Nursing and Health Sciences
Oita, 870-1201, Japan
(Kawasaki Medical Welfare Journal Vol.15, No.1, 2005 175–181)