

原 著

赤外線センサの無応答時間を利用した 自動緊急通報アルゴリズムの開発

品川佳満^{*1} 岸本俊夫^{*2} 太田 茂^{*3}

要 約

赤外線センサを利用した高齢者見守りシステムに応用可能な自動緊急通報を行うためのアルゴリズムを開発した。本研究で考案した自動緊急通報アルゴリズムは、センサの無応答（全センサが OFF 状態）時間をリアルタイムにモニタするものである。クラスタ分析により求めた過去の行動パターン別センサ応答分布と現時刻の無応答時間とを比較し、平素よりセンサの無応答時間が長いと判断した場合、通報を行う。独居高齢者 4 名の長期計測データを用いてシミュレーションを行った結果、1 ヶ月あたり 1 ～ 3 回程度の通報が認められた。また、無応答状態になってから通報に至るまでの時間は、日中では平均 120 ～ 240 分程度要することが分かった。シミュレーションで検知した異常は、必ずしも被験者の健康の異常を示してはいなかったが、本研究は、動けなくなるなどの事態発生から、平均 2 ～ 4 時間程度で異常検出ができることを明らかにした。

1. はじめに

加齢とともに身体機能が低下し半健康状態にある高齢者の日常生活と健康を支え、QOL を高めるためのシステム、特に、家族が近くにおらず、病気の発作や転倒などによる怪我を早期に発見することが困難な独居高齢者を支援するシステムの必要性は高い。

このような背景から、現在では独居高齢者の日常生活を見守るためのシステム開発が数多く行われている。例えば、高齢者の健康状態を直接的に捕らえることができるシステムとして、カメラにより画像撮影するもの¹⁾ やセンサを装着してバイタルサインを計測するもの²⁾ がある。これらの方法は、高齢者の詳細な行動状況や心拍などの情報を直接計測できるので、健康状態の異常をリアルタイムに検知することができると思われる。しかしながら、カメラにより姿を撮影されることによる抵抗感³⁾ やセンサを装着することの煩わしさを考えると、プライバシーや機器の操作面で問題が発生すると考えられる。

このような問題に配慮したシステムとして、家電センサ、ドアセンサ、赤外線センサを利用したシステムがある⁴⁻⁹⁾。このようなシステムは、高齢者が日常的によく使う家電製品の使用状態、ドアの開閉

状況、部屋の移動状況を計測するものであるため、高齢者本人が意識して機器の操作をする必要がなく、さらに、姿を直接撮影するものではないため高齢者の抵抗感も比較的少ない。そのため、すでに実用化されているものもある⁴⁾。しかし、計測データから直接健康状態の異常を把握することができないため、緊急時と判定することが難しい。そこで現在では、このようなセンサを用いて得られたデータから異常を検知するための解析手法に関する研究に注目が集まっている。

例えば、電子情報通信学会の ME とバイオサイバネティクス研究会が主催した「高齢者在宅データ解析アルゴリズム開発コンテスト」では、実際に異常の起こった日を含む家電製品やドアの開閉の長期計測データから異常日の推定を行い、その有効性を示している研究が数多く見られる¹⁰⁻¹⁵⁾。そこで提案されている手法は、センサデータを 1 日単位や 1 週間単位にまとめ、統計的手法により異常日を検知しようとするものであり、長期的に変動する異常については、有用な方法であると考えられる。しかし、提案されている手法は、転倒や病気などにより身動きができない異常事態を検知するものではないため、比較的緊急性を要する状態を検知することは困難で

*1 大分県立看護科学大学 健康情報科学研究室 *2 有限会社 福祉システム研究所

*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

E-Mail: shinagawa@oita-nhs.ac.jp

あると考えられる。

リアルタイムな異常検知方法としては、各部屋の滞在時間や滞在頻度を利用したもの⁷⁾があるが、特定の部屋や一人の被験者のみでの検証であり、複数の部屋や被験者による検証は行われていない。また、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の状態を検出する方法も提案されている⁸⁾が、約3ヶ月という短期間のデータによる検証であり、季節的な変動が無視できないヒトの行動パターンを考慮するならば、年単位の長期データによる検証が必要であると思われる。

我々は、すでに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、複数の独居高齢者に対してのべ数十ヶ月にわたる長期計測を行い、異常検知方法として居室滞在時間などを利用した方法を提案してきた^{16,17)}。しかし、居室滞在時間だけのモニタでは、日頃長時間滞在する部屋に対しては異常検知に時間がかかってしまう等の問題があった。そこで、本研究では、センサ応答の有無および回数に着目し、センサ反応の有無をリアルタイムに評価することで、独居高齢者の急な発病や転倒による身動きできない状況などを検出するアルゴリズムを提案する。

2. 宅内行動センシングシステム

独居高齢者の宅内行動をモニタするために表1に示す赤外線センサを使用した。赤外線センサは、焦電形赤外線素子(松下電工株式会社製 AMN11112)を組み込んだもので、センサの反応状況から高齢者の宅内行動をモニタする。このセンサは背景との温度差が約3℃になるとONとなり、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。

赤外線センサを各部屋(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、無線により宅内に設置した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データベースに蓄積される。

表1 本研究で使用した赤外線センサの特徴

形式	焦電形赤外線センサ (AMN11112, 松下電工製)
検出距離	5m(実力値8m程度)
検出範囲	水平方向 100° 垂直方向 82°
検出感度	センサより2mの距離で約30cmの動きを検出
検出条件	背景との温度差 3℃±1℃以上

3. 自動緊急通報アルゴリズム

以下に述べる自動緊急通報アルゴリズムは、全センサの反応が無くなった、つまりある時間以上熱源が検知されない場合を、異常の可能性があると判定して緊急通報するものである。

3.1 センサ応答分布の作成

センサのON/OFF状態が蓄積されたデータベースから、1日分のレコードを取り出し、一定時間毎にセンサの応答回数(ONした回数)を計数して、図1に示したセンサ応答分布を求める。この際、前述したセンサの特性から、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。そのため、平素、センサの反応が多く検出され、活発に活動していると考えられる時間帯で、センサの応答が無い場合は何らかの原因で異常の可能性があると推測することができる。

なお、センサの無応答状態を異常と判定する方法については後述するが、異常検知に用いるセンサ応答分布には、全センサの応答回数を合計したものを利用した。これは、被験者によって部屋の用途が同じではないこと(寝室と居間が兼用になっている)や季節により部屋の用途が変わる場合があること(睡眠をとる場所が変わる)、また、センサを設置する部屋が被験者により異なる(被験者の意向によりトイレの中に設置しないこともある)などの個々の事情があるため、被験者宅の間取り図や部屋の利用方法、およびセンサの設置場所の違いに依存しないアルゴリズムとするためである。

3.2 無応答時間モニタリングによる異常検知

図2に無応答時間モニタリングによる異常検知の方法を示す。上から(1)代表的なセンサ応答分布、(2)センサ応答分布の積分値の変化、(3)注目した日のセンサの応答状態を示している。注目日の全センサの反応がすべてOFFになった時刻を起点として、代表的なセンサ応答分布の同時刻に対して積分を開始する。どこかのセンサが一つでもONになれば

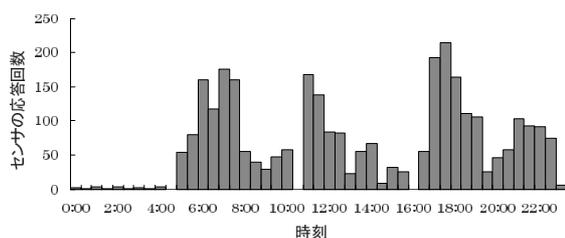


図1 1日のセンサ応答分布

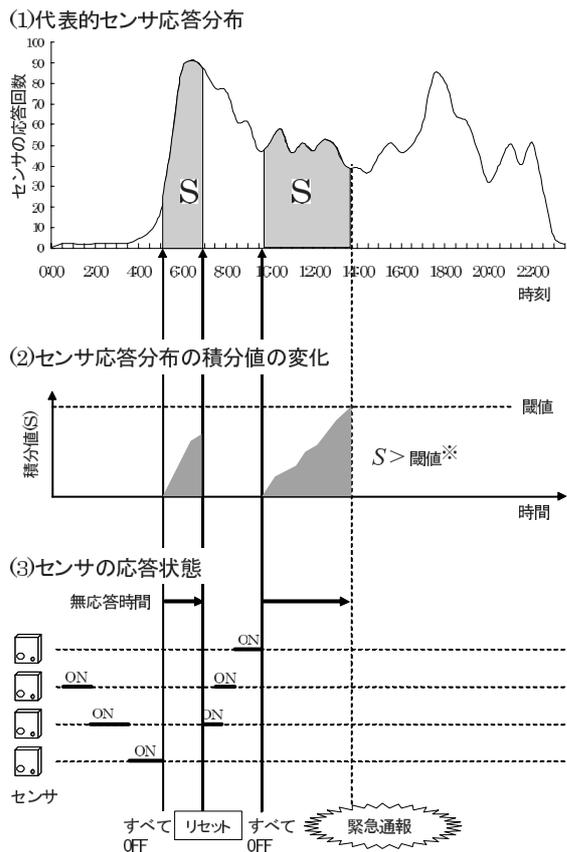


図2 センサの無応答時間を利用した自動緊急通報の方法
 Sは、全センサがOFFになってから、現時刻までの代表的センサ応答分布の積分値である。閾値は、任意の時間幅あたりのもっとも活動量の多い時間帯の面積である。Sが閾値を超えた時点で通報を発信する。

ば、積分値をリセットするが、センサが反応する前に、積分値が任意の閾値を超えた場合は、センサのOFF時間が長過ぎると判定して通報する。この閾値として、本研究では、一定の時間幅あたりの最も活動量の多い時間帯の積分値を利用した。つまり、その時間幅が最短の通報時間となる。

この無応答時間モニタリングは、日頃活発に活動している時間帯では、閾値に達するまでの時間が短く、反対に日頃あまりセンサ応答がない時間帯では、閾値に達するまで、ある程度の時間を要するという特徴を持っている。

3.3 行動パターン別のセンサ応答分布の作成

人間の行動パターンはある程度習慣性があると考えられるが、外出、来客などにより大きく変わる。例えば、デイサービスや病院に行く日は、普段と異なったセンサ応答パターンを示し、来客などがあれば普段より多くのセンサ応答回数を示す。図3にその一例を示す。(a)は、平素よくみられるセンサ応答パターンであり(b)は、外出した日のパターン

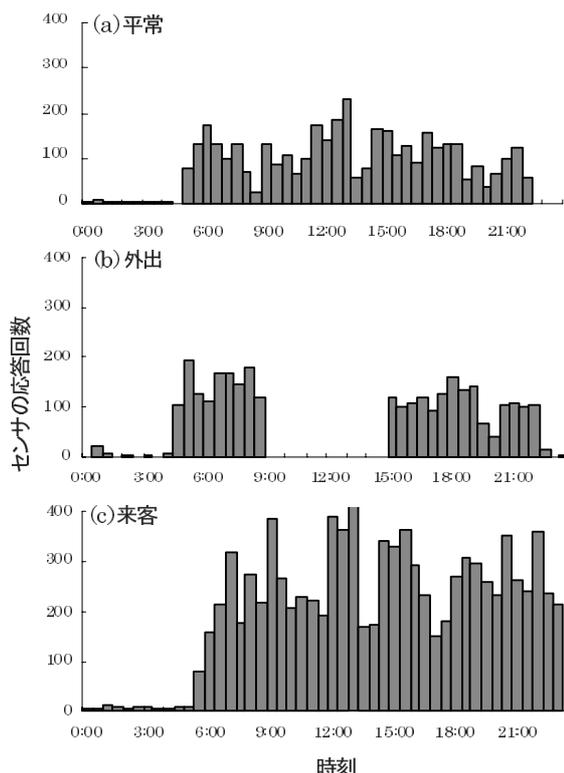


図3 行動パターン別のセンサ応答の例(平常, 外出, 来客)

である。また(c)は来客があった日のパターンである。3.2で述べた無応答時間モニタリングは、過去の代表的なセンサ応答分布を利用するため、例えば、外出日に、(a)や(c)に近い分布を当てはめてしまうと、閾値に達するまでの時間が短くなり誤報の原因となる。また、(c)に近い分布では、独りで家に居る場合でも通報が発信されやすくなる。つまり、無応答時間をモニタリングする場合には、高齢者の日頃の行動パターンを把握しておく必要があり、特に、我々の手法では、習慣的な行動により無応答状態となる行動パターンがきちんと把握できなければ、誤報の原因となってしまう。

そこで、日頃の行動パターンを把握するために、過去のセンサ応答分布についてクラスタ分析を行い、行動パターン別のセンサ応答分布を求める処理を行った。図4にその流れを示す。

(1) DP マッチング法によるセンサ応答パターンの類似度判定

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、

$$A = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_i, \dots, a_N)$$

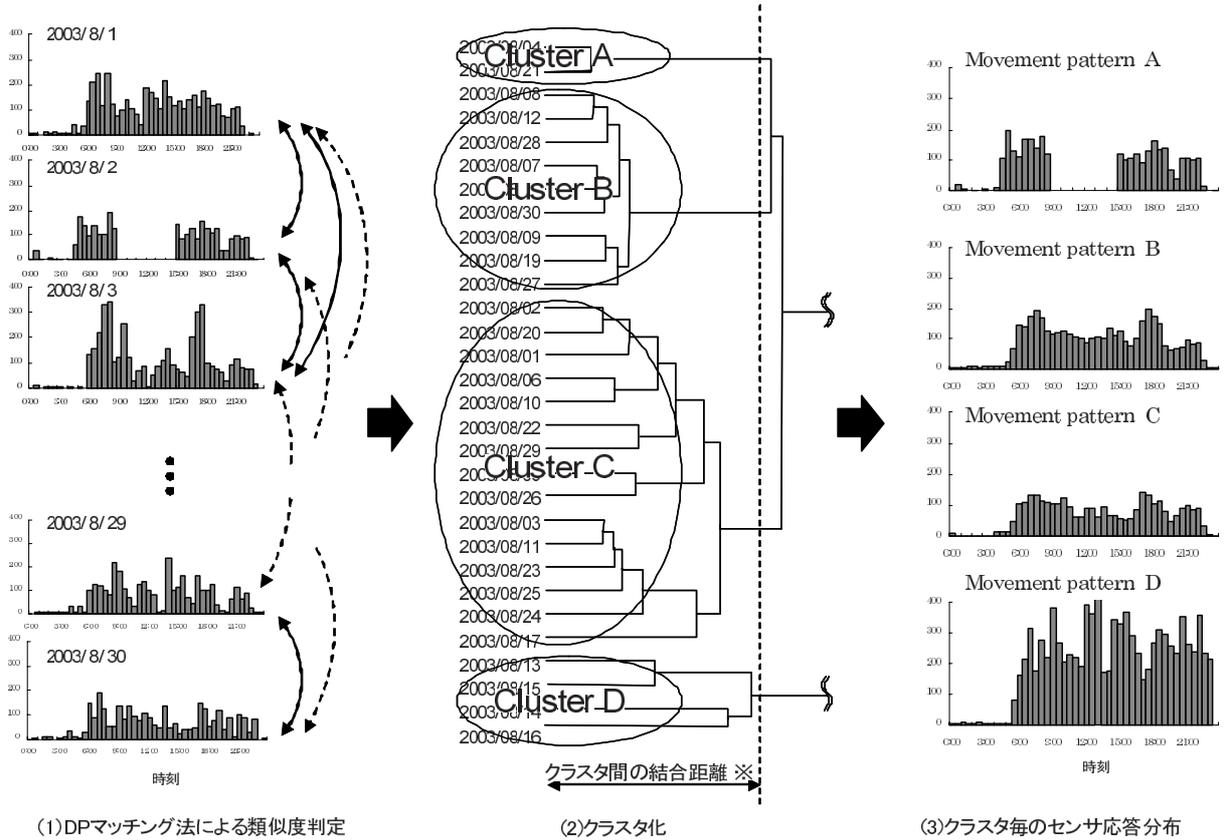


図4 クラスタ分析を利用した行動パターンの分類手順
 クラスタ化を終了する結合距離．本研究では，過去のセンサ応答分布を，標準的な行動パターン数に分類した場合のクラスタ間距離に基づき決定した．

$B = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_j, \dots, b_N)$
 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 によって次式のように制限した．

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

(2) クラスタ化とクラスタ数の決定

上記に述べたデータ間距離を基にセンサ応答分布の結合を任意のクラスタ数になるまで行う．なお，クラスタ間の結合には Ward 法を用いた．通常，行動パターンとしては大きく，「平常」，「長時間外出」，「短時間外出」，「来客」などに分類できると考えられるが，場合によってはそれ以外の行動パターンによるセンサ応答分布を示す場合がある．そのため，ク

ラスタ数を固定すると、特殊な行動パターンを示した場合に対応できない。そこで、本研究では、標準的なクラスタ数に分類した場合のクラスタ間距離の平均を求めておき、その距離を超えた時点でクラスタの結合をやめることにした。

(3) クラスタ毎のセンサ応答分布の算出

クラスタ化終了時点で、そのクラスタに属するセンサ応答分布の平均値を求め、行動パターン別センサ応答分布とした。

3.4 行動パターン別のセンサ応答分布の適用方法

今回の手法では、センサの無応答時間をもとに異常の可能性のある状況を判断するため、習慣的な行動により無応答状態となる状況に対してはなるべく異常検知しないようにする必要がある。例えば、図3の行動パターンすべてを平均化したものを代表的なセンサ応答分布としては、外出にみられるような無応答状態がセンサ応答分布にうまく反映されないおそれがある。

そこで、クラスタ分析により分類された行動パターン別のセンサ応答分布を、3.2で述べたアルゴリズムに当てはめる場合、全センサがOFFとなった時刻から閾値に達するまでの時間が最も長くなる分布、つまり、その時刻に対してセンサ反応回数が少なく無応答状態となりやすい傾向を示しているセンサ応答分布を適用するようにした。これにより、習慣的な無応答状態となる時間帯では、通報までに要する時間が長くなり、誤報を避けることができると考えた。

ただし、この場合、まれな行動パターン（例えば外泊）に含まれるような長時間無応答状態を示しているセンサ応答分布が適用されては、反対に長時間経過しても異常検知ができない事態が発生する可能性がある。そこで、行動パターン別のセンサ応答分布を求めた際、そのクラスタに指定日数以上のデータが属していない場合は、習慣的な行動パターンではないと判断し、異常判定のセンサ応答分布としては利用しないようにした。

4. 長期計測被験者のデータによるシミュレーション

本研究を実施するにあたり、本人および家族の同意が得られたO県およびS県に住む4名の独居高齢者宅で長期間にわたり計測されたデータを用いて、無応答時間モニタリングのアルゴリズムの検証を行った。表2に、シミュレーションに用いた被験者の年齢、性別、計測期間、計測月数を示した。

シミュレーションは、センサ応答分布の時間分解能を10分とし、クラスタ分析に用いたデータは、注

表2 シミュレーションに用いたデータの被験者の属性

被験者	年齢	性別	計測期間	計測月数
A	85	女	2001.10 ~ 2002.12	15
B	73	女	2001.10 ~ 2003.12	27
C	90	男	2001.10 ~ 2003.12	27
D	73	女	2001.10 ~ 2003.12	27

目日直近の過去30日分とした。ただし、センサ応答のない分布が作成されるのを避けるために、1日中センサ応答がない場合や極端にセンサ応答回数が少ない日のデータはクラスタ分析の対象から除外した。DPマッチング法による類似度を求める際の時間ずれの許容範囲は60分とし、分類時の標準クラスタ数は4とした。ただし、分類後のクラスタに3日以上データが属していない場合は、そのクラスタをまれな行動パターンとして扱い、無応答時間異常判定に利用しないようにした。また、行動パターン別に求めたセンサ応答分布の閾値は、最も活動量の多い時間帯60分間の積分値とした。

なお、行動パターンの分類を行うことによる異常判定の有用性を検証するために、上記のクラスタ分析による行動パターン分類を用いたシミュレーション（分類あり）に加えて、注目日直近の過去30日分のすべてのセンサ応答分布を単純平均した分布を用いたシミュレーション（分類なし）もあわせて求め、通報までに要する時間、および実際に運用した場合の通報頻度、通報発生場所等の比較を行った。

4.1 通報に要する時間の変化

図5に被験者Aの(a)分類なし (b)分類ありの24時間(3ヶ月分)の通報までに要する時間の変化を示した。シミュレーションでは1時間あたりの活動量が最も多い時間帯の積分値を閾値として用いたため、全センサがOFFとなって60分より早い時間に異常検知がされることはない。また、夜間に関しては、ほとんどセンサが反応しないため、閾値に達するまで時間がかかる。

分類ありの場合は分類なしの場合と比較して朝夕の最も活動的な時間帯(6:00~9:00 16:00~19:00)と、外出やテレビを見る時間などによりセンサの応答回数が比較的減る時間帯(10:00~12:00 13:00~15:00)の通報までに要する時間に大きな差が生じていることがわかる。これはクラスタ分析により行動パターンを分類することで、無応答状態となりやすい時間帯を含む行動パターンが適用された影響であると考えられる。一方、分類なしの場合の日中の通報までに要する時間の変動は、分類ありの場合より小さい。これは、センサ応答分布の平均化により日頃の行動パターンの違いが平滑化されたものと思

われる。

表3に、すべての被験者について時刻別に全センサがOFFしてから通報までにかかる平均時間をシミュレーションした結果を示す。分類なしの場合、通報までにかかる時間が、日中は80~120分、夜間は、230~320分であった。一方、分類ありの場合は、日中は、120~240分、夜間は、360~420分である。被験者毎にみると、分類ありの方が、日中は30~140分、夜間は50~180分程度長くなっており、全体的に分類ありの通報までに要する時間が長くなる傾向にある。しかし、時刻別の変動でみると図5同様、行動パターンを分類した場合の方が大きい。

4.2 緊急通報シミュレーションの結果

表4にシミュレーションにより求めた被験者毎の通報回数、1ヶ月間の平均通報頻度、平均通報時間

とその標準偏差、通報発生場所別の通報回数を示す。ここでいう通報時間とは、全センサがOFFしてから、通報が発信されるまでに要した時間であり、通報発生場所とは、最後にOFFしたセンサの場所を指す。

通報回数は、分類なしの場合は、月約3~5回程度の通報が認められ、1番多い被験者Dでは約14回であった。一方、分類ありの場合は、月1回~3回程度の通報が認められ、最も多い被験者Dでは、7回程度と分類していない場合の約半分であった。

通報発信までに要した時間は、分類なしの場合では、全ての被験者について100分前後で、通報時間のばらつきもあまり大きくない。一方、分類ありの通報時間は、130~160分で、ばらつきが大きくなっている。

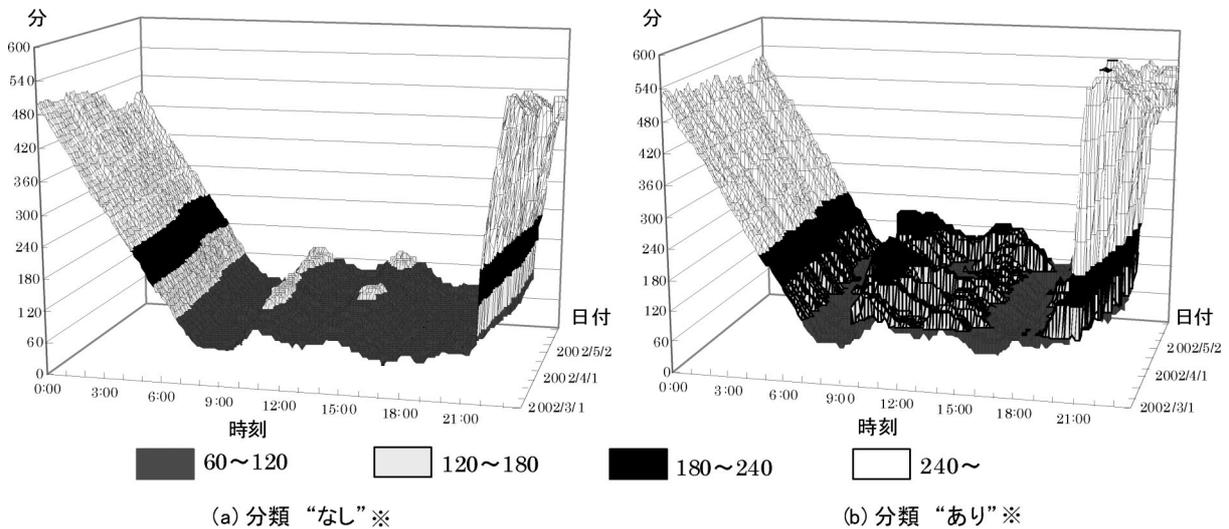


図5 全センサがOFFしてから通報までに要する時間の変化例(被験者Aの3ヶ月分)
 分類”なし”は、過去30日分のセンサ応答分布を平均化したものを代表的センサ応答分布とした場合の結果であり、分類”あり”は、クラスタ分析により行動分類したセンサ応答分布を代表的センサ応答分布とした場合の結果である(以下すべての図表に関しても同様)。

表3 時刻別にみた全センサがOFFしてから通報までに要する時間

被験者	分類	時刻					
		6:00-9:00	9:00-12:00	12:00-15:00	15:00-18:00	18:00-21:00	21:00-6:00
A	なし	89.4	107.7	101.8	88.3	85.2	302.6
	あり	119.0	155.6	135.7	109.2	116.7	358.7
B	なし	85.3	117.4	123.5	84.5	105.4	323.5
	あり	154.1	234.8	188.7	116.7	203.4	372.8
C	なし	115.8	98.5	75.3	102.2	104.0	228.8
	あり	242.0	163.7	130.3	177.9	233.4	426.8
D	なし	86.3	102.2	119.7	89.0	97.7	304.3
	あり	171.1	266.2	245.4	162.3	167.3	382.3

表4 シミュレーションによる通報回数と通報頻度，平均通報時間と標準偏差，場所別通報回数

被験者 分類	A		B		C		D	
	なし	あり	なし	あり	なし	あり	なし	あり
通報回数	40	14	110	74	152	40	389	195
通報頻度 (回/月)	2.7	0.9	4.1	2.7	5.6	1.5	14.4	7.2
平均通報時間(分)※1	106.8	131.4	106.2	163.1	90.3	142.3	101.8	158.6
通報時間の標準偏差	23.2	52.0	31.7	73.1	22.4	44.3	34.4	80.9
通報発生場所別の回数 (%) ※2								
玄関	27 (67.5)	7 (50.0)	35 (31.8)	24 (32.4)	83 (54.6)	33 (82.5)	283 (72.7)	144 (73.8)
居間	9 (22.5)	6 (42.9)	5 (4.6)	5 (6.8)	3 (2.0)	2 (5.0)	22 (5.6)	20 (10.3)
台所	0 (0.0)	0 (0.0)	3 (2.7)	3 (4.0)	2 (1.3)	0 (0.0)	11 (2.8)	10 (5.1)
寝室	1 (2.5)	1 (7.1)	2 (1.8)	0 (0.0)	64 (42.1)	5 (12.5)	8 (2.1)	6 (3.1)
トイレ	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	0 (0.0)	3 (0.8)	1 (0.5)
脱衣所	3 (7.5)	0 (0.0)	1 (0.9)	0 (0.0)	-	-	3 (0.8)	2 (1.0)
その他の部屋※3	0 (0.0)	0 (0.0)	64 (58.2)	42 (56.8)	0 (0.0)	0 (0.0)	59 (15.2)	12 (6.2)

1 通報時間とは，全センサが OFF になってから通報が発信されるまでの時間である．

2 通報発生場所とは，最後にセンサが OFF した場所である．

3 その他の部屋は，被験者 A, C, D に関しては廊下であり，B は勝手口である．

通報発生場所については，行動分類の有無にかかわらず，玄関や勝手口など外出できる場所がほとんどの割合を占めた（被験者 D はセンサの検知範囲の影響で外出時最後に廊下が反応することがある）．これは，外出によりセンサ応答が無くなったことを無応答時間異常と判定しているからである．しかし，分類なしに比べ分類ありでは，外出できる場所に対する通報回数が激減している．被験者 C においては，行動分類なしの場合，寝室での通報回数が非常に多いが，これは被験者 C が睡眠薬を飲んで昼間に寝てしまうことが多く，寝返りの頻度が少なくなり無応答時間異常となったためである．しかし，行動分類ありの場合は，外出場所と同様に，発生頻度が非常に少なくなっている．

5. 考察

無応答時間モニタリングによる異常検知の有用性について考察をする．

5.1 異常検知までにかかる時間

無応答時間モニタリングの一つの特徴として，比較的緊急性を要する異常に対して検知が行えるという特徴がある．これまでの多くの研究¹⁰⁻¹⁵⁾は，判定するデータを1日単位，あるいは指定期間単位にまとめ，過去のデータとの比較を行うことで，その日や期間が異常か否かを判定している．これは，長期的な健康状態の変動を見るには有効な方法であるが，緊急性を要する異常判定に適しているとはいえない．その点，本手法は，全センサの OFF 状態を

モニタリングするという単純な方法を用いてではあるが，日頃活動的な時間帯で異常が起これば比較的早い時間で異常を検知することが可能である．本研究の被験者では，朝夕の活動的な時間帯については平均120~180分，昼間では平均120~240分で異常検知されることがシミュレーションより確認できた．この時間は，自宅で動けなくなってから3時間以内に発見された場合の生存者の割合が91%，3~6時間以内であれば80%であったという Gurley らの報告¹⁸⁾から，無応答時間モニタリングは有用であると考えられる．また，本研究が，本人が計測されていることを意識する必要がなく，さらに計測にあたって何の機器操作も必要としない無意識無拘束計測を前提としているため，発信器を持ち歩く必要もなく，自動的に通報が行われる．つまり，押しボタン式の無線発信器を持っていない場合に，長時間にわたり発見されることがないという事態を避けることができるという特徴につながる．

しかしながら，この方式は脳血管疾患などのような一刻を争う病気に対する異常検出には，通報までにかかる時間が長すぎるといった短所もある．また，夜間に関しては，日頃からセンサの応答回数が少ないため，閾値に達するまで長くかかってしまう．このような短所を考えれば，最終的には本人の意思により通報を行う無線発信器を併用することが望ましい．

5.2 行動パターン分類による効果

本手法では，日頃のセンサ応答分布をクラスタ分析により分類した上で，異常検知を推測するための

センサ応答分布を決定した。前述したように、人の行動パターンは、日々ある程度似通ってはいるが、外出、来客などにより大きく異なる場合がある。今回過去のセンサ応答分布を単純に平均し、行動パターンを分類しない場合についても検討してみたが、この方法では、特に外出日が、異常と誤って検知されることが多かった。この原因は、すべての分布を平均化したことで、外出の行動パターンがうまくセンサ応答分布に反映されなかったためである。例えば、被験者 A は、週に 2, 3 回程度午前中の 10 時半ごろから 1 時間半程度外出する習慣を持っているが、分布を平均化すると、このパターンがセンサ応答分布に明確に現れない。しかし、クラスタ分析を行うと外出パターンとして分類されるため、センサ応答分布に明確な違いとして現れる。図 5 (b) に示したグラフの 10 時~12 時までの閾値が高くなっているのはこのためであり、結果として被験者 A の通報回数が減ったといえる。他の被験者についての外出時の誤報が減っている理由も、同じである。つまり、分類をしない(一定期間のデータをまとめてしまう)場合と比較して異常検知の精度が高く、有用といえる。

外出に関連しない行動、つまり通報発生場所が外との出入口以外の部屋での異常検知については、被験者 C の寝室が大幅に減少していた。この理由は、被験者 C では、昼寝による無応答状態となる行動パターンがクラスタ分析により分類され異常検知を行うセンサ応答分布に適用されたためである。その他外出に関連しない場所での異常検知は、分類の有無にかかわらず頻度的には非常に少なかったが、分類の有無に大きな差は認められなかった。通常、何らかの身体的な異常により身動きできない状況が発生しない限り、このような部屋を最後として無応答状態となることは少ない。そこで、このような部屋に対する異常検知の原因を探ったところ、部屋のセンサが OFF した後、何らかの原因(停電、ネットワークの停止など)によりデータが計測または収集不能になった場合、赤外線センサの誤反応している場合、また、外出の際に、通常なら玄関や勝手口が最後に反応するが、検知範囲の影響で、まれに外出場所以外のセンサが最後に反応したことによるものであった。このような状況は、本アルゴリズムでは対処できないため異常として検知されてしまい、さらに、分類の有無による検知回数にも違いが現れなかったと考えられる。

5.3 シミュレーションにより異常検知された主な原因

前節で述べたようにシミュレーションにより異常検知された原因は、センサや計測機器自体の異常に

よるものも若干あったが、主たる原因は、外出により発生した無応答状態であった。行動パターンを考慮しているにもかかわらず、通報が発信された原因としては、次の 2 点が考えられる。

まず、通常とは異なる時刻に外出をした、あるいは、外出時間が通常より長くなった場合である。被験者 D は、年齢が若く、外出が多い。さらに、その外出時刻も一定ではなかった。そのため、他の被験者に比して多くの通報が起こったと考えられる。また、どの被験者も 2 時間程度の短時間の外出は比較的多いが、4~6 時間を超えるような長時間外出は、月 1~2 回程度しかなく、このような行動パターンは、無応答時間異常となってしまうことが多い。本研究のアルゴリズムでは、3.4 で述べたように、分類後のクラスタに指定日数以上(シミュレーションでは 3 日)のデータが属していない場合は、異常判定に利用しないようにした。そのため、長時間外出のクラスタが形成されていた場合においても、指定日数分のデータを含んでいないため、無応答時間異常の判定には適用されていなかった。これは、まれな行動パターン(例えば外泊など)を当てはめてしまうことにより、長時間にわたり異常検知がされない事態を避けるための処理であったが、誤報の原因となった。

もう一点は、無応答状態となるパターンのクラスタがうまく形成されていない場合である。今回すべての被験者の標準クラスタ数を 4 とし、その距離を基に分類を行った。しかし、被験者によっては、1 日中家の中に居る場合でも数パターンの行動を示すことがあった。また、外出についても、午前中に外出する日、午後や夕方に外出する日など数パターン存在することがあった。DP マッチング法を採用していたため、ある程度の時間ずれ(今回のシミュレーションでは 60 分)に対する行動パターンの相違には対応しているが、これを超える相違には対応できない。そのため、標準的な行動パターンを 4 としては適切な行動パターン分類が行われず、誤った異常検知がされたと考えられる。

5.4 無応答時間モニタリングの運用へ向けた今後の課題

本シミュレーションによる通報回数は、被験者 D を除き月 1~3 回程度であった。4 名の被験者ともデータ計測期間においては、元気に暮らしており、このシミュレーションにより発生した緊急通報は全て健康の異常を検出したものではなかった。つまり、実際に運用した場合、全て誤報ということになる。しかし、我々は、この緊急通報を直接、消防署などに送るのではなく、まず、別居親族・家族に知

らせ、連絡を受けた家族が安否確認のために、電話や近隣の人に連絡をとる運用方式を想定しており、日頃とは異なった状態が検出された場合、家族の携帯電話へ異常を知らせるメールまたは自宅の電話へ音声通報を行うシステムを構築し試験的に運用している。その結果、こうした通報は、別居家族にとってはコミュニケーションのいい機会という好意的な声を聞いている。しかしながら、多くの誤通報は信用を失い、いざというとき役に立たないため精度向上は今後不可欠の課題である。特に、日頃の行動パターンにあまり規則性がない場合や、まれな行動パターン（月1～2回程度の長時間外出など）の場合には、異常と判定されることが多いことがわかっている。この点は、赤外線センサの反応のみからヒトの行動パターンを推測しているため異常となることは避けられない部分であるが、今後クラスタ分析の対象としているデータ数や分類するクラスタ数についての検討を行い、より正確な行動パターン分類を行うことで、精度が向上できると期待している。また、今回の主たる誤報の原因は外出であるため、外出・帰宅時に被験者にボタンを押してもらうなどの操作を行ってもらうことで外出中は通報を発信しない仕組みは技術的には簡単である。しかし、高齢者の負担とならない無意識無拘束計測のメリットを考えると、そのような仕組みにすることにはためらいがあり、外出開始時刻など他の指標を利用して、別の視点から外出を検出する手法を現在検討している。また、本手法では、長時間無応答状態となる行動が習慣化している高齢者については、実際にその時刻で異常が発生すれば、異常検知に長時間かかってしまう。そのため、赤外線センサデータからのみ異常を判断するのではなく、行動に関連すると思われる他の情報（例えば曜日など）を加味し、無応答時間異常アルゴリズムに適用するセンサ応答分布を決

定することも今後必要であろう。さらに、本手法では、異常発生時に何らかの動きがある場合、赤外線センサが反応してしまい、異常が検知できない。このような場合については、本手法を単独で利用するだけで解決することは困難であり、すでに提案済みの居室滞在時間の異常検知¹⁶⁾を併用する必要があると考えている。そうすることにより、何らかの原因で倒れて、さらにセンサの反応が認められる場合にも対応できると思われる。今後、居室の滞在時間を利用した異常検知手法と併用を前提とした場合のシミュレーションを行い、より精度の高い異常検知手法を開発したいと考えている。

6. おわりに

本研究で考案した赤外線センサを利用した自動緊急通報アルゴリズムは、センサの無応答（全センサがOFF状態）時間をリアルタイムにモニタするものである。クラスタ分析により求めた過去の行動パターン別センサ応答分布と現時刻の無応答時間とを比較し、無応答時間が長いと判断した場合、通報を行う。独居高齢者4名の長期計測データを用いてシミュレーションを行った結果、1ヶ月あたり1～3回程度の通報が認められた。また、無応答状態になってから通報に至るまでの時間は、日中では平均120～240分程度要することが分かった。シミュレーションで検知した異常は、必ずしも被験者の健康の異常を示してはいなかったが、本研究は、動けなくなるなどの事態発生から、平均2～4時間程度で異常検出ができることを明らかにした。今後は、精度向上のために、分類時のクラスタ数および、分類に用いるデータ数などの検討および、居室の滞在時間モニタによる異常検知手法と併用した場合のシミュレーションを行っていく予定である。

文 献

- 1) 青木茂樹, 岩井嘉男, 大西正輝, 小島篤博, 福永邦雄: 人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用. 電子情報通信学会論文誌(D-II), J87(5), 1083-1093, 2004.
- 2) 宮崎信次: 脈波を利用した独居高齢者用緊急通報システムの開発 —基礎的検討—. バイオメカニズム学会誌, 26(1), 32-39, 2002.
- 3) 品川佳満, 橋本勇人: 人間性へ配慮した高齢者見守りシステムの開発 —高齢者のプライバシー・抵抗感に視点をのいた意識調査—. 川崎医療福祉学会誌, 11(1), 199-204, 2001.
- 4) 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>, [2005.8.10].
- 5) 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.
- 6) 和辻徹, 滝本和利, 神井美和, 笠原洋子, 榎原潤三: デジタル家電を用いた高齢者生活支援. 第16回ライフサイエンス学会講演予稿集, 21, 2000.

- 7) 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.
- 8) 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.
- 9) 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.
- 10) 木川泰,小栗宏次:高齢者在宅データ遷移確率に基づく生活リズム変動解析.電子情報通信学会技術研究報告,**102**(726),41-44,2003.
- 11) 澤井一義,吉田正樹:論理演算を用いた在宅高齢者の異常検出.電子情報通信学会技術研究報告,**102**(726),45-48,2003.
- 12) 沼田成弘:隠れマルコフモデルを用いた高齢者の異常検知システムの構築.電子情報通信学会技術研究報告,**102**(726),49-52,2003.
- 13) 古屋雅宏,村上肇,宮本渉:独居高齢者の生活習慣に基づく少数のセンサによる体調不良日検出.電子情報通信学会技術研究報告,**102**(726),53-56,2003.
- 14) 村上肇:日常生活動作の抑制に着目した独居高齢者の体調不良の推定.電子情報通信学会技術研究報告,**102**(726),57-60,2003.
- 15) 松岡克典:住宅内行動の長期蓄積に基づく異常検知手法の検討.電子情報通信学会技術研究報告,**102**(726),65-68,2003.
- 16) 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.
- 17) 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.
- 18) Gurley RJ, Lum N, Sande M, Lo B and Katz MH: Persons found in their homes helpless or dead. *N Engl J Med*, **334**(26),1710-1716,1996.

(平成17年10月31日受理)

Development of an Algorithm for Automatic Emergency Calls Using Non-Response Intervals of Infrared Sensors

Yoshimitsu SHINAGAWA, Toshio KISHIMOTO and Shigeru OHTA

(Accepted Oct. 31, 2005)

Key words : infrared sensors, non-response intervals, cluster analysis,
movement patterns, automatic emergency calls

Abstract

An algorithm was developed to make possible an automatic emergency call function for remote health monitoring systems using infrared sensors. This newly developed algorithm makes use of the non-response interval, which is the period when all sensors are silent, called the "OFF" state. It was decided that an emergency state is detected by using cluster analysis calculations to compare the non-response interval to previous measured data classified into several groups that depend upon their movement patterns. If a non-response interval is longer than usual, an estimation can be made that an emergency state has occurred. A series of computer simulations were done applying the new algorithm to data measured for four subjects. The results showed that an emergency call state occurred 1~3 times per month for each subject and the emergency call time required was distributed between 120~240 minutes, which was the time during which all sensors showed an "OFF" state. Although this result is not conclusive, it can be certified that this algorithm can be useful for detecting emergency states, such as when all sensors show an "OFF" state about 2~4 hours after the elderly subject has showed no movement.

Correspondence to : Yoshimitsu Shinagawa Health Informatics and Biostatistics
Oita University of Nursing and Health Sciences
Oita, 870-1201, Japan
E-Mail: shinagawa@oita-nhs.ac.jp
(Kawasaki Medical Welfare Journal Vol.15, No.2, 2006 553-563)