

論文

# スマートフォンを利用した

## 高齢者見守りシステムの異常検出精度向上に関する研究

長井 渉 諏訪 敬祐

近年、我が国は高齢化が急速に進展している。それに伴い、高齢者が安心して暮らせる社会の実現に向けて多種多様な見守りサービスが普及している。本研究では、中でもサービス拡張性の高いスマートフォンを用いた見守りサービスに着目し、従来のサービスに対し見守りの精度向上を実現する。具体的には、体調不良などの異常検出を行うシステムにおいて、センサデータに対するデータマイニングの活用、そして機械的なセンサ情報と高齢者からの自発的情報を組み合わせた異常検出アルゴリズムの実装を行った。実証実験を行い、詳細な健康状態を把握することや個別の生活リズムに対応した見守りが行えることを実証した。また、被験者の平均異常検出精度は 94.8% となり、センサ情報の反応の有無で異常検出を行う既存サービス、自発的情報のみで異常検出を行う既存サービスと比較して、それぞれ 23.3%、16.3% 精度を向上させた。

キーワード：高齢者，Android，データマイニング，決定木，C4.5

### 1 はじめに

現在、日本は世界に類を見ないほど高齢化が進んでいる。65 歳以上の高齢者率は 2013 年現在では 23.3% だが 2025 年までに 30% まで上昇し、一人暮らしの高齢者数も現状の 450 万人程度から 2030 年までに 700 万人以上にまで急増すると推計されている<sup>[1]</sup>。図 1 に高齢化率の推移と独居老人数の推移を示す。

高齢化が進むにつれ、さまざまな社会問題が付随して引き起こされている。例えば、「熱中症」や「孤独死」などである。それらに対して、高齢者が安心して暮らせる社会の実現を目指し、多種多様な見守りサービスが世の中に出てきている。

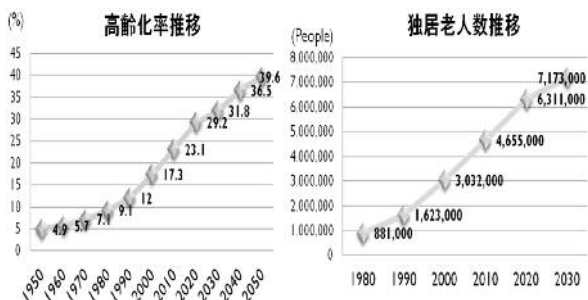


図1 高齢化率と独居老人数の推移

高齢者見守りサービスとは、家族とは距離の離れた場所に一人で暮らす高齢者に対して、日常生活を見守り、異常発生時には異常を検出し、早急に対応できるようにすることで家族、高齢者双方に安心を提供できるサービスである。しかし、各サービスにはまだまだ多くの問題点が残っている。健康不良を検知する異常検出精度、高齢者のプライバシー、サービスの浸透率の低さなどである。

本研究では、現在普及が目覚しく生活の一部となつつあるスマートフォン (Android) を利用し、導入の容易さ・プライバシー問題に配慮した上で、異常検出の精度をできる限り高めたシステムを提案する。そして、実際にシステムを構築することで既存サービスとの検出精度の比較評価を行い、本システムの優位性を明らかにする。

### 2 スマートフォンを利用した見守り

高齢者の見守りには、多種多様な方法がある。ホームセキュリティのような複合サービスから、センサ・カメラを使ったサービス、電話やメール、高齢者宅への訪問サービスまでさまざまである。そのような状況下、今、国をあげてサービスの拡大を図っているサービスがスマートフォンを用いた高齢者の見守りである。実際に、総務省で行っている『ICT ふるさと元気事業』などでは国が地方自治体や NPO に対して交付金を給付し、サービスの普及に力を注いでいる。なぜスマートフォンを使った見守りが注目されているのか、スマートフォンを利用する利点を表 1 に示す。

NAGAI Wataru  
 東京都市大学大学院環境情報学専攻  
 2012年度修了生  
 SUWA Keisuke  
 東京都市大学大学院環境情報学専攻教授

表1 スマートフォンの利点

利用者	1.導入の容易性 ・インシャルコスト・ランニングコスト削減 ・監視されているという嫌悪感を解決 2.モバイルデバイスとして場所に囚われない見守りが可能 3.コミュニケーションデバイスとしての活用
開発者	1.複数の無線通信機能を利用可能 2.さまざまなセンサを利用可能 3.アプリケーションの拡張性の大きさ

上記さまざまな利点の中でも、特に導入の容易性は大きな意味を持つ。従来の見守りサービスでは、センサを室内に設置することで大きな初期費用がかかってしまう点や、カメラでの撮影によりユーザが監視されているという嫌悪感を抱いてしまう点など、いくつかの課題であった。しかし、普段から利用する携帯電話としての機能を持つスマートフォンを見守りに活用することで導入時のコスト削減や、一定のデータしか取得せず、ユーザのプライバシーへの配慮が可能となる。このようにユーザにとって、スマートフォンを用いた見守りシステムを利用するメリットは大きい。

また、スマートフォンを用いた見守りサービスにも、すでにいくつかの見守り方法が存在する。表2はスマートフォンを使った高齢者見守りサービスを大きく2つの種類に分類し、特徴や課題をまとめたものである。ひとつはセンサデータや機械的に取得するデータの反応の有無で異常検出を行う見守り方法であり、もうひとつは高齢者自身に体調の異常有無を健康状態として発信してもらうことで異常検出を行う見守り方法である。

しかし、既存の方法はいくつかの課題を抱えているのが現状である。まず、センサ反応の有無で異常検出を行う方法の問題点としては、センサ反応の有無だけで異常を判断するため正確な情報かどうか曖昧であること、異

表2 スマートフォンを用いた既存サービス

サービスの分類	情報の種類	属しているサービス	特徴	課題
センサデータや歩数などを自動的に取得し、反応の有無で異常を検知する見守りサービス	センサ情報	1.みまもりホン 2.Mi-Look 3.つながりほっとサポート	・高齢者自身は無意識に、見守りに必要なデータを送信できる	・情報量が少ない ・詳細な状況は判断不可 ・デバイスの負荷が大きい ・異常検出の精度が悪い
高齢者へ自らの健康状態を発信するように催促することで、見守りを行うサービス	自発的情報	1.豊川市、高齢者向け「ふるさと元気」支援事業 2.ライフコミュニケーションサービス 3.あんしん365	・自身が発する情報であるため、情報の精度は100% ・コミュニケーションの活性化が期待できる	・高齢者の負荷が大きい ・データ取得失敗時に対応できない

常の有無しか判断できず高齢者の詳細な状況は把握できないことなどがあげられる。その結果、異常検出精度は低くなる。

次に、高齢者自身に自分の健康状態を発信させることで体調不良などの異常を検出する方法の問題点として、高齢者に大きな負荷がかかることがあげられる。一定間隔で健康状態を把握するために何度も情報発信の催促を行うため、高齢者は常にそのことを意識しなければならない。さらに、高齢者が健康状態の発信を失念してしまった場合には判断材料となるデータがなくなり異常検出は不可能となる。

### 3 システムの概要

本研究では、上記にあげた課題の中でも特に、機械的に取得したデータの反応の有無だけでは異常検出の精度が低い点、高齢者からの自発的な健康状態の情報を取得できなかった際に対応できない点に対して以下2点の解決策を実現する。

- ① データマイニング決定木を活用することでセンサデータ等の機械的情報での異常検出精度向上
- ② センサデータ等の機械的な情報と高齢者からの自発的情報を組み合わせた異常検出アルゴリズムの提案による精度向上

既存サービスと比較した際の本システムの特徴を表3に示す。

表3 提案方式の特徴

従来方式1	センサ情報(反応有無)
従来方式2	自発的情報(自身の健康状態)
提案方式	センサ情報(データマイニング) +自発的情報(自身の健康状態)

実際に提案するセンサ情報と自発的情報を組み合わせた異常検出アルゴリズムを図2に示す。スマートフォンを高齢者に使用してもらい、一定時間ごとに自身の健康状態を発信するよう催促する。取得した情報から、異常の有無や高齢者の健康状態を判断する。しかし、このままでは高齢者が情報を発信し損ねた際の見守りができない。そこで、情報が取得できなかったときに各種センサデータを取得し、機械的な見守りに切り替えを行う。その際、単純なセンサ反応の有無ではなく、データマイニングによって高齢者の生活リズムを学習し、より精度の高い異常検出を可能とする。使用したセンサについては第6章データマイニングの表4に記述した。

実際のシステム構成は、図3のようになる。高齢者にスマートフォンを使用してもらい、自ら発する健康状

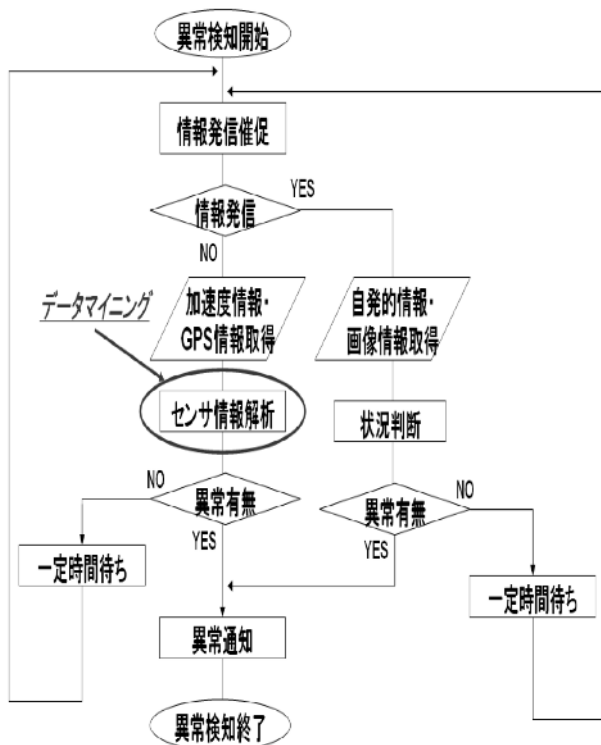


図2 提案する異常検出アルゴリズム

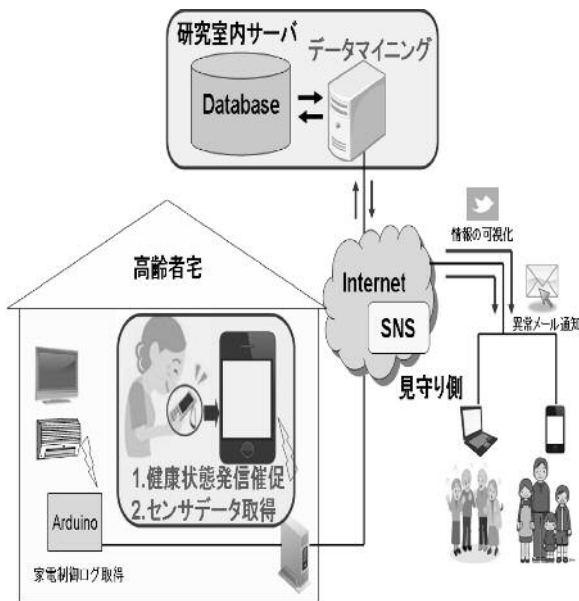


図3 システム構成

態，機械的なセンサデータを状況に合わせて取得する。取得したセンサデータはサーバ上で管理し，データマイニングを実行する。高齢者の状態のデータは Social Networking Service 上で更新され，異常があれば家族や自治体へメールで通知する。

#### 4 Android アプリケーション

高齢者が利用するスマートフォン上で実際に動作する

アプリケーションを作成した。主な機能としては以下の4点である。①毎30分おきに自身の健康状態の選択を通知アイコン+バイブレーションで催促する。②バックグラウンドに常駐し，各種センサの値を取得する。③センサデータと健康状態データをサーバへ送信する。④健康状態は変化がなくても3時間は前回と同じデータを送信する。

図4は作成したアプリケーションのインタフェースである。



図4 アプリケーションインタフェース

#### 5 サーバサイドとデータベース

本システムのサーバ上で動くプログラムは4つである。図5に実行される処理の繋がりを示す。Android 端末から送信したセンサ情報と高齢者の自発的情報は

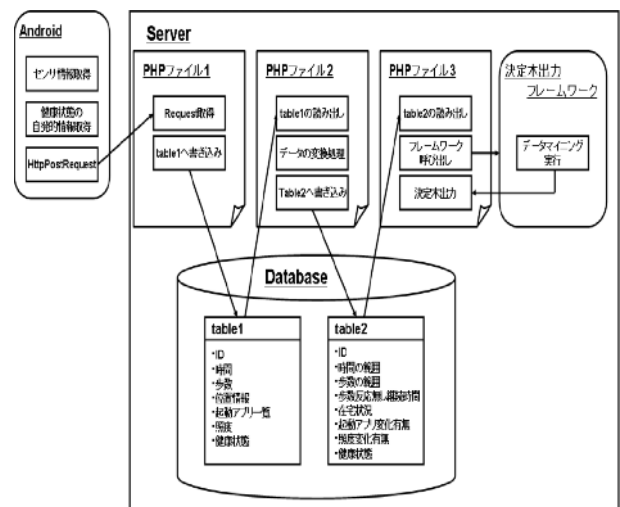


図5 サーバサイドとデータベース

http 通信によってサーバへ送られる、そのリクエストを受け取りデータベーステーブル 1 に格納する処理を実行するプログラムが PHP ファイル 1 となる。そして PHP ファイル 2 はその格納されたデータを読み出し、データマイニングに適したデータ形式に変換処理を行い、再度別のデータベーステーブル 2 へ格納する。次に PHP ファイル 3 がそのデータマイニング用のデータを読み出し、決定木出力フレームワークに値を渡す。また決定木が生成された際に出力を実行する。実際にデータマイニングを実行するための決定木を生成するのは決定木出力フレームワークである。データベーステーブルは 2 つ用い、各データベースが所持する属性は図 5 の通りである。

## 6 データマイニング

本研究でのデータマイニング手法には決定木を用い、その中でも決定木生成に C4.5 アルゴリズム [2] を利用する。決定木とは意思決定や物事の分類を多段階で繰り返し実行する場合に、その多段の分岐過程を階層化した木構造であり、データをもとに枝をたどっていくと適切なターミナルノードにたどり着け、状態判断が可能となる手法である。各データセットは目的属性と予測属性からなり、予測属性はデータ要素、目的属性は答えとなる状態を表す。データのセットにはトレーニングセットとテストセットがあり、トレーニングセットは木を生成するための機械学習に利用し、テストセットで実際にその木を使って目的属性を判断し、正しく判断できたかの評価を行う。

本研究では、目的属性として異常の有無を設定するが、単なる体調の異常有無ではなく 3 段階（大変元気、普通、体調不良）で高齢者の健康状態をレベル分けした。表 4 は実際に使用したセンサ・データ、属性の種類、属性値の分類である。決定木の生成は C4.5 アルゴリズムをもとに、決定木出力フレームワークで行う。

表4 データマイニングで使用する属性

属性ID	使用センサ・データ	属性	属性値				
			7時~10時	10時~13時	13時~16時	16時~19時	19時~22時
1	時計	時間帯					
2	加速度センサ	歩数	0歩	1歩~500歩	500歩~		
3	照度センサ	照度変化有無	あり	なし			
4	GPSセンサ	在室状況	在宅	室外			
5	実行中タスク	起動アプリ数変化有無	あり	なし			
6	加速度センサ	歩数反応無しの継続時間	0時間	1時間	2時間	3時間	
7	高齢者自身が送信	目的属性(答え)	大変元気	普通	体調不良		

## 7 実証実験

実際に高齢者や学生に本システムを利用してもらい、本システムと既存システムの異常検出精度の比較評価を行い、本システムの優位性を証明する。

実験では、表 5 に示す被験者を対象に、目的属性となる高齢者の健康状態の情報を含んだデータを 200 件取得できるまで AM7:00~PM10:00 の間 30 分間隔でデータを収集した。事前調査によると高齢者はどちらもスマートフォンは所持していないが、高齢者 A に関しては普段から従来の携帯電話を頻繁に利用しており、通話機能に加え万歩計などとしても活用していた。それに対して高齢者 B は携帯電話を持つてはいるものの、常時持ち歩くわけではなくあまり使用頻度は高くなかった。また、高齢者向けシステムということもあり今回の実験では学生 C と学生 D には擬似的に高齢者のような生活や、体調が悪くなったと想定した生活を過ごしてもらった。

表5 被験者

	対象	性別	年齢
1	高齢者A	女性	70代前半
2	高齢者B	女性	70代後半
3	学生C(擬似的に高齢者生活)	男性	20代前半
4	学生D(擬似的に高齢者生活)	男性	20代前半
5	学生E	男性	20代前半

## 8 実験結果

### 8.1 データマイニング決定木の評価

まず本システムの 1 つ目の特徴である決定木の活用によりセンサ情報の異常検出精度がどの程度向上したかについて評価する。生成された木の精度を評価する際に適合率と再現率、そして F 値 (F-means) を用いる。適合率は生成した木で異常を検出した際にどの程度正解データが含まれていたかの割合であり、適合率 = (システムの正解数/システムが出した答えの数) となる。再現率は決定木で実際に起こった異常をどの程度発見できたかの割合であり、再現率 = (システムの正解数/すべての正解数) となる。一般的に、再現率の高いシステムは適合率が低く、その逆に適合率が高いシステムは再現率が低い傾向にあり、評価指標が 2 つあると、どちらのシステムが優れているか比較が難しいので、再現率と適合率の調和平均を取った値を F 値という指標で性能を表す。算出方法は  $F \text{ 値} = 2 * (\text{再現率} * \text{適合率}) / (\text{再現率} + \text{適合率})$  となる。

本システムは高齢者の異常を検出することが目的である性質上、異常の再現率をセンサ情報での異常検出精度

とした。

実験結果を表 6 に示す。既存サービスは、センサ反応が 1 時間以上なかった場合に異常と判断するシステムであると仮定し、今回取得したデータで異常の適合率と再現率、F 値をそれぞれ算出した。なお、今回の実験では、高齢者 B は期間内に一度も体調不良（異常）にならず、決定木を評価する上で異常再現率の値が 0 になったため、以降、評価対象から除外する。

表 7 に本システムの各値を既存システムの値と比較して、算出した差を示す。

表 6 決定木の評価

対象	既存システム 異常適合率	本システム 異常適合率	既存システム 異常再現率	本システム 異常再現率	既存システム 異常F値 (調和平均)	本システム 異常F値 (調和平均)
高齢者A	0.615	0.633	0.600	0.750	0.695	0.789
学生C	0.667	0.975	0.642	0.786	0.654	0.863
学生D	0.392	0.972	0.607	0.731	0.528	0.817
学生E	0.633	0.615	0.612	0.696	0.706	0.845
平均	0.627	0.699	0.715	0.791	0.646	0.829

表 7 評価結果の差

対象	異常再現率の差	異常適合率の差	異常F値の差
高齢者A	-0.050	+0.218	+0.094
学生C	+0.144	+0.308	+0.209
学生D	-0.076	+0.580	+0.289
学生E	+0.286	-0.018	+0.139
平均	+0.076	+0.272	+0.183

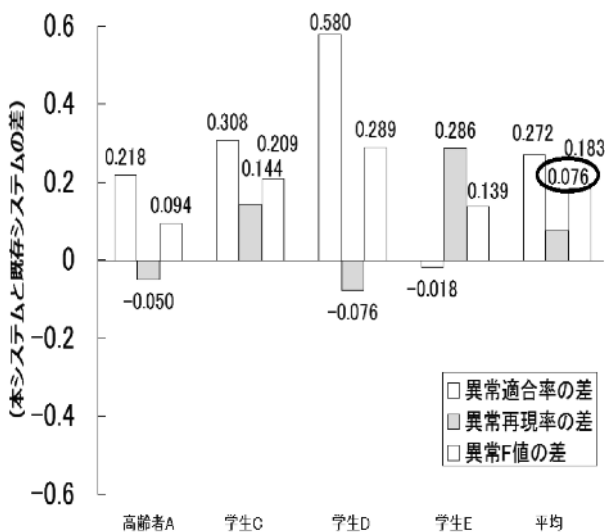


図 6 評価結果の差グラフ

図 6 は評価結果の差を視覚的に表したグラフである。どちらのシステムが優れているかを調和平均で示した F 値ではすべての被験者の結果で本システムが優れていることがわかる。しかし、上記にもあるように本システムは、高齢者の異常を検出することが最大の目的である性質上、再現率が最も重要となり、また決定木の異常検出精度と定義している。

異常の再現率の平均を比較してみると表 6、表 7 よりセンサ反応の有無だけで異常を判断する既存システムの 0.715 に対して、決定木を利用した本システムは 0.791 であり 0.076、つまり 7.6%本システムの方が高くなることを示し、データマイニングをセンサ情報での見守りに用いることで精度を向上できることを示した。

しかし高齢者 A・学生 D の異常再現率は既存システムの方が高くなってしまった。実際に本システムの対象となる高齢者 A のデータで既存システムの異常再現率が本システムを上回ってしまった理由を調査してみたところ、生成された決定木では異常検出を行う上で最も重要となる要素を既存サービスと同じ歩数（加速度センサ）反応無し継続時間と出力しており、その情報をもとによりシンプルな異常検出を行う既存サービスの方が、本システムより高くなってしまったと考えられる。図 7 は高齢者 A のデータを使って生成された決定木を視覚的に表現したものである。根ノードとなった「歩数反応無し継続時間」が、異常を判断する上で最も重要な属性であることがわかる。

しかし、上記にあるように本システムの平均での異常検出率が高くなったことは偶然ではない。既存サービス

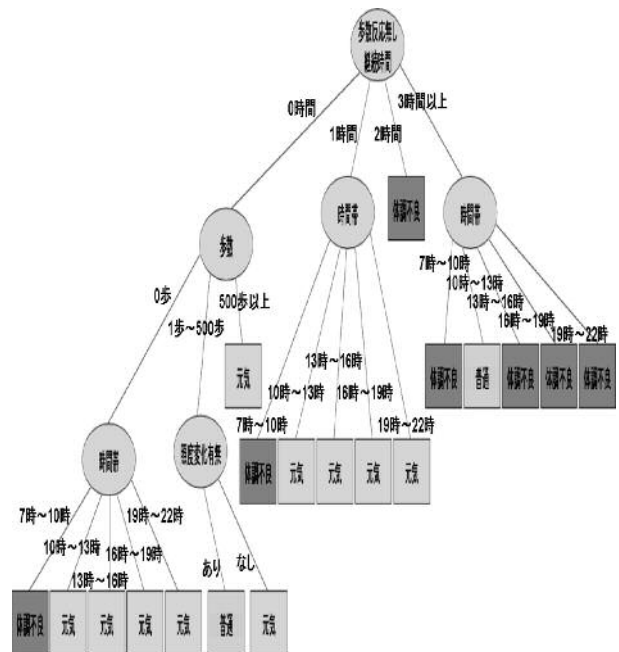


図 7 高齢者Aの決定木

の最も低い異常再現率は学生 E の 61.2%であるのに対して、本システムの最低異常検出率は学生 D の 73.1%である。既存サービスでは全ての高齢者に対してセンサ反応の有無のみで異常検出を行うため、その手法が適するか適さないかは個人に依存し、異常再現率にバラツキが生じてしまう。それに対して本システムでは、それぞれの個人に適した決定木を用いて異常検出できるため、安定した異常検出精度が得られる。

以上から、本システムのように決定木を異常検出に用いるメリットとして、既存サービスよりも異常検出率の平均が高くなること、時間帯や各々の高齢者の生活リズムに対応した見守りが行えること、異常時以外にも3段階でより詳細な高齢者の健康状態を判断できることがあげられる。

しかし、デメリットとして規則性の学習までに時間がかかる点、高齢者 B のようにトレーニングセットのクラス結果が偏ってしまった場合には異常検出が可能な決定木の生成が上手く行かないといった点があげられる。

## 8.2 異常検出アルゴリズムの評価

次に本システムの2つ目の特徴である機械的なセンサ情報と高齢者からの自発的な情報を組み合わせた異常検出アルゴリズム実装による精度向上について評価を行う。既存サービスである自発的な情報のみで異常検出する手法では、自発的な情報が取得できれば、それは本人が申告する健康状態の情報であるため精度は 100%であると言える。しかし、情報の送信を高齢者が失念してしまった場合、異常判断データがない状態であるため 0%まで低下する。図 8 は自発的な情報のみで異常を検出する従来システムの異常検出精度を表したものである。

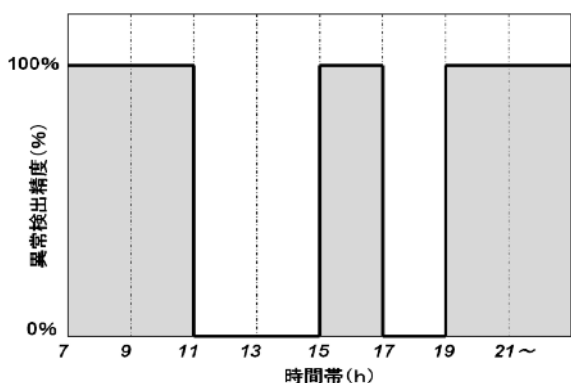


図8 既存サービスの精度

それに対し、本システムでは、高齢者が情報発信を失念してしまった時間帯も、センサを使った異常検出を行うことで補うことができる。図 9 は提案する自発的な情報とセンサ情報を組み合わせた異常検出アルゴリズムによる異常検出精度の向上を表している。上記にて、本シ

ステムでセンサデータに対してデータマイニングを活用した異常検出を行うと平均で 79.1%の異常検出精度となることを明らかにした。そのセンサを用いた異常検出方法を既存の自発的な情報を用いた異常検出方法と組み合わせることで、センサでの異常検出がセーフティの役割を果たし、常に一定の 79.1%での異常検出精度を実現することができる。

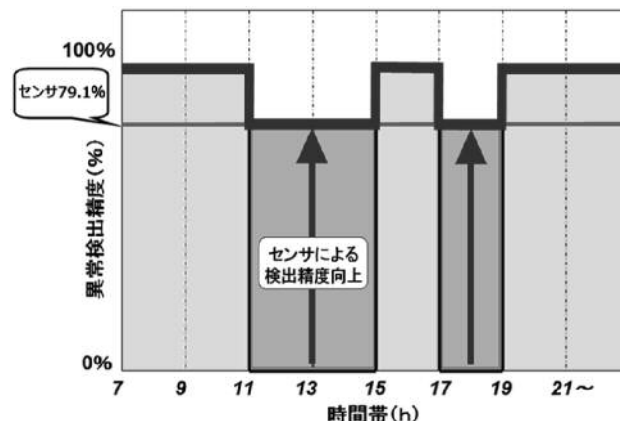


図9 組み合わせによる精度向上

実際に今回の実験で被験者の情報発信 200 件を取得するまでにどの程度情報取得機会があり、何件の自発的な情報送信の失念があったかを表 8 に示した。

自発的な情報の異常検出精度は、情報取得を試みた回数のうち、どの程度情報を取得できたかで算出した。

同時に、自発的な情報取得できなかった割合、つまり被験者の自発的な情報発信失念率も算出した。

表8 自発的な情報送信数

対象	情報取得回数	情報送信成功数	情報送信失念数	自発的な情報異常検出率	自発的な情報失念率
高齢者A	434	200	234	0.461	0.539
学生C	230	200	30	0.870	0.130
学生D	236	200	36	0.847	0.153
学生E	208	200	8	0.962	0.038
平均 (B除外)	277	200	77	0.785	0.215

## 8.3 総合評価

自発的な情報だけの異常検出精度を図 10 に示す。情報を取得できなかった失念率の割合で安否情報の欠落が起きていると言える。自発的な情報による異常検出方式の平均異常検出精度は 78.5%となった。

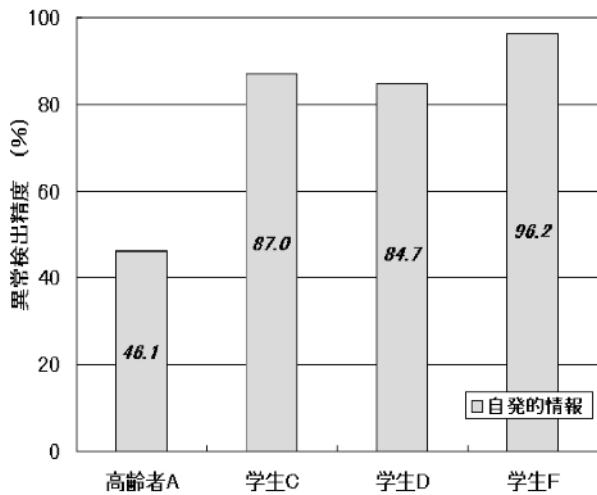


図10 自発的情報の異常検出精度

これに対し、本システムでは高齢者が情報を発信し忘れたケースでも、決定木を用いたセンサ情報での見守りに切り替えるという二段構造で対応することができ、高齢者の状況を把握し、異常を検出できる割合を大幅に向上させた。機械的なセンサ情報と高齢者からの自発的情報を組み合わせた異常検出アルゴリズムによる異常検出精度の向上の実験結果を図 11 に示す。

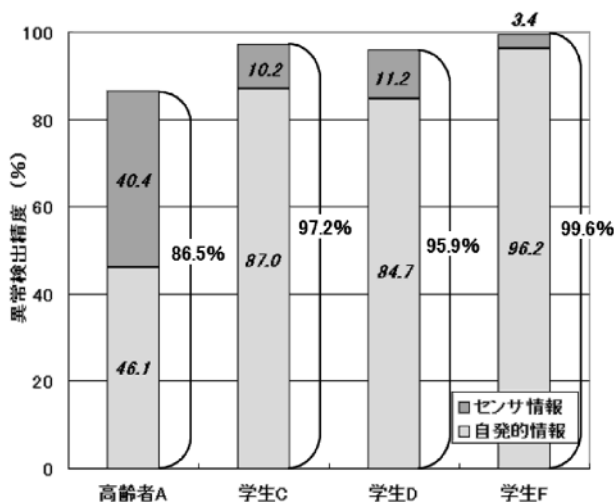


図11 提案アルゴリズムの異常検出精度

本システムでは、(自発的情報発信の失念率\*決定木の異常再現率)の割合で、今まで判断できなかった異常を検出できるようになる。つまり、システム全体での異常検出精度の算出方法は次のようになる。

$$\begin{aligned} & \text{システム全体での異常検出精度} \\ & = \text{自発的情報の取得率} \\ & + (\text{自発的情報発信の失念率} * \text{決定木の異常再現率}) \end{aligned}$$

その結果、従来の自発的情報のみで異常を検出するシステムと比べ、表 9 のように、高齢者 A では 40.4%精

表9 提案アルゴリズムの実装結果 (%)

	自発的情報	センサ情報 (データマイニング)	本システム 全体
高齢者A	46.1	40.4	86.5
学生C	87.0	10.2	97.2
学生D	84.7	11.2	95.9
学生E	96.2	3.4	99.6

度が向上し、システム全体では 86.5%の異常検出を可能とした。学生 C では 10.2%向上して全体では 97.2%の精度、学生 D では 11.2%向上して全体では 95.9%の精度、学生 E では 3.4%向上して全体では 99.6%の異常検出精度を実現することができた。

図 12 は高齢者 A と学生 E に特化して異常検出精度を比較したものである。普段スマートフォンを頻繁に利用する学生の自発的情報発信の失念率は大変低くなり、センサ情報での異常検出割合が少なくなったことに対し、高齢者は健康状態の送信を失念してしまう傾向にあり、センサ情報で補完した異常検出の比率が非常に大きいことがわかる。

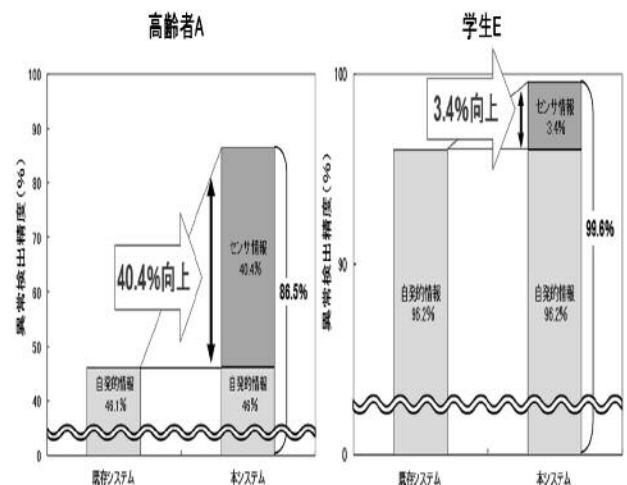


図12 高齢者Aと学生Eの比較

結果として、高齢者からの自発的情報だけでは見守りを行う上で不十分であることが明らかになり、スマートフォンの操作に慣れていない高齢者にとってはセンサと併用した本システムが大変有効であると言える。

最後に、本研究では高齢者 B を除く全ての被験者で、本システムが従来方式の既存サービスよりも異常検出精度が向上することを実証した。第 3 章表 3 で示した従来方式と比較し、本システムの異常検出精度を算出した結果を図 13 に示す。

図 14 は既存システムと本システムの平均異常検出精度を対比して示したものである。2つの従来方式の平均

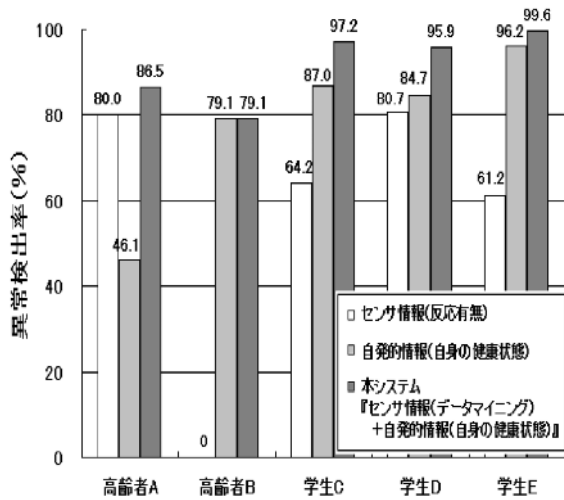


図13 本システムの評価

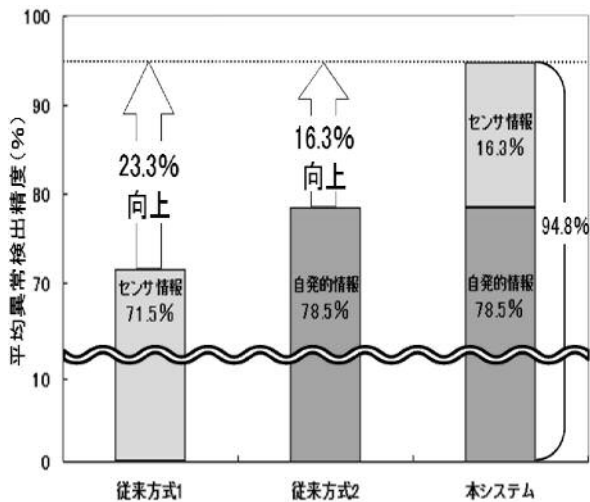


図14 本システムと従来方式の比較評価

異常検出精度に比べ、決定木を生成できた被験者4名の平均異常検出精度は94.8%となり、それぞれ23.3%、16.3%の精度向上を実現した。

## 9 おわりに

本研究では、スマートフォンを利用した高齢者見守りシステムの異常検出精度を評価した。データマイニングの活用、機械的なセンサ情報と自発的情報の組み合わせを可能とするシステムを作成し、ユーザとなる高齢者を含めた5名を対象とする実証実験を行った。データマイニングを活用したことで、詳細な高齢者の健康状態を把握することや個々の生活リズムに適した異常検出が可能となった。加えて、センサ情報と自発的情報を組み合わせることで、正しく決定木を生成できた被験者4名の平均異常検出精度は94.8%となり、センサ情報の反応の有無で異常検出を行う既存サービス、自発的情報のみで異常検出を行う既存サービスと比較して、それぞれ

23.3%、16.3%精度が向上することを明らかにした。

今後、さらに高齢者に本システムを使用してもらい、より利便性の高いインターフェース設計や、高齢者の負荷をさらに減らすため自発的情報催促の間隔の最適化に向け研究を進めていく。

## 謝辞

本研究の遂行にあたり、ご指導を賜りました東京都市大学大学院環境情報学研究科奥平雅士教授、大谷紀子准教授に心より御礼の言葉を申し上げます。また、被験者として本研究に協力して下さった高齢者の皆様、本学の学生の皆様に厚く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1] 内閣府：高齢社会白書，2012
- [2] J.R. Quinlan: “C4.5: Programs for Machine Learning” Morgan Kaufmann, 1993
- [3] 森 健太郎：データマイニングの演習問題自動作成，2009
- [4] 石川 博：次世代データベースとデータマイニング—DB&DMの基礎とWeb・XML・P2Pへの適用，CQ 出版，2005
- [5] 元田 浩・津本 周作・山口 高平・沼尾 正行：データマイニングの基礎，オーム社，2006
- [6] 赤山英子：広がりを見せる『高齢者の見守りサービス』，2011
- [7] バターリビング サステナブル居住研究センター：緊急通報・安否確認システムによる高齢者の見守りサービスに関するニーズ調査，2012