

**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**
Improving Preciseness of Abnormal Detection for
the MIMAMORI System to Observer Elderly People by Smart Phone

猪股 史也† 長井 渉‡ 諏訪 敬祐†
Fumiya Inomata Wataru Nagai Keisuke Suwa

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%まで進行し、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 万人にまで急増すると推計されている。^[1]また、近年の異常気象によって引き起こされる、夏季の熱中症や冬季のインフルエンザなどが我々の健康を蝕むというニュースが後を絶たない。これは高齢者の生死に関わる重大な問題である。今後、社会問題である「孤独死」の増加は避けられない。

この問題に対して、高齢者が安心して暮らせる社会の実現に向け、多種多様な見守りサービスが世に出つつある。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。健康不良を検出する異常精度検出、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、現状普及が目覚しく生活の一部となりつつあるスマートフォンを利用し、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し、実際に構築することで既存のサービスとの検出精度の比較評価を行い、本システムの評価を行う。

2. スマートフォンを利用した見守り

2.1 既存サービス

高齢者見守りには、多種多様な手法がある。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。スマートフォンを高齢者の見守りに利用する利点は、各種センサと通信機能を搭載しており、サービスの拡張性が高いこと、モバイルデバイスとして場所にとらわれない見守りが可能であること、日常生活の中で利用するものであるため導入がスムーズであることなどがあげられる。

表 1 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手法 (A) 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手法 (B) である。

† 東京都市大学メディア情報学部

‡ 日立製作所

表 1 スマートフォンを用いた既存見守りサービス

	種類	サービス例	特徴	課題
A	機械的	1. みまもりホン 2. Mi-Look 3. つながりほっとサポート	高齢者は無意識に必要なデータを送信できる	・情報が少ない ・異常検出精度が低い ・詳細は判断不可
B	自発的	1. 豊川市、「ふるさと元気」支援事業 2. あんしん 365	・自身が発する情報のため、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 ・データの取得失敗時に対応できない

2.2 従来サービスの課題

まず、機械的情報の見守りサービスで利用されるセンサ反応の有無で異常検出を行う手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信頼できる情報かどうか曖昧であること、異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、異常検出の精度は低くなる。

次に高齢者自身に自分の健康情報を発信させることで体調不良などの異常を検出する手法の問題点として、高齢者に大きな負担がかかることがあげられる。一定間隔で健康情報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、高齢者が健康情報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

表 2 に提案方法の特徴を示す。提案方法は上記の従来方式に対して、①データマイニング決定木の活用によるセンサ情報の異常検出精度向上、②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り検出精度を大きく向上できる特徴がある。

表 2 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)

実際に提案するアルゴリズムを図 1 に示す。まず、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。情

報が取得できなかったときには各種センサデータを取得し、機械的な見守りに切り替える。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。

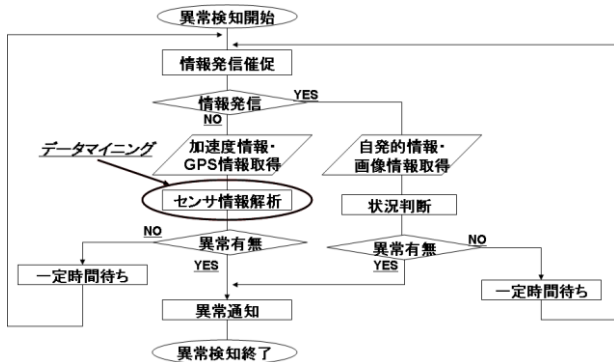


図 1 提案する異常検出アルゴリズム

実際のシステム構成は、図 2 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異常結果をメールで通知する。

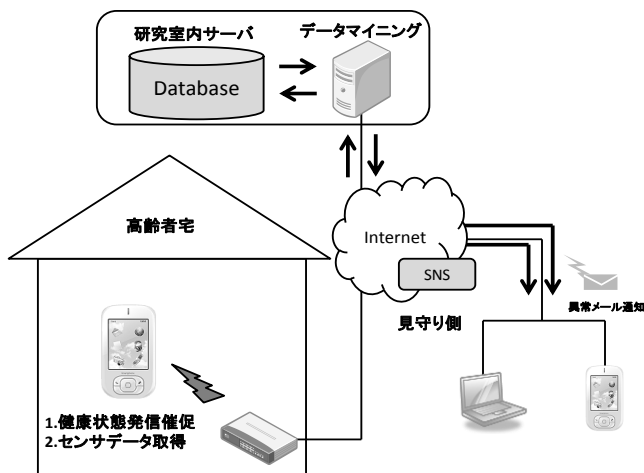


図 2 システム構成

4. システム構成

4.1 スマートフォンアプリケーション

本システムの実装に当たり、スマートフォンは Android を使用し、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。
- 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 時間は同じデータを送信する。

4.2 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。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 http 通信によってサーバへ送られデータが蓄積される。その際、送られるデータは表 3 のテーブル 1 の通りである。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。PHP ファイル 2 はその格納されたデータを読み出し、再度別のデータベーステーブル 2 に格納する。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、決定木を作る。また決定木が生成された際に出力を実行する。データベーステーブルは 2 つ使い、各データベースが所持する属性は表 3 の通りである。

表 3 データベースが所持する属性

table1	table2
・ ID	・ ID
・ 時間	・ 時間の範囲
・ 歩数	・ 歩数の範囲
・ 位置情報	・ 歩数反応無し継続時間
・ 起動アプリ一覧	・ 在宅状況
・ 照度	・ 起動アプリ変化有無
・ 健康情報	・ 照度変化有無
	・ 健康状態

4.3 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⁴⁾を利用する。決定木とはデータをもとに枝をたどっていき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。

表 4 データマイニングで使用した属性

使用センサデータ	属性	属性値					
時計	時間帯	7時~10時	10時~13時	13時~16時	16時~19時	19時~22時	
加速度センサ	歩数	0歩	1歩~500歩	500歩~			
照度センサ	照度変化有無	あり	なし				
GPSセンサ	在宅状況	在宅	室外				
実行中タスク	起動アプリ数変化有無	あり	なし				
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~		
高齢者自身が送信	目的属性(答え)	大変元気	普通	体調不良			

5. 評価実験

実際に高齢者や学生に本システムで作成した Android アプリケーションを利用してもらい、異常検出の精度を評価する。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。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 代前半
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

6. 実験結果

6.1 データマイニング決定木の評価

決定木を活用することで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を用いる。適合率はどの程度正解データが含まれていたかの割合である。再現率は正解をどの程度発見できたかの割合であり、適合率と再現率の式を以下に示す。

適合率 = (システムの正解数 / システムが出した答えの数)

再現率 = (システムの正解数 / すべての正解数)

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を算出した。網掛け無しの部分はシステムの適合率、網掛け有の部分はシステムの再現率を示す。

表 6 決定木の精度評価

対象	既存サービス 異常適合率	既存サービス 異常再現率	本システム 異常適合	本システム 異常再現率
高齢者 A	0.615	0.800	0.833	0.750
学生 C	0.667	0.642	0.975	0.786
学生 D	0.392	0.807	0.972	0.731
学生 E	0.833	0.612	0.815	0.898
平均	0.627	0.715	0.899	0.791

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、評価対象から除外した。

センサ反応の有無だけで異常を判断する既存サービスの平均異常検出精度 71.5% に対して、決定木を利用した本システムは 79.1% と既存サービスより 7.6% 精度を高めることが出来た。

図 3 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「歩数反応無しの継続時間」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。高齢者 A の異常再現率に関しては既存サービスの方が 5% 高くなっているが、理由として既存サービスもまた歩数(加速度センサ)反応無し継続時間によって異常有無の判断をしていることがあげられる。

しかし、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。

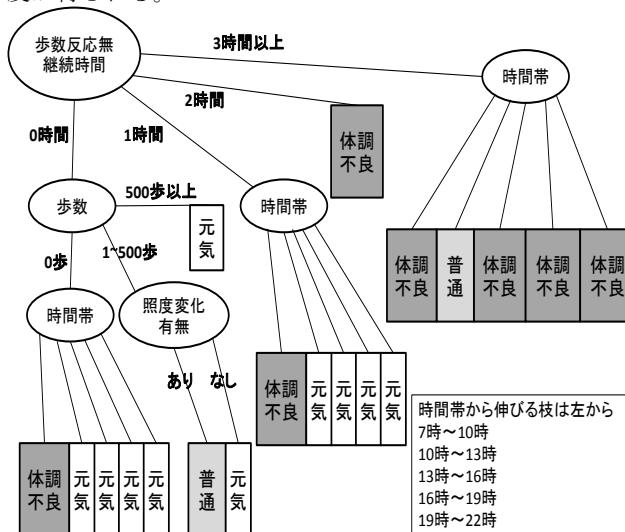


図 3 生成された決定木

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。

6.2 異常検出アルゴリズムの評価

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実装による精度向上について評価を行う。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。そこで、自発的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。

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4は提案アルゴリズムによる異常検出精度の向上を表している。薄い網掛け部分が既存サービスだけの異常検出精度である。センサデータによる異常検出によって濃い網掛け部分が補完され、常時、平均79.1%以上の異常検出精度を達成できる。

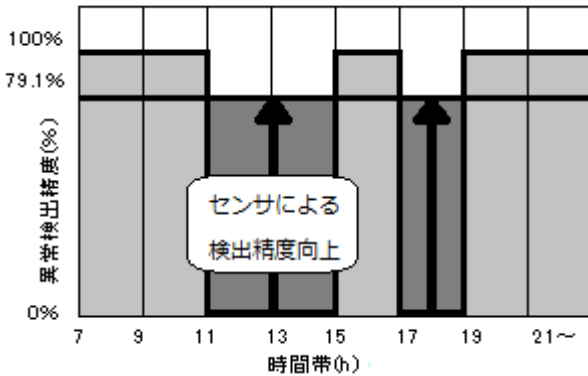


図4 組み合わせによる精度向上

6.3 総合評価

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5に示す。本システム全体での異常検出精度は以下の方法で算出した。

自発的情報の取得率 +
(自発的情報発信の失念率 * 決定木の異常再現率)

既存サービスは自発的情報だけで異常を検出するシステムであるのに対し、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できる割合を大幅に向上させた。

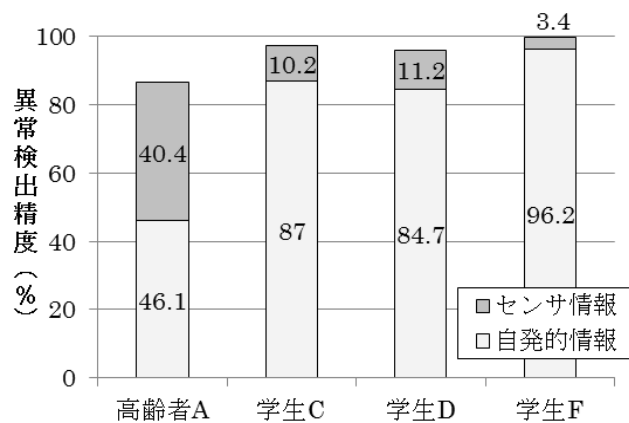


図5 提案アルゴリズムの異常検出精度

高齢者Aでは40.4%精度が向上し、システム全体では86.5%の異常検出を可能とした。図6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りに利用しない高齢者は学生に比べ、自身の健康状態を送信することを失念しやすい。結果的に、自発的情報だけでは見守り情報として不十分であり、提案したセンサとの組み合わせの効果が高齢者ほど高いと言える。

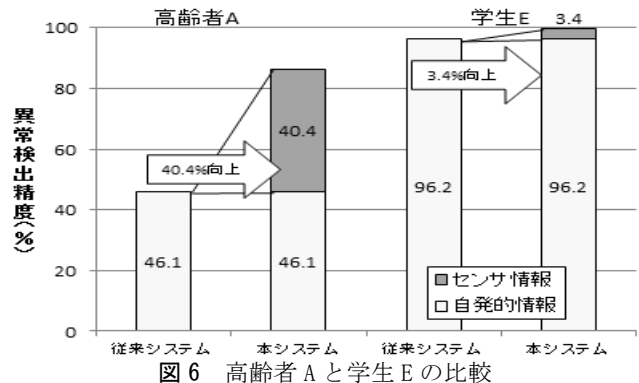


図6 高齢者Aと学生Eの比較

また、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。図7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。

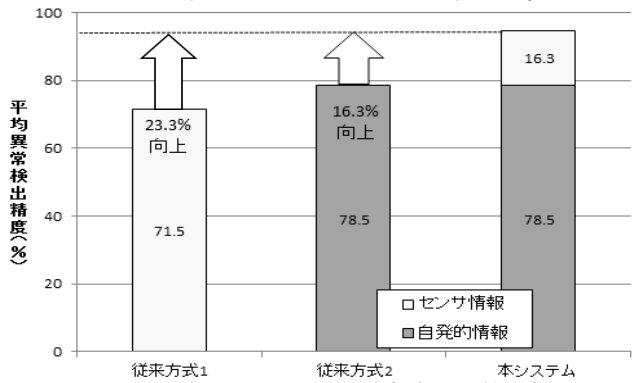


図7 本システムと従来方式の比較評価

7. 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実装、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することで、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%向上することを明らかにした。今後は、より利便性の高いインターフェース設計や、高齢者の負担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た研究を進めていく。

参考文献

- [1]内閣府、高齢社会白書、2012.12
- [2]J.R. Quinlan, "C4.5: Programs for Machine Learning," Morgan Kaufmann, 1993
- [3]CQ出版、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 2005.4