

深層学習を用いた異常検知による転倒把握に関する研究

OpenPose による特徴量抽出と分類

Research about Finding a Fall and Prediction by Attitude Estimation and Anomaly Detection

-Extracting feature value and classification with OpenPose-

○柴田拓海^{*1}, 山田悟史^{*2}

Takumi SHIBATA^{*1}, Satoshi YAMADA^{*2}

*1 立命館大学 理工学部 建築都市デザイン学科

Undergraduate, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ.

*2 立命館大学 理工学部 建築都市デザイン学科 任期制講師・博士 (工学)

Lecturer, Dept. of Architecture and Urban Design, Ritsumeikan Univ., Dr.Eng.

キーワード: 姿勢推定; 異常検; OpenPose; 転倒; 分類

Keywords: Attitude Estimation; Anomaly Detection; OpenPose; Fall; Classification

1. はじめに

スマートシティ化された今日の社会では、カメラやスマートフォンを代表例に、様々な対象に関するセンシングデータが多様な時間や場所に依りて入手できるようになった。その加速に伴い、データの活用方法やあり方などについても議論が活発化している¹⁾。国策としてのDXが推進されていることから、この動向がさらに加速していくことは確実である。この加速の背景には技術的な発展がある。今後は、第5世代通信(5G)による大容量データの高速度送信が可能となり、4Kカメラなどによる高画質映像を含む多様なデータのリアルタイム送受信も一般普及する。これは人の行動や表情に関するデータ含むこれまで以上に多様なデータをリアルタイムでセンシング可能になることを意味している。このような技術的な発展が進みつつある今だからこそ、スマートシティという環境で具体的にどのようなサービスや事業が展開可能であり、技術やデータを生活還元できるかを探求する必要がある。

デジタルデータの活用方向性の一つには、安全で安心なまちの実現が挙げられる。そこで、本研究は街中や家の中での異常を予測・検知しアラートするシステムを構築を目指した基礎研究を行った。具体的には、自宅での高齢者の転倒の検知、街中での心肺停止による転倒の検知の2点に対する技術的可能性の検証である。超高齢化社会の到来により、一般家庭・街中において、人が救助を要する状態に陥った際の迅速な一次救命は一層重要性を増している。特に街中で発生した突発性心停止については、医療従事者のみによる対応には限界がある。心肺停止の救命率は、処置の精度よりも処置するまでの時間が大きな影響を与えるからである(図1)²⁾³⁾。そのため、予後復帰可能な救命には、心停止をいち早く発見して処置までの時間を短くすることが重要である。

以上のことから本研究は、映像から身体の関節情報を

抽出するOpenPose⁴⁾着目した転倒検知システムの精度検証を行った。OpenPoseを例とする姿勢推定技術を用いて転倒者を検知できるようになれば、転倒者を検知し近隣の施設管理者・AEDのある施設・周辺のスマートフォンにアラートを発信することができる。発展的にはドローン技術がさらに発展すれば、現場までAED自動で運ぶも可能になる。OpenPoseを活用した研究にはサッカーの熟練度を分類する研究⁵⁾、高齢者の歩きから人物を照合する研究⁶⁾がある。特に直接的な関連研究には転倒している状態を判定する研究⁷⁾があり、室内での転倒者に対して91%以上の精度で転倒を検知できることが報告されている。しかし、撮影条件や解析方法の違いによる転倒検知の精度比較が行われておらず、精度の詳細や信頼性に不明瞭な点が残っている。以上のことから本研究は、4要因が転倒検知の精度に与える影響の検証を目的に研究を行った。4要因は①転倒時の撮影角度、②転倒姿勢、③OpenPoseによる特徴の抽出数、④分類アルゴリズムである。

2. 実験方法

分析手法の流れを図2に示す。実験的に学習画像を作成し、特徴量抽出の分類を行うという流れである。4要因におけるセンシング時の要因として、撮影角度では「30°・45°・60°」、転倒姿勢で「横向き・仰向き・うつ伏せ」を設定した。解析時の要因としては、関節情報の取得数では4水準、転倒と通常を分類する機械学習のアルゴリ

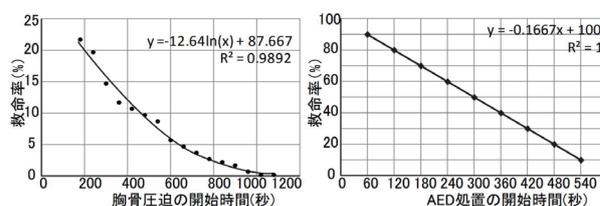


図1

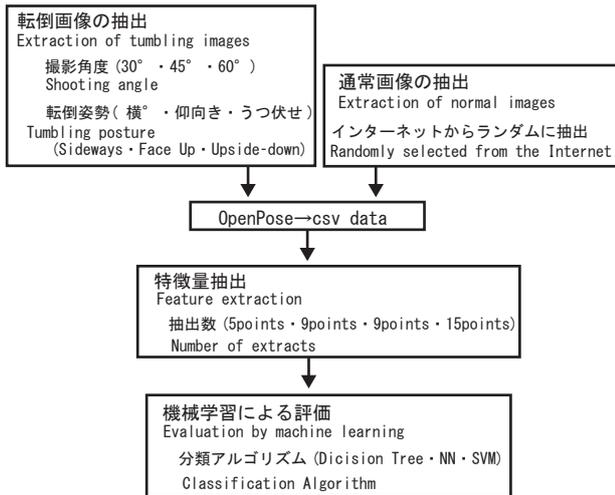


図2 分析手法の流れ

ズム方法で「決定木・ニューラルネット・サポートベクターマシン」を設定し転倒検知の精度を検証した(表1)。

2.1 転倒者・正常者データの収集

学習画像は被験者の協力を得た独自に作成した。撮影角度は、実際に街中にある防犯カメラの撮影角度の想定に基づき仰角を30°・45°・60°と設定した。転倒者の転倒姿勢は被験者に横向き・仰向き・うつ伏せの3パターンの転倒姿勢を依頼した。撮影は仰角を固定して被験者の周囲を全方向から1周を動画撮影し、画像に変換することで学習画像を作成した。なお転倒姿勢の3水準においてそれぞれの水準内においても姿勢が異なると推測されることから、8名に被験者を依頼した。そのため撮影角度30°・横向き転倒という水準の組み合わせ辺りのデータ数は1人100枚×8人の計800枚である。水準の組み合わせは9パターンあるので学習画像の総計は7200枚である。撮影角度の各水準下の画像例を図3に左から30°・45°・60°の順で示す。転倒姿勢の各水準下の画像例を図4に左からうつ伏せ・横向き・仰向き、の順で示す。正常データはインターネットから歩行中・走行中の人物の動画をランダムに収集し画像に変換することで得た。

2.2 姿勢推定

分類に用いる特徴量の抽出にはOpenPoseを採用した。画像中の人物の関節情報を解析できる姿勢推定技術として広く研究や社会実装に採用され成果が報告されていることが採用理由である。OpenPoseによる姿勢推定では、図5の下部のように関節のx,y座標のデータ及び推定信頼度を得ることができる。x,y座標が得られる関節情報は図6に示す25点である(図6)。全ての転倒画像・通常画像にOpenPoseを適用しx,y座標を得た。

2.3 特徴量抽出

OpenPoseによって25箇所の関節情報が得られるが、転

表1 条件の要因と水準

要因 Primary factor	水準 Level			
撮影時 Shooting angle	撮影角度	30°	45°	60°
	転倒姿勢	横向き Sideways	仰向き Face up	うつ伏せ Upside-down
解析時 Number of extracts	抽出数	胴体 Body 5points	胴体+腕 Body + Arm 9points	胴体+足+頭 Body + Leg + Head 15points
	分類アルゴリズム	決定木 Decision tree	Neural network	Support-vector machine

※撮影角度3パターン×転倒姿勢3パターンそれぞれに800枚ずつの画像
800 images for each of 3 shooting angles x 3 tumbling postures



図3 うつ伏せ転倒時の角度の違い



図4 30°撮影の転倒姿勢の違い



図5 OpenPoseによる姿勢推定

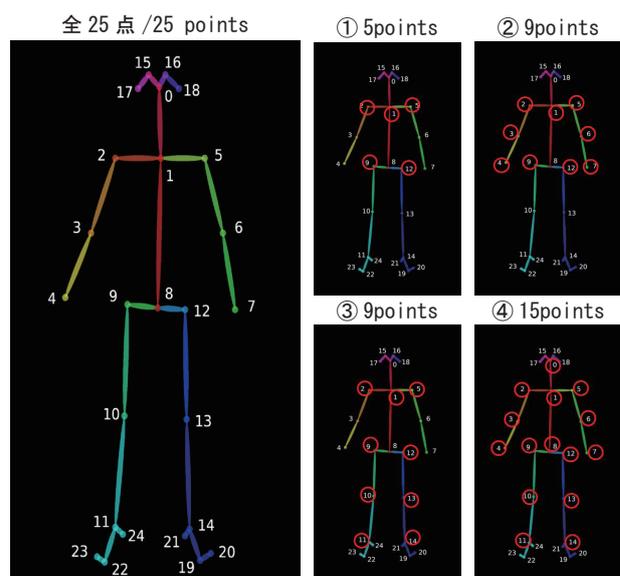


図6 OpenPoseによる関節情報

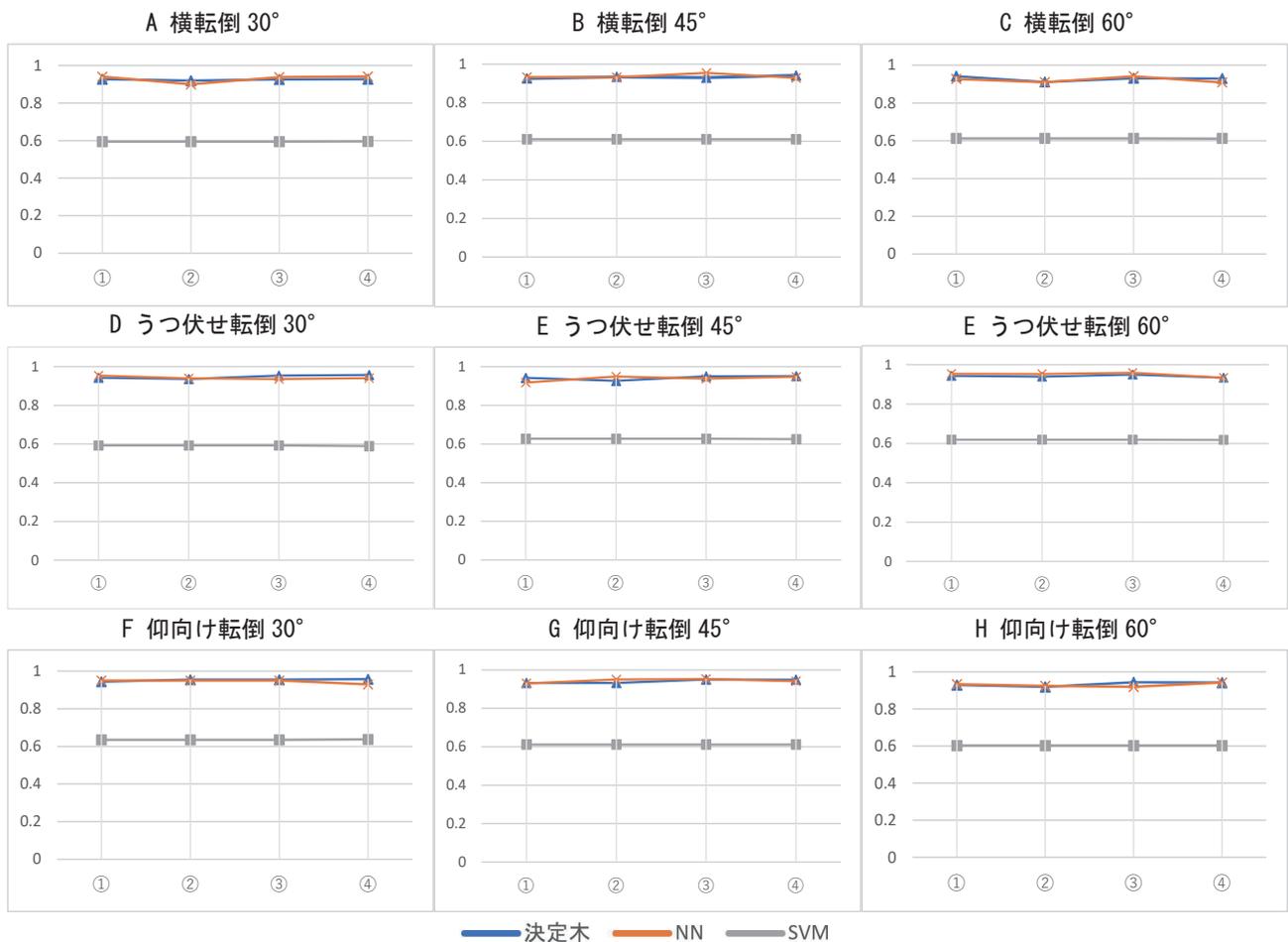


図7 精度結果

倒か通常かを分類を行う機械学習に入力する特徴量の抽出数は、以下の4パターンとした(図6)。

- ① 胴体だけの関節情報(5点)
- ② 胴体+腕の関節情報(9点)
- ③ 胴体+下半身の関節情報(9点)
- ④ 胴体+腕+下半身+頭の情報(15点)

この設定は事前実験から設定した。特に転倒時に対するOpenPoseによる関節推定では、体の末端部分である腕や脚は正しく推定されない傾向があった。また関節推定の信頼度も末端部分では低くなる傾向にあった。精度が担保されるならば、迅速な解析という観点から少ないデータ量が望ましい。そこで、関節情報の信頼度が比較的高い傾向にある胴体部のみの一水準、腕と下半身を用いた2水準、頭も加えた1水準、計4水準とした。

2.4 機械学習による評価

類を行う機械学習のアルゴリズムには分類を意図する研究で成果が多く報告されている「決定木・ニューラルネットワーク・サポートベクターマシン」の3水準を採用した。決定木は複数の説明変数を使った条件でデータを分割していくことで、そのデータ領域内における目的変数の特徴を分割していく分類手法である⁸⁾。ニューラルネット

ワークは、人間の脳内にある神経細胞・神経回路網を人工ニューロンという数式的なモデルで表現したものであり、入力層、出力層、隠れ層をつなぐ強さを示す重みから繰り返し学習することで分類精度を向上させる分類手法である⁹⁾。サポートベクターマシンは各データ点との距離が最大となるマージン最大化超平面を求めるという基準で線形入力素子のパラメータを学習し分類する手法である¹⁰⁾。学習に際しては、転倒画像と通常画像の7割を学習用データ、3割をテスト用データとした。この割合に対する学習画像のランダム分割により各水準の組合せ内で精度の散らばりが想定されるが、本稿では3回の平均値とした。散らばりは小さかったが、回数の増加により得られる精度の一般性の向上は今後の課題である。

3. 精度結果・考察

精度結果を図7に示し要因ごとに整理して示す。

I 転倒姿勢による精度の違い

ADG間で抽出数ごとに精度の比較をすると差はほとんど見られなかった。30°撮影時の決定木における精度の最大は、仰向け、うつ伏せの④抽出時の場合で、0.975ポイントとなった。最少は横向き時の②で抽出した場合の0.920ポイントとなった。BEH, CFIでも同様に比較しても

精度の差はほとんど見られない。また、横向きの倒れ方、仰向き、うつ伏せの倒れ方、それぞれにおいて一定以上の精度で分類できることが分かった。このことから、転倒姿勢がどのようなものであっても、検知精度に対する転倒姿勢による影響は少ないことが分かった。

II 撮影角度による精度の違い

ABC間で分類アルゴリズムごとに精度を比較すると、ほとんど差は見られなかった。横転倒時の決定木の角度による精度の違いを見ると、45°撮影の④抽出の場合が0.941で最大となり、60°撮影の②抽出の場合で最少となった。DEF, GHIでも同様に、精度の差は見られなかった。また、撮影角度が30°・45°・60°それぞれにおいて一定以上の精度で分類できることが分かった。このことから、どの角度で転倒者を検知しても高い精度で分類できることが分かった。

III 特徴量抽出による精度の違い

それぞれのグラフ内で①②③④の抽出数のごとの精度の比較をみると、ほとんど差が見られなかった。横転倒時の30°撮影を決定木で分類した時の抽出量による精度の違いを見ると、①④の抽出時が最大で0.927ポイント、②の抽出時が最少の0.920ポイントとなった。このことから、転倒姿勢、撮影角度、アルゴリズムの違いによらず、特徴量抽出数による精度の影響は少ない。

IV アルゴリズムによる精度の違い

仰向け転倒の45度で撮影した時のアルゴリズムによる精度の違いを見ると、④の抽出で決定木で分類した場合が最大の0.951ポイント、④の抽出でSVM分類した場合が最少の0.625ポイントとなった。それぞれのグラフ内で分類アルゴリズムによる精度の比較をみると決定木、ニューラルネットワークは非常に高く、サポートベクターマシンは低くなることが分かった。

5. まとめ

以上のように、転倒時の撮影角度で3水準(30°・45°・60°)、転倒の姿勢で4水準(横向き・仰向き・うつ伏せ)、関節情報の取得数で4水準(5点, 9点, 9点(部位が異なる), 15点)、転倒と通常を分類する機械学習のアルゴリズムで3水準(決定木・ニューラルネット・サポートベクターマシン)以上の4要因による転倒検知の精度を本稿では明らかにした。結果、転倒時の撮影角度・転倒の姿勢・抽出数による精度への影響は小さかった。この結果から、決定木・ニューラルネットワークを分類器に採用した場合においては、撮影角度の違い、転倒姿勢の違い、特徴量抽出数・抽出場所の違いによらず、転倒者画像と通常者画像は分類は高精度で可能であると言える。

本稿で検証した以上に様々なシチュエーションで家や街に設置されたカメラから転倒者を検知可能になれば、周辺のスマートフォン・施設管理者・AED設置施設に対す

る緊急事態の通知や、ドローンを使ったAEDの自動配送に必須な起点としての要素技術が実現する。これをエッジ側のカメラ単体によりリアルタイムに検知可能に発展させることができれば、超高齢化社会に備える安全で安心な街に寄与するスマートシティの社会インフラとしてのサービス実装を前進させるだろう。今後は要因や水準の増加、リアルタイム検知に向けた解析速度の比較向上を行う。また人命を護る社会インフラとしての情報技術の追求の観点からは、リアルタイムであっても救助が遅延する可能性があるため、転倒前の動きから転倒を予測する研究にも着手する予定である。

[参考文献]

- 1) 田邊 篤志, 村木 美貴, 多様な都市課題解決に向けたスマートシティ事業のあり方と評価方法に関する研究, 日本建築学会技術報告集, 2021, 27巻, 66号, p. 973-978
- 2) Mikael Holmberg, Stig Holmberg, Johan Herlitz: Effect of bystander cardiopulmonary resuscitation in out-of hospital cardiac arrest patients in Sweden, Resuscitation 47, pp. 59- 70, 2000
- 3) Mary P Larsen, Mickey S Eisenberg, Richard O Cummins, Alfred P Hallstrom: Predicting Survival From Out-of-Hospital Cardiac Arrest: A Graphic Model, Annals of Emergency Medicine, 22(11), pp. 1652-8, 1993. 11
- 4) Cao, Z, Simon, T, Wei, S. E, & Sheikh, Y. 2017. Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In CVPR: pp. 1302-1310.
- 5) 金子和樹, 中村拓馬, 矢入郁子, 平田均, OpenPoseを用いたサッカー熟練度の分類, 一般社団法人 人工知能学会, 2020, JSAI2020巻, 第34回(2020)
- 6) 粟井 修司, 紺野 剛史, 富安 史陽, 平井 由樹雄, 近野 恵, 2次元姿勢推定による歩容情報を用いた人物照合, 人工知能学会全国大会論文集, 2020, JSAI2020巻, 第34回(2020)
- 7) Markus D. Solbach; John K. Tsotsos, Vision-Based Fallen Person Detection for the Elderly, 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)
- 8) Quinlan, Ross., "Induction of decision trees," Machine Learning, 1, 1986, pp. 81-106
- 9) Karen Simonyan, Andrew Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv:1409.1556
- 10) Cortes, C. and Vapnik, V.: Support vector networks, Machine Learning, Vol. 20, pp. 273-297, 1995.
- 11) 非医療従事者の一次救命による救護環境の計画手法に関する研究(山田悟史, 遠藤伸太郎, 宗本晋作, 小峯力) 第39回情報・システム・利用・技術シンポジウム論文集: 報告 pp. 205-208, 2016. 12, 日本建築学会
- 12) 山田悟史, 中島昌暉, 非医療従事者に一次救命の不確実性をふまえたAED・サインの適正配置, 歴史都市防災論文集, 14巻, pp. 203-208, 2020. 07
- 13) 江川香奈, 荒木望, 山田悟史, AEDの施設単位及び都市空間における運用状況の把握と課題, 日本建築学会計画系論文集, 2021, 86巻, 785号, p. 1882-1891