

ウェアラブルデバイスを活用した行動認識技術

飯田泰興* 青木裕司*
小笠原大治*
小池賢一*

Behavior Recognition Technology Using Wearable Devices

Yasuoki Iida, Daiji Ogasawara, Kenichi Koike, Yuji Aoki

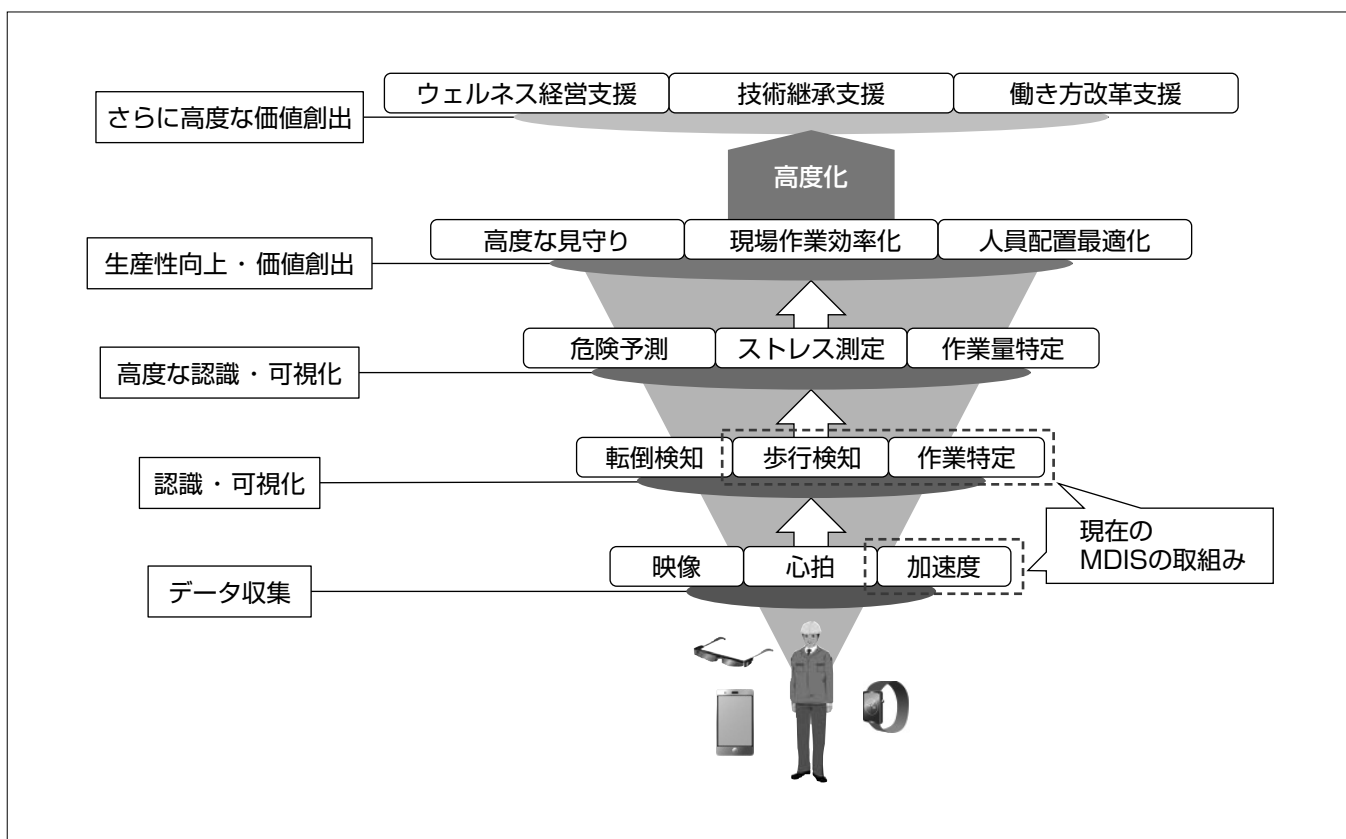
要旨

近年、少子高齢化・人口減少などの社会問題を契機として企業活動の効率化や生産性向上は重要な課題となっている。ウェアラブルデバイスなどから得られる各種大量のデータと、機械学習技術を中心とする人工知能を活用した高度な分析とサービス提供による、労働力の代替や補助の実現が検討されている。その一例として要旨の図に示すような保守作業員の生産性向上への活用が期待されるが、その実現には段階的な取組みが必要であり、ソリューション創出初期の段階では業務課題や将来像を少しずつ具体化していくことが重要となる。

三菱電機インフォメーションシステムズ株(MDIS)では、機械学習技術への取組みの1つとしてウェアラブルデバイ

スを活用した加速度データによる行動認識に関する基礎研究(以下“行動認識技術”という。)に取り組んでいる。今回、初期の学習データの不足に対応して、少ないデータで学習が可能な学習モデルと、環境や体格・体型によるデータの差異に対応して、差異を吸収して学習を可能にする特徴抽出処理を実装し、社内実証実験によって有効性の確認を行った。

また、三菱電機ビルテクノサービス株(MELTEC)から提供された保守作業データを分析した結果、作業特定に必要な行動の認識について行動認識技術の有効性を確認でき、将来的に生産性向上に寄与できる見込みを得た。



ウェアラブルデバイスと高度な分析を活用した保守作業員の生産性向上ソリューションのイメージ

ウェアラブルデバイスとそこから得られるデータの活用を段階的に示した。MDISではこうしたソリューション実現に向けた取組みとして、保守点検作業員の作業負荷軽減を目標に、保守作業員が着用したウェアラブルデバイスから収集される加速度データを基にした機械学習による行動認識技術の実装と実証実験を行い、関連特許を複数出願済みである。

1. ま え が き

将来見込まれる更なる少子高齢化・人口減少などの社会問題を契機として、企業活動の効率化や生産性向上は重要な課題となっている⁽¹⁾。ウェアラブルデバイスなどから得られる位置、加速度、生体情報などの各種大量のデータと、機械学習技術を中心とする人工知能を活用した高度な分析とサービス提供による、労働力の代替や補助の実現が検討されている。人工知能という言葉自体の定義は様々であるが、これまで人間にしか認識できなかった事象の検知の自動化や、人間が判別できなかった課題の抽出とそれによる生産性向上について期待が高まり、関連技術への投資が活性化している⁽²⁾。

MDISは機械学習技術によるソリューションの開発に取り組んでいる。

本稿では、その取り組みの1つであるウェアラブルデバイスを活用した加速度データによる行動認識技術と、MELTECから提供されたエレベーターの保守作業データへの適用事例について述べる。

2. ウェアラブルデバイス活用ソリューションの提供

2.1 ソリューション実現までの段階

ウェアラブルデバイスの活用によって、これまで取得困難であった人間の特徴的なデータ(加速度、心拍など)が取得でき、様々な現場で活動する保守作業員などの生産性向上に活用できる可能性があるが、機械学習技術を活用した高度なサービスを提供するためには、幾つかの段階を踏む必要がある。

要旨の図はウェアラブルデバイスとそこから得られるデータの高度な分析を活用したソリューション(価値創出)を段階的に示している。ソリューション創出初期の段階では新規デバイスを用いた実証実験などを進めながら業務課題や、生産性向上に向けた将来像を少しずつ具体化し、認識する対象や取得するデータを選定・修正していくことが重要となる。

(1) データ収集フェーズ

価値創出の基礎となるデータの収集を行う。使用するデバイス、収集するデータの選定や、収集アーキテクチャの設計がこのフェーズに含まれる。

(2) 認識・可視化フェーズ

収集したデータを整理・分析し、データの可視化や基礎的な行動(歩行など)の認識を行う。

(3) 高度な認識・可視化フェーズ

大量に集まったデータの(2)での分析結果を基に、予測・推定を含む更に高度な認識・可視化を行う。このフェーズでは、通常では専門知識・知見を持った人間でなければ判別できなかった事象や、単純なしきい値では判別できなかった課題の抽出などを、機械学習技術などを用いて実現

する。これまで述べてきた段階では現状の可視化のみを目的とし、出力された情報を基にした各種業務判断は基本的に人間が行う必要がある。

(4) 生産性向上・価値創出フェーズ

これまでの分析結果や人間による判断結果を基に、高度な業務判断や自動化による効率化、課題解決策の立案などの価値創出を人手による判断を介さずに行う。最終的には、蓄積された各種データを基に、更に高度な価値創出を行うのがソリューションの究極の目標となる。

2.2 ソリューションの適用先

インフラ機器の保守点検は、各機器の設置現場で行われるため、作業状況の把握は個々の保守作業員からの報告に頼っているのが実状である。そのため、報告業務の効率化が保守作業員の生産性向上に効果があると考えられ、より効率的な作業状況の把握・可視化(トレーサビリティ向上)のための手法の導入が望まれている。

ウェアラブルデバイスによってデータ収集を行い、個々の保守作業員の作業内容を特定することによって保守作業報告書作成の効率化を図ることができるため、保守作業員の生産性の向上が期待できる。また、取得したデータは、高度な見守りの実現やほかの現場作業の効率化、人員配置最適化のためのデータとして活用することができるため、更なる生産性向上に寄与できる可能性がある。

3. 行動認識技術の特長

3.1 行動認識技術の特長

行動認識技術には次に示す2つの特長がある。特長(1)については3.2節で、特長(2)については3.3節で詳細を述べる。

(1) 初期学習用データの不足への対応

昨今注目されているディープラーニングには大量の学習用データ^(注1)が必要となるが、本稿で扱う現場作業中のデータは、教師ラベル情報の取得が難しく、学習初期で十分な量の学習用データの作成が不可能であった。そこで、行動認識技術ではより少ない学習用データから適切な学習が行えるよう、正規分布を仮定した学習モデルを実装した。

(2) 個体・環境によるデータの差異への対応

本稿で扱うウォッチ型ウェアラブルデバイスから得られる加速度データは、同じ行動を表すものでもデータ取得時の環境やデバイス装着者の体格・体型によって得られるデータにばらつきがある。その結果、少数の学習用データでは個人差によるノイズが大きく、十分な認識精度を実現する学習が行えなかった。そこで、行動認識技術では個人の体格・体型によるデータの差異を吸収するため、時系列加速度の周波数成分を用いた特徴抽出処理を実装した。

(注1) 本稿では、機械学習を行うため、そのデータが何を表すものかの情報である教師ラベルを付与したデータを学習用データといい、反対に現場作業から得るデータなどの学習結果による認識対象のデータを認識用データという。

3.2 正規分布を仮定した学習モデル

学習用データの不足という課題に対して、少ないデータから傾向を割り出すため正規分布を仮定した学習モデルが必要となるが、行動認識技術では、そのうち、加速度を用いた行動認識に重要な、時系列データの学習が可能である隠れマルコフモデル(HMM)を採用した。HMMは一般的に音声認識で利用される、複数の状態遷移を確率モデル化して認識を行う機械学習手法の1つである⁽³⁾。

行動認識技術ではこの手法を、加速度を用いた行動認識に応用して“移動開始”→“一定のリズム”なら“歩行”などと認識させることを目指した。図1は“歩行”の状態遷移確率モデルの例である。矢印は状態の遷移を表し、付随する数値はその遷移が発生する確率を表している。図中の数値では“移動開始”の状態の後は“一定のリズム”に遷移する確率が高く、その後は“一定のリズム”状態が連続する確率が高いことが分かる。HMMの状態の定義には正規分布を仮定した幅を持たせることができるので、少ない学習用データでも学習が可能である⁽³⁾。

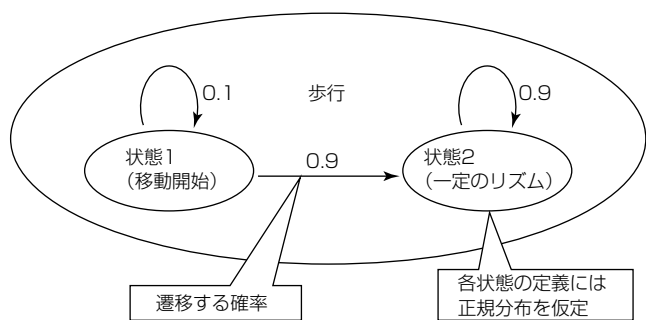


図1. 歩行の状態遷移確率モデルの例

3.3 周波数成分を用いた特徴抽出

ウェアラブルデバイスから得られる人間の行動に関する加速度情報は、同じ行動を表す加速度でもデータ収集時の環境や、デバイスを装着した人間によって差異が発生する。例えば“歩行”を認識させたい場合に屋内外の違いや認識対象の人間の体格・体型によって加速度の強さや歩幅、歩行のリズムが異なる可能性があるためである。

行動認識技術では、加速度の2次スペクトルを計算して特徴量として利用する。2次スペクトルとは時系列データの周波数分析を2度行ったデータであり、音声認識では一般的に発話の音量や音程の吸収に活用される⁽³⁾。行動認識技術では加速度の強さによる差異や、歩幅・歩行リズムの違いによる差異の吸収に応用した。図2はデバイスから取得した加速度データを2次スペクトルに変換したものの一例である。2次スペクトルに変換された情報では個人差が吸収されている。

4. 社内実証実験

行動認識技術の評価のために、社内実証実験を行った。被験者はデバイスを手首に装着の上、表1に示すような事

表1. 社内実証実験時の行動表例

動作種別	計測時間/回数
①デスクワーク	20秒
腕を激しく振る ^(注2)	1回
②空箱の上げ下ろし	5回
腕を激しく振る	1回
③歩行	1分程度
腕を激しく振る	1回
④階段昇り	1分程度

(注2) 境界明確化のための動作

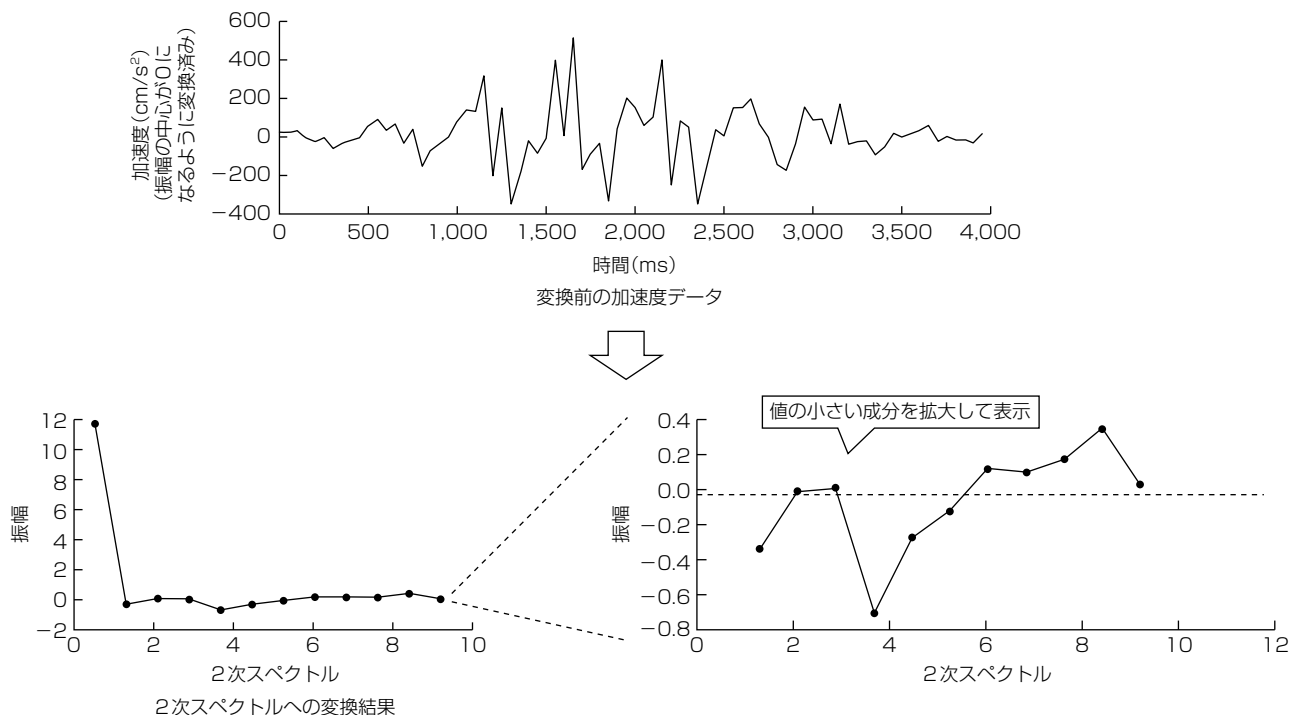


図2. 歩行時の加速度の2次スペクトル例

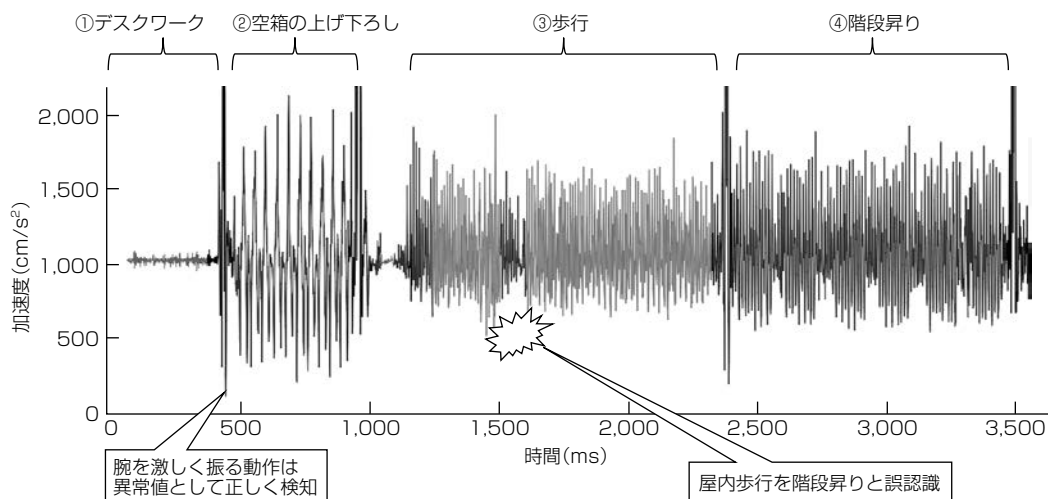


図3. 社内実証実験時の行動認識結果例

前に作成した行動表に従って行動し、加速度を記録する。この実験を複数回行い、学習用データと認識用データを収集した。各行動の間に“腕を激しく振る”動作を行い、取得したデータに対して教師ラベルを付与する作業を行う際に各動作の境界を明確化するための境界動作として利用する。

加速度データを収集後、同一被験者から収集したデータを動作ごとに集計し、学習用と認識用に分別した上で学習・認識を試行した。図3は認識結果を表したグラフである。認識結果を見ると各動作あたり数分程度の非常に少ない学習用データで学習したにもかかわらず、次の結果が確認できた。

- (1) デスクワーク(①)空箱の上げ下ろし(②)は認識に成功した。
- (2) 境界動作は異常値として認識できている。
- (3) 静止系の動作(①②)と移動系の動作(③④)は正しく分別できている。
- (4) 歩行(③)の一部が階段昇り(④)と認識される誤認識が発生した。歩行と階段昇りが似た動作であることや、階段昇りの中に踊り場を移動する歩行が含まれるためであると考えられる。

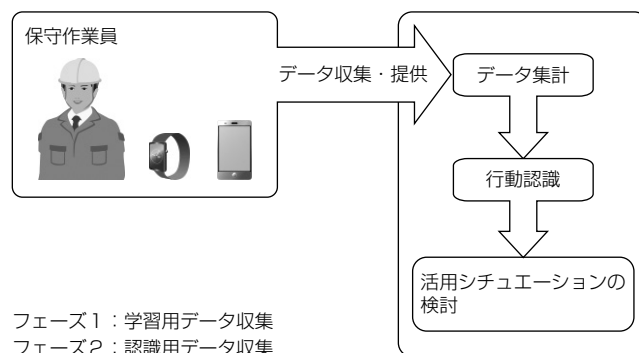
実験結果からこの行動認識技術が少ない学習用データでの行動の認識に有効であることが確認できた。

5. 保守作業への適用

5.1 分析対象データ収集

行動認識技術の実作業への適用事例としてMELTECから提供を受けたデータの分析を行った(図4)。データ収集は表2に示す2つのフェーズに分けて実施した。

フェーズ1では、MELTEC内の教育用設備で、ウェアラブルデバイスを装着した保守作業員経験者に、代表的なエレベーター保守作業を実演してもらい、学習用データを収集した。フェーズ2ではウェアラブルデバイスを装着した実際の保守作業員に、実作業形式でエレベーター保守作業を実施してもらい、認識用データを収集した。



フェーズ1：学習用データ収集
フェーズ2：認識用データ収集

図4. 分析対象データ収集

表2. データ収集フェーズ

フェーズ	実施内容	目的
1	MELTEC内の教育用設備でのシナリオを基にした代表的な保守作業実演	(1)認識対象行動の確認 (2)学習用データの収集 (3)データ収集手順の確認
2	2日間、各日1名ずつ合計2名の実作業形式での保守作業	(1)実作業状況の確認 (2)認識用データの収集

5.2 実作業への適用での成果

提供を受けたデータに対して、エレベーター保守作業の開始完了の検出を目標に行動認識術を適用した。保守作業員が現場で実施する作業は、標準的な作業手順が決まっており、作業手順から導出した作業開始完了の候補作業を認識することでおおむね作業開始完了が判定できることが分かった。これらの結果から、キーとなる作業を特定することで、将来的に保守作業員の生産性向上に寄与できる見込みを得た。

6. 成果と今後の取組み

6.1 成果と課題

実証実験や適用事例から、次の成果が得られた。

- (1) この行動認識技術の開発によって、ウェアラブルデバイスから得られる加速度データに対して、少ない学習用データから行動の認識が可能であることが確認できた。

(2) 業務課題や得られたデータを深く分析し、データ収集や分析の対象を絞り込んでいくことで、高度な課題解決が実現できる見込みを得た。

また、今回の取組みから、“データ収集”や“認識・可視化”の段階での次のような課題の整理を行うことができた。

- (1) 分析結果の評価には、分析結果が正しいかどうかを判断するための情報が必要となるため、複数の観点からの分析結果の突き合わせなど、評価指針に関する検討が必要となる。
- (2) 機械学習に必要な学習用データに関して、量(データ自体の量、対象人数の量など)と質(ラベル付けが正確かどうかなど)が認識結果に大きく影響するため、正確な学習用データを負荷なく多く集める仕組みに関する検討が必要となる。
- (3) 全ての動作に対して学習用データを収集するのは困難であるため、認識すべき行動の絞り込みや学習条件など、認識対象に関する検討が必要となる。

6.2 今後の取組み

こうした機械学習技術や業務知識を前提とした試行錯誤には、分析の基礎となるデータの着実な収集が重要となる。今後、要旨の図に示したデータ収集フェーズの充実化のため、データ収集時の対象者の負荷軽減やネットワーク負荷軽減、分析時の安全なデータ保管や処理方式など考慮したデータ収集基盤の構築を目指していく。また、学習モデルに関しても課題に合わせて使い分けを行い、初期段階の学習用データ不足に対応した本稿の行動認識技術だけでなく、更なる認識・可視化の高度化に向けて、ディープラーニン

グなどのほかのアルゴリズムとの比較・連携も重要な課題と考える。

7. む す び

社会問題の解決に向けて、ウェアラブルデバイスなどの最新機器や機械学習技術を用いた効率化・生産性向上の社会的な取組みは今後も進むと考えられる⁽²⁾。ただ、技術的な進歩はあるものの、その活用・ビジネスモデル化に関しては、多くの企業がまだ模索している⁽¹⁾。そのような状況の中でMDISは新規技術の獲得・蓄積を積極的に進め、具体的な課題解決ソリューションの開発に取り組んでいく。また、グループ企業内に潜在する大量のデータや業務モデルは社会問題の解決に向けて大きな強みとなるが、新しい価値創出には、本稿で述べたとおり、多くの試行錯誤が求められる。今後、MDISの技術・知見だけでなく、多くのグループ企業との連携・共創によって、高度なソリューションを具体化していくことで、グループ全体での新しい価値創出による社会貢献を目指す。

参 考 文 献

- (1) 平成28年版情報通信白書，総務省（2016）
- (2) 2016人工知能ビジネス総調査，(株)富士キメラ総研（2016）
- (3) Gales, M., et al.: The Application of Hidden Markov Models in Speech Recognition, Foundations and Trends® in Signal Processing, 1, No.3, 195~304（2007）