

研 究 報 告 書

「人と環境に自己適応する柔軟性を備えたコンテキスト認識メカニズムの創出」

研究期間：2018年10月～2020年3月

研究者番号：50180

研究者：中村 優吾

1. 研究のねらい

ユビキタスコンピューティング技術の発展に伴い、様々なIoT/ウェアラブルデバイスから得られるセンサデータを巧みに処理・分析することで、人々の行動コンテキストを高い精度で認識することが可能になっている。しかしながら、IoT/ウェアラブルデバイスを活用した既存のコンテキスト認識システムの多くは、目的とする動作環境に最適化されているものの、使用するセンサや対象とする行動コンテキストが限定的であり、状況に応じて利用するセンサや認識する行動コンテキストの抽象度合い(例:座っている、座りながらPC作業している)を適応的に変化させるといった柔軟性に欠けている。そのため、日常生活のように対象ユーザや利用可能なセンサが時々刻々と変わる状況下では、発生した違いや変化に順応できずコンテキスト認識サービスの品質が劣化してしまうという問題を抱えている。

そこで、本研究課題では、上記問題の解決に向けて、これまでに蓄積されているセンサデータから得られた推論モデルを活用して、システムに自らが自身の置かれている状況を把握させ、日常生活で生じる違いや変化に自己適応しながら、高品質なコンテキスト認識サービスを継続的に提供することができる柔軟性を備えたコンテキスト認識メカニズムの実現を目指す。これによって、日常生活の中で触れ合うIoTデバイスを臨機応変に活用しながら24時間365日レベルで、人々の行動コンテキストを把握し、状況に応じた情報提示や介入によって、我々の日常的な行動習慣をより良い方向に導いてくれる健康支援システムを実現することを狙っている。

2. 研究成果

(1)概要

ACT-I 研究期間では、人と環境に自己適応する柔軟性を備えたコンテキスト認識メカニズムの創出に向けて以下3つの研究課題に取り組んだ。

研究課題1：多様なセンサ環境と行動コンテキストを包括したデータセットの構築

研究課題2：IoTセンサ環境の違い/変化にロバストな自己適応メカニズムの設計開発

研究課題3：実環境で動作する行動コンテキスト認識システムの構築

課題1に関して、複数の行動実施環境、複数のセンサ装着位置、複数のセンサ装着向きという条件に基づいて、17人の実験協力者、17種類の日常行動に加えて、10種類のエクササイズ行動をカバーした、IoTセンサデータセット(計約300時間)を構築した。

課題2に関して、センサ装着位置と向きに違いにロバストな行動認識メカニズムの設計開発を進めた。課題1で作成した日常行動認識データセットを用いて提案ワークフロ

課題3に関して、課題1、2で検討した行動認識メカニズムを元に、オフィスワーカーの健康支援システムや、体幹トレーニング支援システム、剣道の素振り支援システムを構築し、実環境でのフィールドワークを通じて、各システムの有効性を確認した（研究成果[C-2、J-1、J-2]）。

研究課題1: 多様なセンサ環境と行動コンテキストを包括したデータセットの構築

図 1 想定するユーザのセンサ環境

研究課題2:IoT センサ環境の違い/変化にロバストな自己適応メカニズムの設計開発

課題2では、センサ装着位置と向きに違いにロバストな行動認識ワークフローの設計開発を進めた。基本的なアイデアは、図2に示すように、センサデータの波形からセンサの装着位置や向きなどセンサ環境に関するメタ情報を中間結果として推定し、その結果に応じて、有効な行動認識モデルを適応的に選択するというものである。

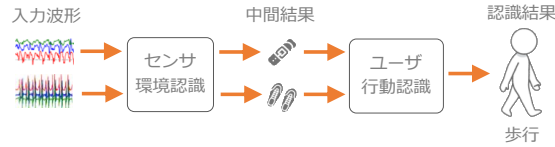


図2 自己適応メカニズムの基本アイデア

具体的な全体のパイプラインを図3に示す。このように提案手法では、オフラインフェーズにおいて、装着向き認識モデル、装着位置認識モデル、行動認識モデルという3種類の認識モデルを構築している。このとき、多様なセンサ装着向きのセンサデータをシミュレートするために、ある装着向きのセンサデータから他の向きのセンサデータを生成するデータ拡張処理を適用している。その後、表1に示す特徴量抽出を行い、各モデルを学習している。学習アルゴリズムはランダムフォレストを採用している。

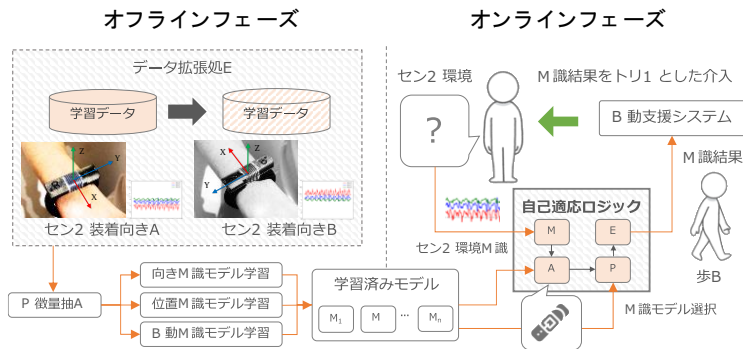


図3 提案するセンサ装着位置/向きの違いにロバストな行動認識ワークフロー

表1 使用した特徴量の一覧

特徴量抽出関数	説明	数式	種類 (T:Time, F:Freq.)
mean (s)	Arithmetic mean	$\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i$	T, F
std (s)	Standard deviation	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Gamma s_i - \bar{s}^2}$	T, F
mad (s)	Median absolute deviation	$median_i \Gamma s_i \Gamma median_j \Gamma s_j \Gamma \Gamma$	T, F
max (s)	Largest values in array	$max_i \Gamma s_i \Gamma$	T, F
min (s)	Smallest value in array	$min_i \Gamma s_i \Gamma$	T, F
energy (s)	Average sum of the square	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2$	T, F
sma (s_1, s_2, s_3)	Signal magnitude area	$\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^N s_{i,j} $	T, F
entropy (s)	Signal Entropy	$\sum_{i=1}^N \Gamma c_i \log \Gamma c_i \Gamma, c_i = s_i / \sum_{j=1}^N s_j$	T, F
iqr (s)	Interquartile range	$Q3 \Gamma s \Gamma - Q1 \Gamma s \Gamma$	T, F
autorregression (s)	4th order Burg Autoregression coefficients	$a = arburg \Gamma s, 4 \Gamma, a \in R^4$	T
correlation (s_1, s_2)	Pearson Correlation coefficient	$C_{1,2} / \sqrt{C_{1,1} C_{2,2}} \Gamma C = cov \Gamma s_1, s_2 \Gamma$	T
angle (s_1, s_2, s_3, v)	Angle between signal mean and vector	$\tan^{-1} \Gamma \frac{[s_1, s_2, s_3] \times v}{[s_1, s_2, s_3] \cdot v} \Gamma$	T
range (s)	Range of smallest value and Largest value	$max_i \Gamma s_i \Gamma - min_i \Gamma s_i \Gamma$	T
rms (s)	Root square means	$\sqrt{\frac{1}{N} \Gamma s_1^2 + s_2^2 + \dots + s_N^2 \Gamma}$	T
skewness (s)	Frequency signal Skewness	$E[\Gamma \frac{s - \bar{s}}{\sigma} \Gamma^3]$	F
kurtosis (s)	Frequency signal Kurtosis	$E[\Gamma s - \bar{s} \Gamma^4] / E[\Gamma s - \bar{s} \Gamma^2]^2$	F
maxFreqInd (s)	Largest frequency component	$argmax_i \Gamma s_i \Gamma$	F
meanFreq (s)	Frequency signal weighted average	$\sum_{i=1}^N \Gamma i s_i \Gamma / \sum_{j=1}^N s_j$	F
energyBand (s, a, b)	Spectral energy of a frequency band [a, b]	$\frac{1}{a-b+1} \sum_{i=a}^b s_i^2$	F

N : signal vector length, Q : Quartile, T : Time domain features, F : Frequency domain features.

オンラインフェーズでは、システムが学習済みモデルを活用して、入力されるセンサデータの波形から、センサ環境を推定し、その結果に基づいて、有効な行動認識モデルを選択した後、そのモデルを用いて行動コンテキストを推定する流れになっている。

研究課題 1 で作成した日常行動認識データセットを用いて提案手法を評価した結果、学習データとテストデータのセンサ装着向き、行動実施環境が異なる場合、単一センサで基本行動（7 クラス）を約 90%の精度で認識し、非適応の手法と比較して認識精度を最大で約+30%改善出来ること確認した（研究成果[C-1、C-4]）。また、対象者が複数のセンサを装着している際には、複数のセンサデータを組み合わせて行動を認識するように自己適応させた場合には、日常行動とエクササイズ行動を含む 25 行動を約 85%の精度で認識することを確認した。

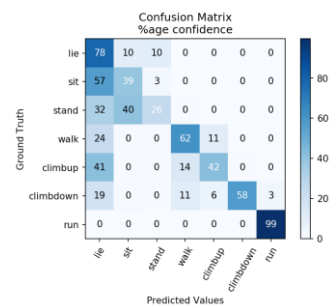


図 4 適応なしの混同行列

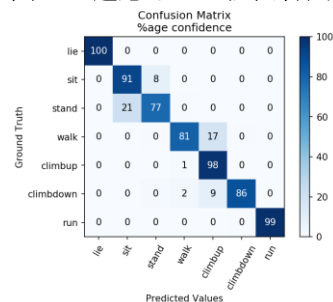


図 6 適応ありの混同行列

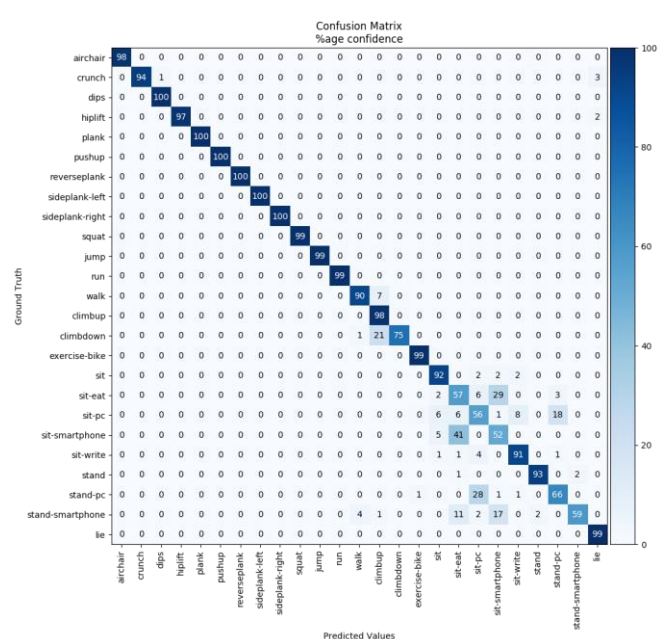


図 5 適応あり×複数センサの混同行列（25 クラス）

研究課題3:実環境で動作する行動コンテキスト認識システムの構築

課題 3 に関して、課題 1、2 で検討した行動認識メカニズムを元に、図 7 に示すベルト型の IoT デバイスを用いたオフィスワーカーの健康支援システムや、図 8、9 に示す体幹トレーニング支援システム、剣道の素振り支援システムを構築した。いずれのシステムも、IoT センサを用いた行動コンテキストの認識モジュールと認識結果をユーザにフィードバックする介入モジュールから構成されており、それぞれ生活習慣の改善や練習・トレーニングの効率化を目的としている。各システムに関して、実環境での評価実験を通じて各システムの有効性を確認し、それぞれの研究成果を国際会議論文および国際ジャーナルとしてまとめた（研究成果[C-2、J-1、J-2]）。

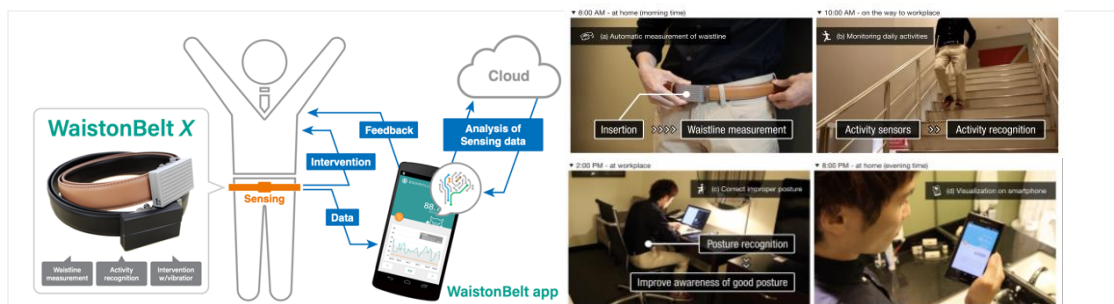


図 7 オフィスワーカーの健康支援システム



図 8 体幹トレーニング支援システム

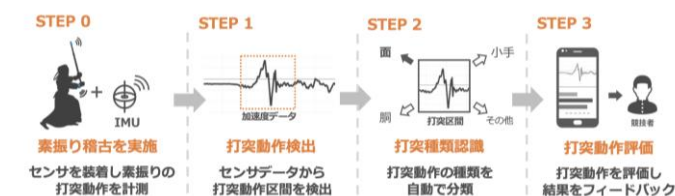


図 9 剣道の素振り練習支援システム

3. 今後の展開

課題 1 で収集したセンサデータは、オープン化し、他の研究者が新しい行動認識手法を検討するためのデータセットとして活用してもらえるように準備を進める予定である。また、課題 2 で取り組んだ自己適応型の行動認識メカニズムは、フレームワーク化し、課題 3 で構築した行動認識システムは、医師や医学療法士、スポーツインストラクターといった専門家との連携しながら、病院やスポーツジム、デイケアセンターといったフィールドで長期的に導入してもらえるように改良を進める。

4. 自己評価

本研究では、日常生活のように対象ユーザや利用可能なセンサが時々刻々と変わる状況下では、発生した違いや変化に順応できずコンテキスト認識サービスの品質が劣化してしまうという問題に着目し、これまでに蓄積されているセンサデータから得られた推論モデルを活用して、システムに自らが自身の置かれている状況を把握させ、日常生活で生じる違いや変化に自己適応しながら、対象者の行動コンテキストを高精度に認識することができるコンテキスト認識メカニズムの実現に取り組んだ。センサデータの波形からセンサの装着位置や向きなどセンサ環境に関するメタ情報を推定し、その結果に応じて、有効な行動認識モデルを適応的に選択す

る自己適応メカニズムをコンテキスト認識システムに導入することによって、非適応の従来手法と比較して、最大で約+30%程度認識精度を改善できることを確認した。また、上記の行動認識メカニズムを元に、オフィスワーカーの健康支援をはじめとして実環境で動作する複数のIoT行動支援システムを構築した。全体として、2件の国際ジャーナル、3件の国際会議論文、2件の国内会議論文という成果を得ることができた。このことから、限られた研究期間の中で、当初の研究目標をおおむね達成できたと考えている。しかしながら、自己適応メカニズムに関して、部分的なロバスト性の実現に留まっており、当初予定していた実際の日常生活を想定した数ヶ月単位での長期間の評価実験は実施できていないため、これらの点については今後の課題である。研究費に関しては、順調に執行することができた。主に、センサデータ収集やシステム開発、評価実験に必要となる物品を購入や、データ収集やラベリング作業に関わる研究補助者（学生2名）の謝金、ウェアラブル行動認識の領域で活躍する国内外の研究者との交流のための旅費に使用し、全体を通じて研究活動を円滑に進めることができた。ACT-I研究期間中の、研究総括・アドバイザーや領域研究者らとの議論は、自身にとって非常に有意義であり、その過程の中で、加速フェーズでの新たな研究課題を着想することができたのは大きな収穫である。ACT-I研究期間で得られた研究成果は、可能な限り、他の研究者が利用できるような形でオープン化する予定である。今後は、国内外の研究者との連携をさらに深めて、新しいコミュニティを形成していくとともに、医師や医学療法士、スポーツインストラクターといった専門家との連携しながら、IoTを活用した行動認識技術の新しい応用先を模索する。本研究課題は、日常生活の中で触れ合うIoTデバイスを臨機応変に活用しながら、24時間365日レベルで人々の行動コンテキストを把握し、状況に応じた情報提示や介入によって、我々の日常的な行動習慣をより良い方向に導く、これまでにない健康支援システムを実現する取り組みであるため、独創性・挑戦性が非常に高いものだと考えている。

5. 主な研究成果リスト

(1) 論文(原著論文)発表

- | |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| J-1. Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto: WaistonBelt X: A Belt-Type Wearable Device with Sensing and Intervention Toward Health Behavior Change, <i>Sensors</i> , vol. 19, no. 20, Article ID 4600, pp. 1-21, Oct. 2019. |
| J-2. Yohei Torigoe, Yugo Nakamura, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto: Strike Activity Detection and Recognition Using Inertial Measurement Unit Towards Kendo Skill Improvement Support System, <i>Sensors and Materials</i> , vol. 32, no. 2, pp. 651-673, Feb. 2020. |

(2) 特許出願

研究期間累積件数: 0 件

(3) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

【主要な学会発表】

- C-1. Yugo Nakamura、Yoshinori Umetsu、Jose Paolo Talusan、Keiichi Yasumoto、Wataru Sasaki、Masashi Takata、Yutaka Arakawa、Multi-stage activity inference for locomotion and transportation analytics of mobile users、Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers、pp. 1579-1588、Singapore、Singapore、October、2018.
- C-2. Masashi Takata、Yugo Nakamura、Manato Fujimoto、Yutaka Arakawa、Keiichi Yasumoto: Investigating the Capitalize Effect of Sensor Position for Training Type Recognition in a Body Weight Training Support System. In Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers (UbiComp '18). Association for Computing Machinery、New York、NY、USA、1404-1408.
- C-3. Masashi Takata、Yugo Nakamura、Yohei Torigoe、Manato Fujimoto、Yutaka Arakawa、and Keiichi Yasumoto: Strikes-Thrusts Activity Recognition Using Wrist Sensor Towards Pervasive Kendo Support System、Workshop on Sensing Systems and Applications Using Wrist Smart Devices (WristSense2019)、pp. 243-248、Kyoto、Japan、March 2019.
- C-4. 中村 優吾、荒川 豊、安本 慶一:ウェアラブルセンサ装着位置/向きの違いにロバストな行動認識システムの実現に向けたデータ変換手法の検討、マルチメディア、分散、協調とモバイル (DICOMO2019) シンポジウム、福島県、2019 年 7 月.
- C-5. 鳥越庸平、中村優吾、藤本まなと、荒川 豊、安本慶一: IMU を用いた剣道の素振り稽古における打突動作区間の検出手法、第 27 回 マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2019)、北海道、2019 年 11 月.

【受賞】

1. 最優秀プレゼンテーション賞、ウェアラブルセンサ装着位置/向きの違いにロバストな行動認識システムの実現に向けたデータ変換手法の検討、情報処理学会 DICOMO2019 (2019/7)
2. 奨励賞、IMU を用いた剣道の素振り稽古における打突動作区間の検出手法、情報処理学会 DPSWS 2019 (2019/11)