

ユーザの活動タイミングを考慮したメッセージ介入による運動改善 Improving Walking Steps for Health Promotion Considering The User's Activity Timing

湯浅 智也[†] 原田 史子[‡] 島川 博光[†]
Tomoya Yuasa Fumiko Harada Hiromitsu Shimakawa

1. はじめに

WHOによると、2019年の世界最大の死因は虚血性心疾患であり、2位は脳卒中である[1]。これらを引き起こす原因の1つとして運動不足が考えられる。実際、世界の成人の約4分の1がWHOの推奨する身体活動レベルを満たしてない[2]。そのため、WHOは2030年までに運動不足を15%減少することを呼びかけている[2]。しかし、人々が行動を起こすためには単に呼びかけるだけではなく、適切なタイミングで呼びかけを行わなければ行動を起こすことがないとされる[3]。そのため、タイミングを考慮した運動の呼びかけが必要である。

本研究では、ユーザの活動タイミングを考慮した運動改善を行う。提案手法は、ウェアラブルデバイスからユーザの歩数とストレス値を得る。過去のストレス値をもとに当日のストレス値を予測し、ユーザのMotivationを推定する。またカルマンフィルタを用いて、曜日ごとのユーザの平均歩数推移を算出する。歩数推移の活発な時間帯にユーザのMotivationに適した介入を実施する。

本論文では、2章で既存手法を紹介する。3章でユーザの活動タイミングを考慮した運動改善を説明する。

2. 行動促進のための方法

2.1 Fogg Behavior Modelの活用

ユーザを説得し、ユーザの行動を促進するために、Fogg Behavior Model(FBM)[3]を活用する方法がある。FBMは、人が行動を起こすためには、Motivation・Ability・Triggersが同時に起こる必要があるとしている。また、行動を起こす前提として、Motivation・Abilityはユーザが活動するための一定の閾値を超えている必要がある。運動支援に限らず、FBMはさまざまな分野で活用されている[4, 5, 6]。しかし、FBMを用いた研究において、ユーザのMotivationを推定するためにアンケートを活用する[5, 6]ことが多く定期的なモニタリングの場合、ユーザへの負荷が高い。

2.2 行動経済学の活用とタイミングの考慮

行動経済学を活用し、ユーザのMotivationを高めることで行動を促進させる方法がある。例えば、人は損失と利益を伴う選択シナリオに対して異なる反応を示すというフレーミング効果を活用し、身体活動にどう影響を与えるかを調査した研究がある[7]。FBMにおいても、損失を予測するメッセージを与えることはユーザのMotivationを高めために必要であるとしている[3]。一般に、病気の発症を予防するための行動促進は、利益を伴う内容が有効され、疫病発見の行動促進には損失を伴う内容が効果的であるとされる[8]。また、Motivation

を高める方法を考え適応するだけでなく適切な介入タイミングを考慮する必要がある。介入があったときに行動をしたくてもできない時は、フラストレーションを感じるとしている[3]。そのため、適切な介入タイミングが重要である。にもかかわらず、既存の研究では介入のタイミングを考慮しているものは少ない。

3. 活動タイミングを考慮した運動改善

3.1 手法概要図

本章では、ユーザの活動タイミングを考慮した運動改善を提案する。本研究では本手法を適応することで、獲得歩数を有意に増加させることを運動改善とする。手法概要図を図1に示す。

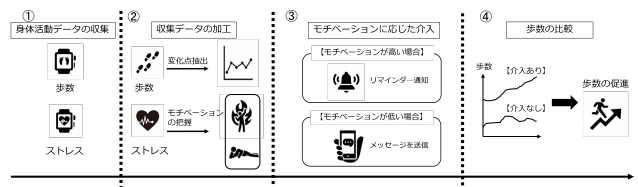


図 1: 手法概要図

ユーザは、ウェアラブルデバイスを用いて、日常の歩数の推移とストレス値を取得する。得られた歩数の推移から曜日ごとの平均歩数の推移を算出する。さらに、カルマンフィルタを適応し、曜日ごとの平均歩数の推移を平滑化する。平滑された歩数の推移から、曜日ごとのユーザの活動状況を把握する。また、得られたストレス値から算出されるストレス値の平均値を、介入方法を区別するための閾値とする。過去3日間のストレスの平均値から当日のストレス値を予測する。予測されたストレス値が閾値より高い場合、ユーザにはリマインダ通知をおこなない、歩行を促す。閾値より低い場合、ユーザにはメッセージを送信し、歩行を促す。これにより、ユーザの歩数の改善が期待できる。

3.2 ウェアラブルデバイスによる身体活動量の計測

本研究では、ウェアラブルデバイスにより歩数とストレス値を取得する。近年スマートウォッチの市場は拡大傾向にある[9]。ウェアラブルデバイスはスマートフォンに比べ、より正確な歩数を計測できる[10]。例えば、掃除や洗濯などの家事は立派な運動であり、多くの歩数を獲得することができる。しかし、スマートフォンを机の上に置いたまま家事をした場合、歩いたはずの歩数がスマートフォン上の歩数計にカウントされない。WHOによると、身体活動とは仕事やスポーツだけでなく、日常生活の活動も含むとしている[2]。よって、日常生活にお

[†]立命館大学大学院情報理工学研究所 Ritsumeikan University Graduate School of Information Science and Engineering

[‡]立命館大学総合理工学研究機構 Ritsumeikan University Research Organization of Science and Technology

ける細かな運動での歩数も可能な限り取得する必要がある。以上から、本研究ではスマートウォッチを採用する。

3.3 ユーザの曜日ごとの活動状況の把握

ユーザの曜日ごとの活動状況を把握するために、歩数の推移から平均値を算出する。我が国においては学生であれば授業の時間帯、社会人であれば定例の会議の時間帯は曜日ごとに固定されていることが多い。このことから歩数の推移の平均値を曜日ごとに算出する。算出された歩数の平均値の推移はカルマンフィルタを適応し、平滑化する。図 2 に歩数の原系列と平滑化された歩数の推移を示す。

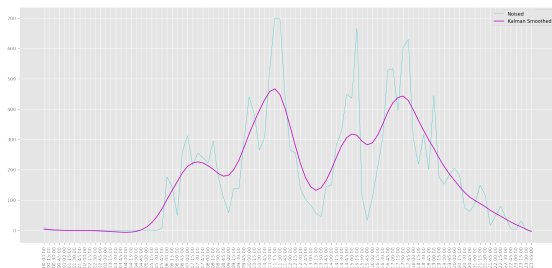


図 2: 歩数の推移

図 2 の青線は歩数の原系列を、紫線は平滑化された歩数の推移である。カルマンフィルタによる平滑化を適用することで、歩数の時系列データに対して時刻 t の前後両方のデータを使い、時刻 t における真の状態の最良推定値を求めることができる。つまり、元の歩数の推移の平均値の値に含まれるノイズの大部分を除去できる。このため、ユーザの活動状況がより把握しやすくなる。曜日ごとの平滑化された歩数の推移のうち、最大上位 2 つまでの活動が盛んな時間帯を特定する。これらの時間帯からそれぞれ過去の時間帯に遡り、最初に極値を迎えた時点でユーザに対して介入を行う。

3.4 モチベーションの把握

ユーザのモチベーションを把握するために、スマートウォッチから得られたストレス値を利用する。相良らによると、歩行または同等の身体活動を 1 日に 1 時間以上実施している人は心身のストレス反応が低いとされている [11]。身体活動を 1 日に 1 時間以上実施している人は健康に対する Motivation が高いと考える。このことから、ユーザのストレス値が低い場合、運動に対する Motivation は高いと考えられる。よって、一定期間のストレス値の平均値を閾値とし、過去 3 日間のストレス値をもとに当日のストレス値を予測し、その値を閾値と比較することにより、ユーザの Motivation が高いかどうかを判断する。これにより、ユーザに負荷をかけることなく、Motivation を継続的に推定する。

4. おわりに

本論文では、ユーザの日々の歩数を改善するために、ユーザの活動タイミングに着目した手法を提案した。今後は、実験を通じて本手法の有効性を検証していく。

参考文献

- [1] “The top 10 causes of death.” <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>, (Accessed on 09/06/2022).
- [2] W. H. Organization, *Global action plan on physical activity 2018-2030: more active people for a healthier world*. World Health Organization, 2019.
- [3] B. J. Fogg, “A behavior model for persuasive design,” in *Proceedings of the 4th international Conference on Persuasive Technology*, 2009, pp. 1–7.
- [4] M. Rabbi, A. Pfammatter, M. Zhang, B. Spring, T. Choudhury *et al.*, “Automated personalized feedback for physical activity and dietary behavior change with mobile phones: a randomized controlled trial on adults,” *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 3, no. 2, p. e4160, 2015.
- [5] D.-M. T. Tran, I. Martinez, C. L. Cross, and Y. F. Earley, “Mobile intervention pilot study in college students with elevated blood pressure,” *Journal of Cardiovascular Nursing*, pp. 10–1097, 2022.
- [6] S. Agha, D. Tollefson, S. Paul, D. Green, and J. B. Babigumira, “Use of the fogg behavior model to assess the impact of a social marketing campaign on condom use in pakistan,” *Journal of health communication*, vol. 24, no. 3, pp. 284–292, 2019.
- [7] A. S. Hsu and I. Vlaev, “Monetary cost for time spent in everyday physical activities.” *Social science & medicine*, vol. 108, pp. 74–80, 2014.
- [8] S. Sasaki, H. Kurokawa, and F. Ohtake, “Effective but fragile? responses to repeated nudge-based messages for preventing the spread of covid-19 infection,” *The Japanese Economic Review*, vol. 72, no. 3, pp. 371–408, 2021.
- [9] “Smart wearable market trends, size—industry growth 2021 to 2026—mordor intelligence.” <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/smart-wearables-market>, (Accessed on 09/06/2022).
- [10] F. Piccinini, G. Martinelli, and A. Carbonaro, “Accuracy of mobile applications versus wearable devices in long-term step measurements,” *Sensors*, vol. 20, no. 21, 2020.
- [11] 相良郁子, 川添百合香, 佐藤俊太郎, 福原視美, 小川さやか *et al.*, “運動を習慣化する動機付け方法の探索: 2015 年 12 月義務化ストレスチェックから見えるストレス状況と運動習慣,” *若手研究者のための健康科学研究助成成果報告書 = Research-aid report*, vol. 35, pp. 122–129, 2020.