指導教員(主查):山本祐輔 准教授

副查:金 鎮赫 講師

2021 年度 静岡大学情報学部 卒業論文

MoreSteps: 実現可能で意義のある運動目標を設定するためのAI コーチング

静岡大学 情報学部 情報科学科 所属 学籍番号 70810017

織田直也

2022年2月

概要

本稿では、ユーザが挫折しにくくかつ一定の健康改善効果がある運動目標の候補を提示するシステム MoreSteps を提案する。MoreSteps は、ユーザの過去の運動傾向を分析し、ユーザに対して運動目標の候補と併せて動機付け理論に基づくアドバイス「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」を提示する。これにより、ユーザ自身が効果的な目標設定を行えるよう促し、運動習慣の定着を目指す。提案したアドバイスがユーザの運動に対するモチベーションにどのような影響を与えるかを検証するために、アンケート調査を行った。アンケート調査の結果、提案システムによるアドバイスはユーザの運動に対するモチベーションを高めたり現実的な目標設定を促進したりする可能性が考えられた。また、ユーザ実験の結果からは、動機付け理論に基づくアドバイスがユーザの運動習慣に与える影響には個人差がある可能性が示唆された。また、ユーザに対する影響を評価するために、より長期的な実験が必要であるという教訓を得た。本研究で得られた知見によって、ユーザ個々人に応じた運動目標設定支援システムの設計に寄与することが期待される。

目次

第1章	はじめに	6
第2章	関連研究	g
2.1	運動へのモチベーションを高める研究	9
2.2	目標設定の重要性	9
2.3	説明可能性・解釈可能性	10
第3章	提案手法	11
3.1	狙いと要件	11
3.2	提案システムのふるまい	12
3.3	実装	14
第4章	実験 1:動機付け理論に基づくアドバイスの有用性を検証するアンケー	
	ト調査	16
4.1	実験協力者	16
4.2	実験条件	16
4.3	実験手順	17
4.4	結果	19
第5章	実験 2:システム評価のためのユーザ実験	21
5.1	実験協力者	21
5.2	実験条件	21
5.3	実験システム	22
5.4	実験手順	22
5.5	評価指標	23
5.6	結果	23

第6章	考察	26
6.1	実験 1:動機付け理論に基づくアドバイスの有用性を検証するアンケー	
	ト調査の結果に対する考察....................................	26
6.2	実験 2:システム評価のためのユーザ実験の結果に対する考察	27
6.3	結論	30
6.4	研究の限界点	30
第7章	まとめ	32
参考文献		33

図目次

1.1	提案システムのイメージ. (1) ユーザはシステムを用いて,その日ごとの歩行目標を設定する. (2) ユーザは自身で設定した目標を達成するよう努める. (3) ユーザの歩行量は 1 日ごとにデータベースに蓄積される. シ	
	ステムはユーザの過去の歩行量を分析し,ユーザにとって適切な目標と 動機付け理論に基づくアドバイスを提示する	8
3.1	slack を通じて,実際に提案システムがユーザにアドバイスを提示する際のイメージ.目標候補と併せて,(1) 目標達成に必要な努力量 (2) 目標の	
3.2	達成可能度合(3)(4)目標達成により得られる便益を提示している 提案システムによる目標設定支援の流れ.ユーザの健康データは,	13
0.2	Tracker デバイス, Fitbit 社のデータベースを経て,システム用のデータベースに蓄積される. 蓄積されたデータを時系列分析し,その結果をも	
	とに目標候補値や動機付け理論に基づくアドバイスをユーザに提示する.	15
4.1	アンケート内容のイメージ図. 左から設定シナリオ,動機付け理論に基づくアドバイス評価の画面である. シナリオでは,ユーザの普段の歩数は 5,000 歩とし,運動習慣改善に興味があるという設定になっている. その上で,3種類の目標(6,000歩,7,000歩,8,000歩)について 5パターン(動機付け理論に基づく4種類のアドバイス+アドバイス無し)	
	提示され、モチベーションへの影響をそれぞれ評価してもらった	18
5.1	実験において,ユーザに提示した目標候補やアドバイスの具体例.上からその日の予想歩行数の平均値に $0.75,1.00,1.25$ を乗じた値を目標候補とした.実験群には,各目標候補に 4 種類のアドバイスも併せて提示さ	
	れ,目標設定に活用してもらった.	22

表目次

4.1	実験協力者のデモグラフィック情報	17
4.2	アンケートの質問に対する平均値,標準偏差 (SD).5 段階のリッカート	
	尺度 (1: まったく歩行する気にならない~5: とても歩行する気になる) で	
	回答	20
4.3	多重比較を行った際の統計的有意差の有無(有意水準は, *: 0.05; **:	
	0.01; ***; 0.001).	20
5.1	統制群の実験期間における各実験協力者の曜日ごとの目標達成率	24
5.2	実験群の実験期間における各実験協力者の曜日ごとの目標達成率.	24

第1章

はじめに

運動不足によって、生活習慣病に悩まされる人は多い。日本生活習慣病予防協会*1によると、2017年の人口動態統計において、日本では1年間に脳梗塞により約6万人が死亡し、約1万人が糖尿病により死亡したとされている。運動不足は、ほとんどの慢性疾患の主な原因とされている。一方で、運動には慢性疾患の予防・遅延効果があることがわかっている[1].特に、ウォーキングは心臓発作や筋骨格障害など幅広い病気への予防効果がありつつ、老若男女問わず容易に実行できるとして、Jeremy らの研究において高く評価されている[2].継続的なウォーキングを行うことで、人々の健康問題の改善に寄与することが期待できる。

しかし、習慣的な運動を行おうとしても、実行に移せないことや途中で挫折してしまうことが多い。運動習慣が長続きしない理由として、具体的な目標が立てられない、自身の能力では達成できない過度な目標を立ててしまうことが挙げられる。過度な目標を立てると、目標を達成できず、運動へのモチベーションが削がれてしまうという流れが考えられる。一方で、Stuifbergen らの研究や Ries らの研究において、具体的な健康目標を立てることで、実験協力者の大多数が行動変容を起こすことができたと報告されている [3][4].

また、Yim らの研究においては、ユーザの運動へのモチベーション向上を図るためには、ユーザの運動に対する自己認識の甘さや自己効力感の低さを解決する必要があることが示唆されている[5]. 自己認識の甘さを解決する方法として、ユーザの運動データを分析し、ユーザ自身の能力に適した目標を算出する手法が挙げられる。また、自己効力感の低さを解決する方法としては、動機付け理論を用いてユーザのモチベーションを上げる手法が挙げられる。例えば、アトキンソンの動機付け理論では、人間は達成しやすく利益のあ

^{*1} http://www.seikatsusyukanbyo.com/prevention/about.php

るものに対しモチベーションが高まるとされている[6].

本研究では、ユーザの過去の運動傾向をふまえて、ユーザが挫折しにくくかつ一定の健康改善効果がある目標候補を提示するシステム MoreSteps を提案する.本研究では、ユーザが取り組む運動はウォーキングとする.提案システムは健康改善に寄与する歩数の目標候補値をユーザに提案する.その際、提案システムは,個々人の歩行履歴に基づいて、目標の候補と動機付け理論に基づいたアドバイスを提示する.提示するアドバイスは「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」の3つである.この3つの要素は、アトキンソン提示した達成動機理論[6]に基づき設定されている.システムのイメージを図1.1に示す.システムはユーザの歩数を毎日計測し、ユーザに適した歩行量と動機付け理論に基づくアドバイスをその日ごとに出力する.

運動習慣開始時にあっては、ユーザは意味のある運動習慣を継続するための知識や自身の運動能力に対する十分な理解が不足していることが一般的である。自然と、ユーザは全く健康効果のない目標や自身には達成できない目標を設定してしまう。提案システムを用いることで、ユーザは自身の歩行履歴の分析に基づく目標候補や動機付け理論に基づくアドバイスを参照することができる。その結果、ユーザ自身が実現可能で意義のある目標を慎重に吟味し、設定することができる。

運動習慣を長期的に続けるあたって、ユーザはユーザ自身の運動能力に見合った無理のない目標を設定し、少しずつ歩行量を増やしていくべきである。本研究では、運動習慣に関心のあるユーザに対して、実現可能で意義のある歩行目標の設定を支援するシステムを提案する。その上で、ユーザ自身の歩行履歴の分析に基づく目標候補や動機付け理論に基づくアドバイスがユーザの歩行目標設定に与える影響を明らかにする。

本論文の貢献は以下の通りである.

- データ工学や心理学などの知見に基づき,ユーザの歩行目標設定を効果的に支援するためのシステム"MoreSteps"を提案した.
- アンケート調査の結果,動機付け理論に基づくアドバイスの提示によって,ユーザの運動に対するモチベーションを高めたり現実的な目標設定を促進したりする可能性が考えられた.
- 実験協力者にシステムを実際に利用して目標設定を行ってもらった結果、アドバイス提示によってユーザの運動習慣に与える影響には個人差がある可能性が示唆された。

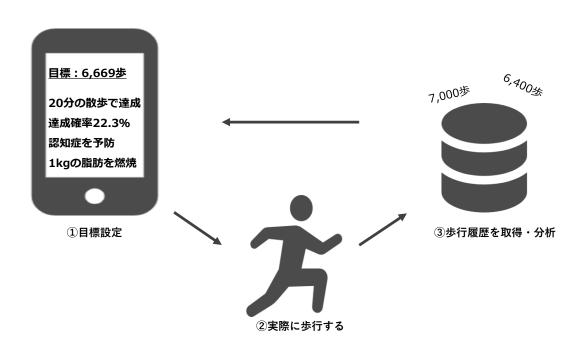


図 1.1 提案システムのイメージ. (1) ユーザはシステムを用いて、その日ごとの歩行目標を設定する. (2) ユーザは自身で設定した目標を達成するよう努める. (3) ユーザの歩行量は 1 日ごとにデータベースに蓄積される. システムはユーザの過去の歩行量を分析し、ユーザにとって適切な目標と動機付け理論に基づくアドバイスを提示する.

第2章

関連研究

2.1 運動へのモチベーションを高める研究

ユーザの運動へのモチベーションを高めるための様々なアプローチが検討されてきた. Jung らは目標に対する達成と失敗の間に柔軟性のあるマージンを設定し,目標未達成時のモチベーション低下を低減することを提案した [7]. Wijnalda らは音楽再生によってユーザのスポーツパフォーマンスの向上を狙う"IM4Sports system"を提案した [8]. Shimada らはユーザの運動中の心拍数に比例して,キャラクターが成長するゲーム"Exercise Game System"を提案した [9]. Mansart らはユーザの運動量に応じてストーリーが進行するスマートフォン向けゲーム"Go Run Go"を提案した [10].

こうした手法は,運動習慣の無いユーザが運動に関心をもつきっかけを作る効果が期待できる.しかし,運動に関心をもつだけでは,ユーザ自身の能力に見合った目標を立てることはできない.加えて,評価方法やコンテンツに飽きてしまい,運動習慣を途中で放棄してしまう可能性が高い.本研究では,ユーザーの過去の歩行履歴を分析したり,動機付け理論を活用したりすることで,ユーザ自身が実現可能で意義のある目標を設定できるように支援する.こうすることで,ユーザが自身の運動量向上を我が事として捉え,運動習慣継続に寄与することを目指す.

2.2 目標設定の重要性

目標設定が人々の健康改善や運動量向上に寄与することが明らかになっている. Stuifbergen らは多発性硬化症の女性を対象に具体的な運動目標を設定し、運動量向上に寄与した[?]. Ries らはノースカロライナ州の農村部に住む低所得の女性を対象に運動や 食事に関する具体的な目標設定を行い、身体活動量や食事習慣の改善を達成した [4].

2.3 説明可能性 解釈可能性

機械学習モデルの出力結果に対する説明可能性について検討した先行研究が数多く存在する. Ehsan らは、誰が、いつ、どのような理由で AI の出力結果を利用し、どのような結果になったかという社会的な文脈を考慮したシナリオの作成によって、AI の出力結果に対するユーザの理解を促進させた [11]. Markus らは医療分野向けの説明可能な AI システムの設計に関するガイドラインを研究者や実務家に提供し、医療分野における AI システムの普及を目指した [12]. Amann らは医療分野向けの AI の説明可能性を促進するには、様々な分野から医療用 AI の不透明なアルゴリズムの課題に取り組む必要があるという調査結果を報告した [13].

第3章

提案手法

3.1 狙いと要件

ユーザが「挫折しないかつ実施して意義のある目標」を設定することで、過度な目標設定による運動へのモチベーション低下を防ぎ、運動習慣継続に寄与すると考えられる。本研究では、ユーザが取り組む運動はウォーキングとし、提案システムは「挫折しないかつ実施して意義のある歩行目標」をユーザに提案する。「挫折しないかつ実施して意義のある目標」とは、ユーザの普段の歩行量を考慮し、無理のない負荷をユーザに与える目標であると定義する。

「挫折しないかつ実施して意義のある目標」を設定し継続的に実行するためには、ユーザの現状の運動習慣を分析し、ユーザ個々人に適切な目標を推薦する必要がある。また、目標をユーザに提示する際に、ユーザの運動へのモチベーションを高めるようなアドバイスを提示する必要がある。提案システムはユーザ個々人から受け取った過去の運動データに基づいて目標歩数の候補を算出し、目標候補や目標達成のためのアドバイスを提示する。

本研究では、アトキンソンの動機付け理論に基づいたアドバイスをユーザに提示する. アトキンソンは、達成動機理論において、成功に近づこうとする動機づけを接近モチベーションと称し、以下の公式で表せるとした[6].

接近モチベーション=
$$f(Ms \times Ps \times Is)$$
 (3.1)

ここで、Ms, Ps, Is, f はそれぞれ、個人特性としての成功に向かう動機の強さ、成功の期待、成功の誘因、変数の相互作用関係を表す。達成動機理論に基づくと、ユーザの目標達成へのモチベーションを向上させるためには、成功の期待、成功の誘因をユーザに実感させることが重要であると考えられる。つまり、システムから提案された歩行目標が

ユーザ自身にとって達成しやすく,また達成することで健康になれると実感させることで,運動へのモチベーションを高めることができると考えられる.

本研究では、成功の期待、成功の誘因の提示方法として、「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」というアドバイスを提示する.「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」は、それぞれ以下のように定義する.

- 目標達成に必要な努力量:ユーザが歩数目標を達成するのに必要な運動量
- 目標の達成可能度合:ユーザの過去の運動データから予測される目標の達成可能 度合
- 目標達成により得られる便益:ユーザが目標を達成することで得られる健康上のメ リット

3.2 提案システムのふるまい

3.2.1 目標歩数の設定

目標とする数値には、ユーザの歩数履歴から予測されるその日の予想歩行数の平均値に 0.75, 1.00, 1.25 を乗じた値の 3 種類を用いる。0.75, 1.00, 1.25 を乗じることで,成功確率がおよそ 70%, 50%, 30% となる目標候補がそれぞれ算出される。このように成功度合いを適度に分散させることで,ユーザ自身が目標を吟味することを狙う。例えば,予想歩行数の平均値が 5,000 歩であった場合,3,750 歩と 5,000 歩,6,250 歩が目標候補となる。ユーザは目標を設定する際に,システムから提案された 3 つの候補から 1 つを選択する。

提案システムでは、ユーザの過去の歩数記録をもとに目標設定日の歩数を予測する. 歩数の予測には Facebook 社が開発した時系列分析ライブラリ Prophet*1を用いた. Prophet は入力データから、データ全体の変化傾向や周期性などを読み取り、非線形なモデル関数を当てはめることで予測値を出力する.

^{*1} https://facebook.github.io/prophet/

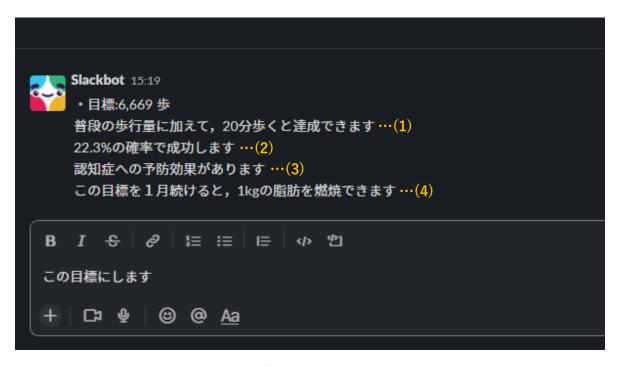


図 3.1 slack を通じて,実際に提案システムがユーザにアドバイスを提示する際のイメージ.目標候補と併せて,(1) 目標達成に必要な努力量 (2) 目標の達成可能度合 (3)(4) 目標達成により得られる便益を提示している.

3.2.2 目標設定のためのアドバイス提示

提案システムは、目標歩数候補とともに、「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」の3つのアドバイスを提示する. slcakbot を通じて、提案システムがユーザにアドバイスを提示するイメージを図3.1 に示す.

- ■「目標達成に必要な努力量」の提示 「目標達成に必要な努力量」は目標歩数からユーザの1週間前の同じ曜日の歩数を引くことによって算出する. ユーザに提示する際には、平均的な人間の歩数と距離の対応関係に基づいて、歩行時間として提示される. 「目標達成に必要な努力量」の提示によって、目標達成に必要な努力量を直感的に理解しやすい歩行時間によって例示することを狙う. 図 3.1 の (1) では、6,669 歩が目標値として選択されると、普段の歩行量に加えて 20 分歩けば目標が達成できるというアドバイスが提示されている.
- ■「目標の達成可能度合」の提示 「目標の達成可能度合」は Prophet の予測結果に基づき提示する. 提案システムはユーザの過去の運動データから推定された歩数の事後分布を

基に、任意の数以上の歩数が達成される確率を計算した。「目標の達成可能度合」の提示によって、目標達成の難易度を直感的に理解しやすい確率で例示することを狙う。図 3.1の (2) では、6,669 歩が目標値として選択されると、22.3% の確率で成功すると提示されている。

■「目標達成により得られる便益」の提示 「目標達成により得られる便益」は歩数に対応した健康効果を提示する。今回提示する健康効果は、歩数に対応した病気の予防効果と目標を1ヶ月続けた場合に燃焼できる脂肪量である。病気の予防効果は青柳らの研究を参照している [14]. 青柳らの研究によると、1日の総歩数がある一定値を超過すると、いくつかの病気に対して予防効果があるとしている。例えば、5,000 歩歩行した場合には認知症や心疾患などが、7,000 歩歩行した場合には癌や動脈硬化などが予防できるとされている。「目標達成により得られる便益」の提示によって、目標達成によって得られるメリットを具体的にユーザに理解させることを狙う。図 3.1 の(3) と(4) では、6,669 歩が目標値として選択されると、認知症の予防に繋がること、1kg の脂肪を燃焼する便益があることが提示されている。

3.3 実装

提案システムの具体的な実装方法を説明する.

3.3.1 データの説明

提案システムでは、Fitbit 社のトラッカーデバイス inspire2 (以下トラッカー)*2で収集されたユーザの歩数データを分析する。トラッカーによって計測された歩数は、Fitbit 社のデータベースに保存されている。提案システムは、FitbitAPI を使うことで、Fitbit 社のデータベースから 1 分ごとの歩数、消費カロリー、移動距離、運動量を取り出すことができる。今回の研究では、取得したデータのうち、1 分ごとの歩数のみを利用する。

3.3.2 システムの処理

提案システムは、ユーザの健康データを収集し、目標設定支援を行う.システムによる 目標設定支援の流れを図 3.2 に示す.提案システムは、ユーザから収集したデータを基

^{*2} https://www.fitbit.com/global/jp/products/trackers/inspire2 ?sku=418BKBK

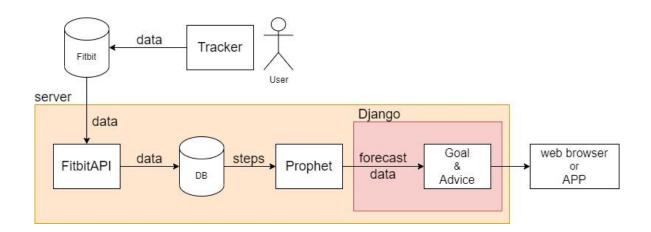


図 3.2 提案システムによる目標設定支援の流れ. ユーザの健康データは, Tracker デバイス, Fitbit 社のデータベースを経て, システム用のデータベースに蓄積される. 蓄積されたデータを時系列分析し, その結果をもとに目標候補値や動機付け理論に基づくアドバイスをユーザに提示する.

に、毎朝ユーザが起床したタイミングに以下の手順で歩行目標を提案する.

- 1. 提案システムは、FitbitAPIを使い、Fitbit社のデータベースからユーザの歩数などの健康データを取得し、システム用のデータベースに格納する.
- 2. 取得した歩数から Prophet によって 1 日の歩数を予測する.
- 3. 取得した歩数や予測歩数を基にユーザに3通りの目標と「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」を提示する.
- 4. ユーザは各目標の数値と「目標達成に必要な努力量」「目標の達成可能度合」「目標達成により得られる便益」を比較して、自身の取り組みたい目標を決定する.

以上の提案システムによって, ユーザは自身にとって適切な歩行目標を設定することが可能となる.

第4章

実験 1:動機付け理論に基づくアド バイスの有用性を検証するアンケー ト調査

本研究では、動機付け理論に基づくアドバイスの提示によって、ユーザが運動へのモチベーションを向上させ、また自身に適切な目標を自分で選択することで運動習慣の継続が可能になると考えている。実際に、動機付け理論に基づくアドバイスの提示内容がユーザの運動へのモチベーション向上に寄与するのかをアンケート調査によって検証した。

4.1 実験協力者

クラウドソーシングサービスのランサーズにて 207 名の回答者を募集した. なお,3名の実験協力者は、ダミー設問にて不正な回答をしたため、外れ値として分析から除外した. このようにして、合計 204 名の実験協力者の回答結果を分析した. 実験協力者の属性を表 4.1 に示す. 実験の報酬として、1 件当たり謝礼金 50 円を支払った. 実験協力者は平均して 243 秒でアンケート回答を完了した.

4.2 実験条件

アンケートは 2021 年 12 月 23 日に実施した. 実験協力者に, 目標と動機付け理論に基づくアドバイスを提示し, どの程度歩行へのモチベーションが高まったかを評価してもらった. アンケートの内容を図 4.1 に示す. 評価するアドバイスは以下の通りである.

表 4.1 実験協力者のデモグラフィック情報

	人数	割合			
実験協力者の合計	204				
性別					
男性	125	61.3%			
女性	79	38.7%			
回答したくない・その他	0	0.0%			
年齢					
18 歳未満	0	0.0%			
18 29 歳	13	6.4%			
30 39 歳	60	29.4%			
40 49 歳	91	44.6%			
50 59 歳	31	15.2%			
60 69 歳	7	3.4%			
70 歳以上	2	1.0%			
 習慣的に運動を行っているかどうか					
継続的に運動は行っていない	71	34.8%			
以前は継続的に運動を行っていた	47	23.0%			
現在、継続的に運動を行っている	86	42.2%			

- 目標達成に必要な努力量:必要な歩行時間(以下 Effort)
- 目標の達成可能度合:成功確率(以下 PROB)
- 目標達成により得られる便益:予防できる病気(以下 $\operatorname{BeneFit}_M$),目標を 1 $_{\mathcal{F}}$ 月 続けた場合に燃焼できる脂肪量(以下 $\operatorname{BeneFit}_w$)
- アドバイス無し(以下 CONTROL)

4.3 実験手順

実験は以下の手順で実施した.

1. まず、実験協力者は設定シナリオを読んだ. 設定シナリオの内容は以下の通りで



図 4.1 アンケート内容のイメージ図. 左から設定シナリオ,動機付け理論に基づくアドバイス評価の画面である. シナリオでは,ユーザの普段の歩数は 5,000 歩とし,運動習慣改善に興味があるという設定になっている. その上で,3種類の目標(6,000 歩,7,000 歩,8,000 歩)について 5 パターン (動機付け理論に基づく 4 種類のアドバイス+アドバイス無し)提示され,モチベーションへの影響をそれぞれ評価してもらった.

ある.

「あなたは健康維持・改善をしたいと思っているとします.健康維持・改善する一歩として,「普段からたくさん歩くこと」を意識して「1日あたりの歩数」を増やすことを目標に定めました.歩数計を身につけ1週間生活してみたところ,平日に自宅と職場(学校)を行き来する際に往復で5,000歩程度の歩行をしていることが分かりました.あなたは適切な目標を定めるために,知り合いのスポーツインストラクターに「普段5,000歩程度歩いている私は,明日から1日何歩歩くことを目標にして生活したら良いですか?」と尋ねてみました.すると,知り合いのインストラクターはあなたの日ごろの歩行状況を見た上で,次のように答えました.」

- 2. 次に、設定シナリオの状況を想像しながら、Effort、Prob、Benefit $_M$ 、Benefit $_w$ 、Control について、どの程度運動へのモチベーションが高まったか評価した.
- 3. すべてのアドバイスを評価した後、事後アンケートにて性別、年齢、習慣的に運動

を行っているかどうかを5段階のリッカート尺度によって回答した.

4.4 結果

204人の実験協力者の回答を分析し、5種類のアドバイスがユーザの運動に対するモチベーションに与える影響を調べた。5種類のアドバイスと3つの目標値の組み合わせの15パターンに対する回答の平均値と標準偏差を表4.2に示す。

共分散分析の結果,歩数の目標値を共変量としたとき,アドバイスの種類に有意差が見られた(F(4,2784)=73.4,p<0.001).表 4.2 の結果が示しているように,歩数の目標値に関してはどのアドバイスの種類でも目標値が大きいほど実験協力者の目標達成に対するモチベーションの平均値は小さくなった.

アドバイスの要因に関して、Benjamini-Hochaberg FDR test [15] を用いて多重比較を行った結果について、表 4.3 に示す。Control との比較では Effort、Prob、Benefitm、Benefitm のいずれの間にも有意差が確認された(p < 0.001)。また、表 4.2 が示しているとおり、アドバイス Effort、Benefitm、Benefitm はアドバイスなし条件 Control と比べて、モチベーションの平均値が有意に高くなる傾向にあった(例:Effort vs Control;6000Step: 4.26 vs 3.90; 7000Step: 3.58 vs 3.52; 8000Step: 3.47 vs 2.84)。

一方, アドバイス PROB はアドバイスなし条件 CONTROL と比べて, モチベーションの 平均値が有意に低くなる傾向にあった (6000Step: 3.46 vs 3.90; 7000Step: 2.88 vs 3.52; 8000Step: 2.67 vs 2.84). また, PROB と CONTROL のモチベーションの平均値の差は, 歩数の目標値が増加するにしたがって減少する傾向がある (6000Step: 0.54; 7000Step: 0.64; 8000Step: 0.17).

表 4.2 アンケートの質問に対する平均値,標準偏差 (SD). 5 段階のリッカート尺度 (1: まったく歩行する気にならない \sim 5: とても歩行する気になる) で回答.

	歩数の目標値			
アドバイスの種類	6000	7000	8000	
Control	3.90 (1.03)	3.52 (0.99)	2.84 (1.11)	
Effort	$4.26 \ (0.86)$	3.58(1.04)	3.47(1.12)	
Prob	3.46(1.18)	2.88(1.13)	2.67(1.14)	
$\mathrm{Benefit}_m$	3.88(0.91)	4.06 (0.90)	3.76(1.02)	
$\mathrm{Benefit}_w$	4.09 (0.97)	3.91 (1.03)	3.60 (1.09)	

表 4.3 多重比較を行った際の統計的有意差の有無(有意水準は, *: 0.05; **: 0.01; ***; 0.001).

アドバイスの比較対象	p-value
CONTROL - EFFORT	***
CONTROL - PROB	***
Control - Benefit $_m$	***
control - Benefit $_w$	***
$\mathrm{Benefit}_m$ - effort	*
$\mathrm{Benefit}_m$ - Prob	***
$\mathrm{Benefit}_m$ - $\mathrm{Benefit}_w$	0.608
$\mathrm{Benefit}_w$ - effort	0.121
$\mathrm{Benefit}_w$ - Prob	***
effort - Prob	***

第5章

実験 2:システム評価のためのユー ザ実験

本研究では、運動習慣に関心のあるユーザに対して、実現可能で意義のある運動目標の 設定を支援するシステムを提案する. 提案システムがユーザの運動習慣継続にどのような 影響を与えるかをユーザ実験によって検証した.

5.1 実験協力者

静岡大学の学部生と大学院生から 10 名を実験協力者として募集した. 事前に実験内容やデータ収集の方針,報酬について説明し、トラッカーを用いて収集したデータを使用することに同意してもらった上で、ユーザ実験を実施した. 実験の報酬として、実験で用いるトラッカーを提供した.

5.2 実験条件

実験は 2022 年 1 月 11 日から同 24 日までの期間にて実施した.実験協力者を提案システムを利用する実験群と,目標候補のみを閲覧する統制群とに 5 名ずつ分けた.実験群は動機付け理論に基づくアドバイス(Effort,Prob,Benefitm,Benefitw)を参照して毎日の運動目標を設定した.統制群には動機付け理論に基づくアドバイスは与えられず,目標候補の数値のみを参照して目標を設定した.

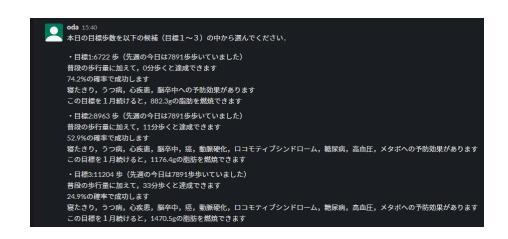


図 5.1 実験において、ユーザに提示した目標候補やアドバイスの具体例. 上からその日の予想歩行数の平均値に 0.75,1.00,1.25 を乗じた値を目標候補とした. 実験群には、各目標候補に 4 種類のアドバイスも併せて提示され、目標設定に活用してもらった.

5.3 実験システム

実験では、提案システムから出力された目標候補を筆者が slack を通じて実験協力者に毎朝9時に送付した。実験群には目標ごとの動機付け理論に基づくアドバイスも併せて送付した。ユーザに送付した目標候補や動機付け理論に基づくアドバイスの具体例を図5.1に示す。実験協力者は、送付された目標候補(およびアドバイス)を閲覧して目標を設定した。

5.4 実験手順

本実験は、実験協力者への説明、データ収集、タスクの実施の3ステップから成る.

- 1. 実験協力者への説明
 - タスクの実施において,どのような手順で目標を設定するかを説明した.また,デバイスの取り扱い上の注意点も説明した.
- 2. データ収集 1 週間,実験協力者にトラッカーデバイスを付けてもらい,歩数データを収集した.データの収集期間は 2022 年 1 月 11 日から同 17 日までである.事前データを収集するのは,タスク実施時にシステムが実験協力者の運動傾向を分析す

るためである.

3. タスクの実施 1 週間,毎日午前中に実験協力者にその日の歩行目標を設定してもらった.実験期間は2022年1月18日から同24日までである.タスク中は実験協力者の1日ごとの目標歩数と歩数の実測値(以下実測値)を計測した.

5.5 評価指標

仮説を検証する指標として,実測値と目標歩数,目標達成率,目標の難易度(以下難易度)を用いた.目標達成率は,実験協力者が目標をどれだけ達成できたかを計る指標である.測定日 t の実測値を $S_r(t)$,目標歩数を $S_g(t)$ とすると,目標達成率 d(t) は,以下の式で定義する.

$$d(t) = \frac{S_r(t)}{S_q(t)} \tag{5.1}$$

目標達成率が1より大きくなるほど、ユーザは設定した目標よりも多くの歩行をしたことになる。また、目標達成率の絶対値が小さいほど、ユーザは自身の能力に見合った目標を立てていると考えられる。本研究では、ユーザの運動量向上を目指しているため、解離度が1を超えることが期待される。また、ユーザが自身の能力に見合った目標を設定できるようになることも狙っており、目標達成率の絶対値は小さくなることが期待される。

難易度は 1 から 3 の 3 段階で表される.システムが出力する目標値は、その日の予想歩行数の平均値に 0.75,1.00,1.25 を乗じたものを用いており、1.25 を乗じたものの難易度を 3、すなわち一番困難な目標とする.本研究では、ユーザの運動量向上を目指しているため、実験協力者が徐々に困難な目標を選ぶようになることが期待されれる.

5.6 結果

10人の実験協力者の歩数を分析し、実験システムがユーザの歩行量に与える影響を調べた. 統制群と実験群それぞれの実験期間における各実験協力者の曜日ごとの目標達成率を表 5.1,表 5.2 にそれぞれ示す. また、実験期間における各実験協力者の実測値、目標歩数の変化及び難易度を図 5.2 に示す. 図表中の P1 から P5 までが統制群に属し、P6 から P10 までが実験群に属している.

表 5.1 を見ると、統制群の目標達成率については、1/22 から 1/24 の期間に過半数が 1 を下回っている(1/22:3 名、1/23:4 名、1/24:3 名).

表 5.1 統制群の実験期間における各実験協力者の曜日ごとの目標達成率.

測定日	P1	P2	P3	P4	P5
1/18(火)	129%	210%	120%	26%	43%
1/19(水)	128%	159%	64%	63%	107%
1/20(木)	121%	72%	101%	101%	107%
1/21(金)	115%	371%	51%	141%	79%
$1/22(\pm)$	65%	141%	30%	69%	121%
1/23(日)	21%	98%	167%	74%	39%
1/24(月)	83%	438%	88%	136%	98%

表 5.2 実験群の実験期間における各実験協力者の曜日ごとの目標達成率.

測定日	P6	P7	P8	P9	P10
1/18(火)	119%	593%	35%	18%	84%
1/19(水)	114%	90%	116%	70%	176%
1/20(木)	54%	191%	89%	189%	111%
1/21(金)	46%	129%	91%	107%	148%
$1/22(\pm)$	80%	155%	5%	118%	6%
1/23(日)	158%	288%	85%	146%	31%
1/24(月)	167%	121%	70%	140%	97%

表 5.2 を見ると,実験群の目標達成率については,過半数が負の値を取った日は 1/22 のみであり,群全体として目標を達成しようとするモチベーションが保たれていた可能性が考えられる.実験協力者 1 人 1 人に注目すると,1/22 人 1/22 と下回ったのはそれぞれ 1/22 回であった.一方で,1/22 とでいて,目標達成率が 1/22 を下回ったのは 1/22 のであった.

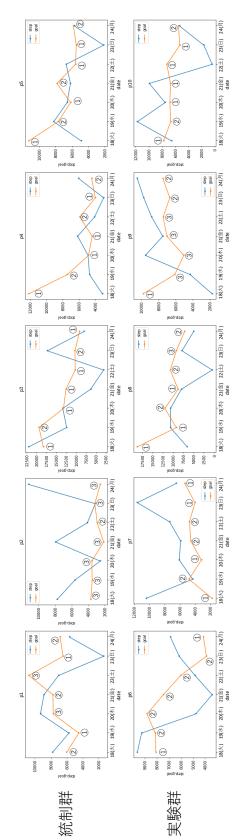


図5.2 実験協力者の実験期間(1月18日から24日まで)における実測値と目標歩数の変化. 青線が実測値, 橙線が目標 歩数である. 目標歩数付近の1から3の数字はそれぞれ,その日の予想歩行数の平均値に0.75,1.00,1.25を乗じたものであ ることを示す.例えば,P1 が 18 日に選択した目標歩数は,予想歩行数の平均値に 0.75 を乗じたものである.

第6章

考察

6.1 実験 1:動機付け理論に基づくアドバイスの有用性を検 証するアンケート調査の結果に対する考察

4.4 節で述べたように、表 4.2 によると、EFFORT、BENEFIT $_m$ 、BENEFIT $_m$ 、は CONTROL よりも目標に対するモチベーションの平均値が高かった。「目標達成に必要な努力量」や「目標達成により得られる便益」を提示すると、アドバイスなしの時に比べて、ユーザは目標達成に要する努力や自身が受けるメリットを具体的にイメージすることが可能になり、より積極的に運動をしようとしたことが考えられる。このことから、「目標達成に必要な努力量」や「目標達成により得られる便益」を提示するアドバイスは何もアドバイスを提示しない目標設定よりも、ユーザの運動に対するモチベーションを向上させる可能性がある。

一方, PROB は CONTROL よりも目標に対するモチベーションの平均値が有意に低かった.「目標の達成可能度合」を提示すると,アドバイスなしの時に比べて,ユーザは目標の困難さを理解し、慎重な態度を示していたことが考えられる.

CONTROL と PROB のモチベーションの平均値の差は、6,000step や 7,000step のときと比較して、8,000step のときに大きく減少した(6000Step: 3.90-3.46=0.54; 7000Step: 3.52-2.88=0.64; 8000Step: 2.84-2.67=0.17). ある程度高い目標値が提示された場合には、ユーザは成功確率を提示されずとも、目標の困難さを理解できると考えられる.一方で、小・中程度の目標値が提示された場合、高すぎる目標値が提示された場合よりも、成功確率の提示無しでは目標の困難さは理解しづらいと考えられる.実験の結果は、成功確率の提示によって、ユーザは小・中程度の難易度の目標の成功を実感しやすくなったと考えられる.このことから、「目標の達成可能度合」を提示するアドバイスは何もアドバイス

を提示しない目標設定よりも、ユーザの運動に対する見識を慎重にさせる可能性がある.

目標達成に必要な努力量と目標の達成可能度合は、ユーザに目標の困難さを理解させるために設定した.しかし、アンケートの結果を見ると、PROB は CONTROL よりも目標に対するモチベーションの平均値が有意に低く、EFFORT は CONTROL よりも目標に対するモチベーションの平均値が有意に高いという正反対の影響を与えた.目標達成に必要な努力量は、ユーザに目標の困難さだけでなく、目標を達成するためのヒントを与えた可能性がある.一方で、目標の達成可能度合は、数値でしかないため目標の困難さのみが伝わったと考えられる.

今回実施したアンケートの改善点として、質問の提示方法についても改善が必要であると考えられる。今回のアンケートのシチュエーションは、インストラクターから一方的に目標推薦が行われている。しかし、提案システムのコンセプトとしては、ユーザが目標設定をする際に動機付け理論に基づくアドバイスを提示することで、目標に対する理解や気付きを促進することを想定している。アンケートの最初に回答者自身に目標を設定させるフェーズを導入し、提案システムの想定するシチュエーションに似せた方が良かったと考えられる。

また、「目標達成に必要な努力量」や「目標の達成可能度合」を提示する目的は、ユーザに目標の困難さを慎重に判断させるためである。このことを検証する指標として、運動へのモチベーションだけでは不十分であると考えられる。今回の結果からは、「目標の達成可能度合」がユーザの運動へのモチベーションを低下させたという見方もできる。「目標難易度を慎重に吟味できるようになったか」という評価指標も導入するべきだったと考えられる。

6.2 実験 2:システム評価のためのユーザ実験の結果に対す る考察

ユーザ実験の意義としては、提案システムが実際にユーザの運動習慣継続に寄与するかを検証することであった。そのため、ユーザには自身の能力に見合った目標を立てられるようになること、及びユーザの運動量が増加することが望まれる。つまり、目標達成率は日数が経つにつれて、絶対値が小さくなることや、1を超えることが期待された。また、評価指標の実測値、目標歩数や難易度は日数が経つにつれて、大きくなることが期待された。

まず、統制群と実験群における難易度と目標達成率について考察を述べる。実験1の結

果より、アドバイス提示には、ユーザに目標達成へのモチベーションを増加させたり、難しい目標を避けさせる効果が期待される。よって、実験群では難易度が1や2の目標が選ばれ、目標達成率では、統制群を上回っていることが期待される。反対に、統制群では、難易度が3の目標も多く選ばれ、目標達成率が100%未満の日が多いことが予想される。

難易度について,統制群で難易度 3 の目標が選ばれたのは,P1 で 2 回,P3 で 6 回の計 8 回であった.実験群では,P8 で 1 回,P9 で 4 回の計 5 回難易度 3 の目標が選ばれている.アドバイスが提示されなかった統制群において,難易度 3 の目標が多く選ばれており,アドバイスの提示には難しい目標を避けさせる効果がある可能性を示唆している.

次に、統制群の実験協力者個々人の実験結果について、図 5.2 を参照し考察を述べる. P1 は実験期間中に実測値が微減していたことが読み取れる. また、目標歩数の変化と実測値の変化が似ており、設定した目標を意識して歩行していた可能性が考えられる. P2 は実験期間中に実測値が大きく変化していた一方で、目標歩数はあまり変化していないことが読み取れる. 目標歩数の変化と実測値の変化の類似性は見受けられず、設定した目標を意識せずに歩行していた可能性が考えられる. また、難易度が 3 であるにも関わらず、目標歩数が 4,000 歩を下回っていた. データが少ないためにモデルの予測精度が低く、システムが適切な目標設定を行えなかった可能性が考えられる. P3 は実験期間中に目標歩数と実測値がともに減少していたことが読み取れる. 実験の開始日が火曜日であったため、週末になるにつれて歩行量が低下した可能性が考えられる. P4 は実験期間中に目標歩数が減少していたことが読み取れる. 18 日や 19 日時点では、実測値を大きく上回

る目標歩数が設定されていた. その後は,実測値と目標歩数の差分が縮まっていることが読み取れる. 実験期間の経過に伴って,自身の能力に見合った目標を選ぶようになった可能性が考えられる. また,18日と21日の目標は難易度が1であったが,目標歩数には約8,000歩の差があった. データが少ないためにモデルの予測精度が低く,システムが適切な目標設定を行えなかった可能性が考えられる. P5 は実験期間中に目標歩数と実測値がともに微減していたことが読み取れる. 18日では,実測値を大きく上回る目標歩数が設定されていたが,その日以降には,実測値と目標歩数の差分が縮まっていることが読み取れる. P4と同様に,実験期間の経過に伴って,自身の能力に見合った目標を選ぶようになった可能性が考えられる.

次に、実験群の実験協力者個々人の実験結果について、図 5.2 を参照し考察を述べる。P6 は実験期間中に目標歩数が減少していたことが読み取れる.一方で、実測値は一旦減少したものの、21 日以降増加傾向にあった.設定した目標はあまり意識せず、曜日によって歩数が変化していた可能性が考えられる.P7 は実験期間中に実測値と目標歩数がともに増加していたことが読み取れる.実験期間 7 日間の 5 日において、実測値が目標歩数を上回っていた.設定した目標を達成することを意識しつつ、徐々に目標値を上げ運動量を向上させた可能性がある.P8 は実験期間中に目標歩数と実測値がともに減少していたことが読み取れる.P3 と同様に、実験の開始日が火曜日であったため、週末になるにつれて歩行量が低下した可能性が考えられる.P9 は実験期間中に実測値と目標歩数がともに増加していたことが読み取れる.実験期間 7 日間の 5 日において、実測値が目標歩数を上回っていた.P7 と同様に、徐々に目標を上げ、運動量を増加させていった.P10 は実験期間中に実測値が大きく変化していた一方で、目標歩数はあまり変化していないことが読み取れる.目標歩数の変化と実測値の変化の類似性は見受けられず、設定した目標を意識せずに歩行していた可能性が考えられる.

統制群と実験群の両方に共通して、実験期間の経過に伴って歩数が減少していた。実験開始日が火曜日であったため、週末になるにつれて歩行量が減少したことが原因だと考えられる。また、今回の実験期間は1週間のみであったため、曜日による影響が大きくなったと考えられる。また、目標の難易度に反して目標歩数が極端に大きかったり小さかったりすることがあった。データ収集期間が1週間のみであったため、予測精度を高めるのに十分なデータが集まらなかったことが原因として考えられる。総じて、実験期間が短いことによる弊害が大きかったと言える。

6.3 結論

以上のことから、アンケート調査によると、ユーザの過去の歩行データの分析に基づく目標候補と動機付け理論に基づくアドバイスの提示には、ユーザの運動に対するモチベーションを向上させたり、目標の難易度を慎重に見定めさせたりする効果が可能性があると考えられる。ユーザ実験の結果からは、動機付け理論に基づくアドバイス提示による効果は、実験1で示唆されたものが支持されている一方で、効果には個人差がある可能性があることが示唆された。しかし、実際にユーザの運動量を増やしたり、運動習慣を長期的に継続させたりするかについては判然としなかった。今後、より長期的な実験を行い検証していく必要がある。

6.4 研究の限界点

本研究の限界点としては,第一に実験システムの目標設定方法が挙げられる.現在のシステムは,ユーザに3つの目標候補を提示している.しかし,研究の狙いとしては,ユーザが自身の能力に見合った歩行目標を自分で吟味しながら設定できるようになることである.よって,理想的な目標設定方法としては,ユーザが入力した目標候補に対して,システムが動機付け理論に基づくアドバイスを返し,ユーザが納得できるまで目標候補を入力するというものである.今後は,ユーザから受け取って目標値に対して動機付け理論に基づくアドバイスを返せるよう実験システムを改良する必要があると考える.

第二に、実験期間の設定が挙げられる。今回の実験では、データ収集の期間を含めて、実験期間は 2 週間であった。このため、ユーザの歩行量が曜日による影響を強く受けたり、システムが適切な目標を設定できなかったりといった弊害があった。ユーザの生活習慣に変化を与えることを狙った研究では、数か月の実験期間を設けることが一般的である。例えば、Thorup らが Fitbtit デバイスを用いて心臓病患者の身体活動の動機付け実験を行った際、実験期間は 3 ヶ月であった [16]。また、Stuifbergen らが多発性硬化症の女性を対象に運動量向上を狙った際、実験期間は 8 ヶ月であった [3]。ユーザの習慣に変化を与える際、短期間では影響を与えることは難しく、少なくとも数ヶ月を要するのではないかと考えられる。

また、提案システムがユーザ個々人に適した目標を出力するためにも、実験期間を長くすべきである。今回、システムは1週間分の歩行データから予測モデルを作成したため、外れ値によって予測精度が低かったこtこが考えられる。データ数ヶ月収集することで、

外れ値による予測精度の低下を緩和でき、ユーザ個々人に適した歩行目標を提示できると 予想される。以上 2 点の理由から、再度実験を行う際には実験期間を数 $_{f}$ 月設けることが 重要であると考えられる。

第三に実験協力者に関する設定が挙げられる.実験協力者数が 10 名のみであり、十分なデータが得られたとは言い難い.また、今回の実験は被験者間実験であったが、本研究の場合は被験者内実験が望ましいと考えられる.実験の目的は、提案システムがユーザの運動習慣に与える影響を調査することであった。システムによって受ける影響の大きさや内容には個人差があると考えられる.被験者間実験を行うことで、ユーザごとに動機付け理論に基づくアドバイス提示の有無による影響を調査することが、実験の意義に沿うのではないかと考えられる.再度実験を行う際は、より多くの実験協力者を募集することや、被験者間実験を行う必要があると考えられる.

第7章

まとめ

本研究では、ユーザの過去の運動傾向をふまえて、ユーザが挫折しにくくかつ一定の健康改善効果がある運動目標候補を提示するシステム MoreSteps を提案した.提案システムはユーザの歩数を毎日計測し、ユーザに適した歩行量とアドバイスをその日ごとに提示する.提示するアドバイスは、アトキンソンの動機付け理論を参考に設計し、ユーザの運動に対するモチベーションを向上させることを狙った.本稿では、アドバイスの提示がユーザの運動へのモチベーション向上に寄与するのかをアンケート調査とユーザ実験によって検証した.アンケート調査の結果、提案システムによるアドバイスはユーザの運動に対するモチベーションを高めたり現実的な目標設定を促進したりする可能性が考えられた。また、ユーザ実験の結果からは、動機付け理論に基づくアドバイスがユーザの運動習慣に与える影響には個人差がある可能性が示唆された。しかし、システムがユーザの運動習慣に与える影響には個人差がある可能性が示唆された。しかし、システムがユーザの運動習慣にどのような影響を与えるかをより長期的なユーザ実験によって検証する必要がある。

参考文献

- [1] Frank W Booth, Christian K Roberts, and Matthew J Laye. Lack of exercise is a major cause of chronic diseases. *Comprehensive physiology*, Vol. 2, No. 2, p. 1143, 2012.
- [2] Jeremy N Morris and Adrianne E Hardman. Walking to health. *Sports medicine*, Vol. 23, No. 5, pp. 306–332, 1997.
- [3] Alexa K Stuifbergen, Heather Becker, Gayle M Timmerman, and Vicki Kullberg. The use of individualized goal setting to facilitate behavior change in women with multiple sclerosis. *Journal of Neuroscience Nursing*, Vol. 35, No. 2, pp. 94–101, 2003.
- [4] Amy V. Ries, Lorraine Blackman, Rachel A. Page, Ziya Gizlice, Salli Benedict, Katie Barnes, Kristine S Kelsey, and Lori Carter-Edwards. Goal setting for health behavior change: evidence from an obesity intervention for rural lowincome women. Rural and remote health, Vol. 14, p. 2682, 2014.
- [5] Jeffrey Yim and TC Nicholas Graham. Using games to increase exercise motivation. In *Proceedings of the 2007 conference on Future Play*, pp. 166–173. Association for Computing Machinery, 2007.
- [6] John W Atkinson. Motivational determinants of risk-taking behavior. Psychological review, Vol. 64, No. 6p1, p. 359, 1957.
- [7] Gyuwon Jung, Jio Oh, Youjin Jung, Juho Sun, Ha-Kyung Kong, and Uichin Lee. "good enough!": Flexible goal achievement with margin-based outcome evaluation. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–15, 2021.
- [8] Gertjan Wijnalda, Steffen Pauws, Fabio Vignoli, and Heiner Stuckenschmidt. A personalized music system for motivation in sport performance. *IEEE pervasive*

- computing, Vol. 4, No. 3, pp. 26–32, 2005.
- [9] Takuya Shimada, Itaru Kuramoto, Yu Shibuya, and Yoshihiro Tsujino. Keep healthy with fun: an entertainment system for keeping the motivation of daily, dull, and monotone exercise. In *Proceedings of the international conference on Advances in computer entertainment technology*, pp. 280–281, 2007.
- [10] Chiraphruet Mansart, Siriluck Sukitphittayanon, Panitan Pantongkhum, and Supphachai Thaicharoen. Go run go: an android game-story application for aiding motivation to exercise. In 2015 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM), pp. 407–410. IEEE, 2015.
- [11] Upol Ehsan, Q Vera Liao, Michael Muller, Mark O Riedl, and Justin D Weisz. Expanding explainability: Towards social transparency in ai systems. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–19, 2021.
- [12] Aniek F Markus, Jan A Kors, and Peter R Rijnbeek. The role of explainability in creating trustworthy artificial intelligence for health care: a comprehensive survey of the terminology, design choices, and evaluation strategies. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 113, p. 103655, 2021.
- [13] Julia Amann, Alessandro Blasimme, Effy Vayena, Dietmar Frey, and Vince I Madai. Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. BMC Medical Informatics and Decision Making, Vol. 20, No. 1, pp. 1–9, 2020.
- [14] Yukitoshi Aoyagi and Roy J Shephard. Habitual physical activity and health in the elderly: the nakanojo study. *Geriatrics & gerontology international*, Vol. 10, pp. S236–S243, 2010.
- [15] David Thissen, Lynne Steinberg, and Daniel Kuang. Quick and easy implementation of the benjamini-hochberg procedure for controlling the false positive rate in multiple comparisons. *Journal of educational and behavioral statistics*, Vol. 27, No. 1, pp. 77–83, 2002.
- [16] Charlotte Brun Thorup, Mette Grønkjær, Helle Spindler, Jan Jesper Andreasen, John Hansen, Birthe Irene Dinesen, Gitte Nielsen, and Erik Elgaard Sørensen. Pedometer use and self-determined motivation for walking in a cardiac telerehabilitation program: a qualitative study. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, Vol. 8, No. 1, pp. 1–13, 2016.

謝辞

本研究の遂行ならびに論文の作成にあたり、ご指導を賜りました静岡大学情報学部准教授山本祐輔先生に謹んで深謝の意を表します。本論文をまとめるにあたり、副査として有益な御助言と御教示を賜りました静岡大学情報学部講師金鎭赫先生に心より感謝の意を表します。本研究の遂行ならびに論文の作成にあたり御協力いただいた、静岡大学情報学部山本研究室の皆様に深く感謝致します。本研究の実験にご協力いただきました実験協力者の皆様に深く感謝致します。

2022 年 3 月 織田直也