

# 学習時のモチベーションとその変化の計測による可視化

## Visualizing Personal Learning Motivation by Measuring its Change

中央大学大学院 理工学研究科 経営システム工学専攻  
博士課程前期課程 2年 16N71000141 島崎 友祐

### 1. はじめに

#### 1.1 本研究の背景

今日では、情報通信機器の進歩やインターネットの普及に伴い、多くの教育機関や企業の研修などで e-Learning 教材が導入され、その利活用が始まっている[1-3]. 教育の現場では、文部科学省が 2020 年度から、デジタル教科書を全国の小中学校で正式に導入する方針を示している[4]. また、資格取得やスキルの向上のための企業内研修でも、業務で忙しく自分の時間が取りにくい社会人でも利用しやすいといった点から、e-Learning 教材は積極的に利用されている[5]. このような現状から、今後 e-Learning 教材の更なる活用が期待される。

一方、自学自習に e-Learning 教材を用いる場合、学習者がモチベーションを維持することが出来ず、ドロップアウトしてしまうことが危惧される。自学自習の際、学習者は孤独であり、最初はモチベーションが高かったのにも関わらず、時間経過とともにそれが低下してしまうためである。自学自習の形をとり、学習者を孤独な状況にしやすい e-Learning は、学習意欲をいかに持続させるかが課題であると言える。

#### 1.2 本研究の目的

本研究では、学習者の学習に対するモチベーションが低下している適切なタイミングを把握しサポートするために、学習者のモチベーションの変化を可視化するシステムを作り、適切なタイミングでの動機付けを可能にすることを旨とする。

次章以降に示す通り、学習に対するモチベーションを維持するための動機付けに関する先行研究や取り組みは数多く存在するが、後述する「心理的リアクタンス」[9]を考慮し、「適切なタイミングでの動機付け」を試みているものは少ない。この実現により、既存の動機付け研究をさらに効果的なものとすることができると考えられる。

### 2. 関連研究

#### 2.1 ゲームフィケーションを用いた動機付け

既存の動機付け研究やビジネスで頻繁に用いられるものとして「ゲームフィケーション」が挙げられる。ゲームフィケーションとは課題解決やモチベーション向上のためにゲームデザインの技術やメカニズムを利用する活動のことを指す。今日ではこの方法を利用し、学習時や作業時におけるモチベーションを向上・維持させるために様々な研究がなされている。

鳴海ら[7]は、卒業論文を執筆する学生数名に対し、各々の進捗状況を twitter で発信し、学生同士で共有することや、バッジ機能などを利用して学習意欲を向上させるためのアプリケーションを作成した。また市村ら[8]は、e-Learning を用いた学習におけるドロップアウトを防ぐため、学習課題についての困難度情報を利用することで動機付けを図った。

しかし、これらの研究のように動機付けの方法論としては適切であったとしても、それを用いるタイミングを誤れば逆効果になることも考えられる。1966年にブレイム・J. W[10]は心理的リアクタンスという理論を提唱した。「人は生来的に自分の行動や選択を自分で決めたいという欲求があり、それを他人から強制されたり、奪われると、たとえ自分にとってプラスな提案でも無意識的に反発的な行動をとる」というものである。浅尾[10]の研究「Web教材の情報伝達の仕方の有益感に関するアンケート調査」によれば、学習時にその補助を行う HELP機能に関し、「余計なお節介はしないほしい」

などの回答が最も多かった。結果的にこの機能は被験者のモチベーションの低下を引き起こし、ブレイムの理論[9]を支持することとなった。従ってモチベーションが低下している動機状態の時など、そのタイミングを考慮し、適切な情報伝達や働きかけを行うことで、より向上させることができると考えられる。

本研究では上記を実現するために、被験者実験を通じた学習時のモチベーションの計測による可視化を試みる。学習者のモチベーションの状態を可視化することで、適切なタイミングでの動機付け支援が可能となる。

#### 2.2 ウェアラブルデバイスの活用

近年、センシングデバイスの小型化、低価格化が進み、様々なビジネスやサービスでウェアラブルデバイスに代表される IoT 技術が利用されるようになった[11]. これらを用いることで、今まで取得することが出来なかったデータなどを取得できるようになった。それらを組み合わせたりすることで、今まで知り得なかった事実や疲労感や気分など主観的にしか分からなかった情報が定量的に理解するための取り組みが行われるようになった[12][13].

本研究においても、ウェアラブルデバイスによって取得できる情報を中心に、学習者の学習時のモチベーションの可視化を試みる。この実現により、既存の動機付けのサービスやビジネスを個別化、また最適なメッセージの内容とその提供タイミングについて高精度化が可能となると考えられる。また藤田ら[14]の研究からも、ウェアラブルデバイスを用いたゲーミフィケーションとヘルスケア市場とは親和性が高いということが分かる。動機付けという観点から見ると、「なかなか継続できない」、「目標が達成できない」といった事象は学習時や他の場面でも起こりうることであり、これより、上記を様々な動機付け市場に応用することで既存のサービスやビジネスをより成長させることができると考えられる。

米倉ら[13]は、ウェアラブルデバイスを用いて得られた脈拍や睡眠時間などの生体情報や行動情報、その日のイベント情報・気象情報を用いることでメンタルヘルスケアのための気分予測を行うシステムを構築した。この結果、睡眠時の脈拍の情報が未来の気分と相関があることが明らかとなり、今後の気分予測の精度向上を期待されている。また、米倉らの気分の定義によれば、気分とは長時間持続しながら、情動に影響を受けて緩やかに変化する感情とされている。同様に情動は短時間の激しく変化が早い反応と定義された。学習時のモチベーションは、例えば模試の結果が下がったことや指導者の叱責などの情動により変化するものであることから、米倉らの研究における気分と共通する部分が多い。このことから学習時のモチベーションの推定にも応用が可能であると考えられる。

### 3. 学習時のモチベーションの計測による可視化

#### 3.1 提案するシステム

学習時のモチベーションを可視化するために睡眠時間や歩数などの行動履歴や生体情報、天候に関する学習者の主観評価値、その日のイベント情報を利用した。取得したデータに基づき、学習時のモチベーションを数値化による可視化するためのモデルを作成する。提案するシステムの概要図は図 1 で示す。

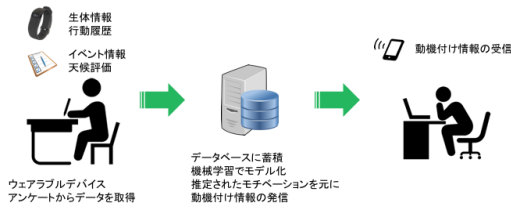


図 1. 提案するシステムの概要

### 3.2 生体情報の取得方法

本研究では学習者の生体情報や行動履歴を取得するため、腕時計型のウェアラブルデバイスの fitbit charge HR (fitbit 社製) を用いる。fitbit charge HR には心拍センサのほか、GPS や加速度センサなど様々なセンサを搭載している [15]。

### 3.3 天候情報の取得方法

天候情報は温度や湿度などの物理的な指標ではなく、学習時のそれを学習者がどう感じているかといった主観評価値をアンケートにて回答してもらう。これは同じ室温や湿度でも、学習者によってその感じ方は異なり、精度の高いモチベーション推定モデルを作成する上での妨げになることを防ぐためである。アンケートは Google form を利用して作成した。また、回答は被験者が学習を行う前に受けるアンケートで、5 段階評価で行ってもらった。

### 3.4 イベント情報の取得

米倉ら [13] の研究ではイベントを、授業など自らの意思に関係なく発生するタスクとゲームや旅行など自分で意思決定をして行う息抜きに分類した。本研究においても米倉らの定義に則り、イベントを分類する。イベント情報は被験者が学習前に行うアンケートで記入してもらうことで取得した。また例えば、「30 分運動した」のように時間値とともに被験者に回答してもらう方法を採用した。

### 3.5 学習時のモチベーションの計測方法

学習時のモチベーションは、被験者による主観評価値 (5 段階評価値) を利用して取得した。問題の正答数やそれに取り組んだ時間などといった指標では、「勘で答えたら正解した」や「ダラダラやって時間ばかり過ぎてしまった」などの事象が起こりうるため、学習時のモチベーションを表す指標として相応しくないと考えられるためである。取得は、天候評価値を取得する時と同様にアンケートによって取得した。

### 3.6 モデル作成における変数の決定

3.2 章から 3.4 章までに本研究で使用データの取得方法を記したが、本章ではそれらと我々の以前の取り組み [16] を踏まえ、モデル化する上での変数は表 1 のように決定した。

表 1. 学習時のモチベーション推定モデルの目的変数・説明変数

目的変数:	学習時のモチベーション(主観評価値)(1-5)
説明変数 1:	天候(快・不快の主観評価値)(1-5)
説明変数 2:	息抜きの時間値(h)
説明変数 3:	タスクの時間値(h)
説明変数 4:	前日の睡眠時間(m)
説明変数 5:	歩数(歩)

## 4. 学習時のモチベーション計測実験

### 4.1 実験の目的

学習者の学習時のモチベーションを数値化し可視化するために、その計測をする実験を行い、モデル化を試みる。また、各変数の挙動にも注目し、学習時のモチベーションとの関係性の考察も行う。

### 4.2 実験方法

被験者は 20 代男子大学生 5 名の被験者に対し 10 日間実施した。e-Learning 使用状況下において学習に対するモチベーションの維持が難しいという本研究の背景に基づき、被験者には「TOEIC 対策用 e-Learning 教材に取り組む」というタスクを与えた。教材は株式会社 newton により作成された TOEIC 対策の e-Learning 教材(Newton TLT)を採用した。

### 4.3 解析方法

学習時のモチベーションを可視化するために、そのモデル化を試みる。また、実験データのクラスタリングを行い、各変数と学習時のモチベーションの関係性を調べる。

学習時のモチベーションの可視化には、ランダムフォレストによるモデル化を採用した。学習の手法としてランダムフォレストを採用した理由として、非線形な事象を扱えるとともに、寄与度の算出により、モデルの解釈をしやすいという利点が挙げられる。また、ランダムフォレストとは、多数の決定木を用いたアンサンブル学習であり、各々の決定木による多数決することによって結果を得る学習法である。また、Gini 係数の減少量の特徴量の重要度と近似的に表現できるため、この値をもとに各特徴量のモデルへの寄与度を算出することができる。

クラスタリングの手法は、ワード法による階層クラスタリングを採用した。ワード法は、クラスターをサンプルとしてまとめるときに生じる、各サンプル数の情報の損失量の増加分をクラスターの距離とする方法である [17]。すべてのクラスター内の偏差平方和の和をできるだけ小さくするように組み合わせることで、比較的まとまりのあるクラスターに分けることができる手法である [17]。

### 4.4. 実験結果・解析

5 名の被験者の、10 日分のデータから、のべ 29 日分のデータを有効なデータとして取得できた。これを元に、学習時のモチベーションのモデル化を試みた。

29 日分のデータのうち 3 割をランダムに抽出し、学習データに、残りをテストデータとしモデルを作成した。作成したモデルによる分類のシミュレーション結果を示す混同行列を表 2 で示す。本実験の結果、52.4%の精度で学習時のモチベーションを推定することができた。また、学習時のモチベーションの評価値の 1-2 を低、3 を中、4-5 を高のように層別し、それぞれの分類の精度をグラフに表すと図 2 の様になる。分類の精度の平均値は 52.4%であったが、モチベーションが低い層はそれよりも高く、逆にモチベーションが高い層の精度は低くなるのがわかる。このことから、本実験により、「モチベーションの低下」に関しては比較的高い精度で識別することが出来る事が分かる。算出された各特徴量の寄与度は、Sleep(前日の睡眠時間)が最大で、Weather(気象情報の評価)が最小となった。

次に、実験データのクラスタリングを行った。手法はワード法による階層クラスタ分析を採用した。クラスタリングで得られた dendrogram より、図 3 のように実験データを 3 つのクラスターに分け、それぞれ「クラスター 1」のように命名した。また、それぞれのクラスターにおける変数の平均値の箱ひげ図を図 4 に示した。

表 2. モデルのシミュレーション結果の混同行列

	1	2	3	4	5	Class Error Rate
1	0	0	0	0	0	0.0%
2	0	4	1	2	0	42.9%
3	0	4	6	1	0	45.5%
4	1	0	1	1	0	66.7%
5	0	0	0	0	0	0.0%

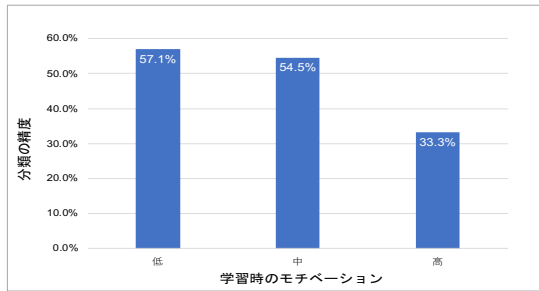


図2. 各層における分類の精度

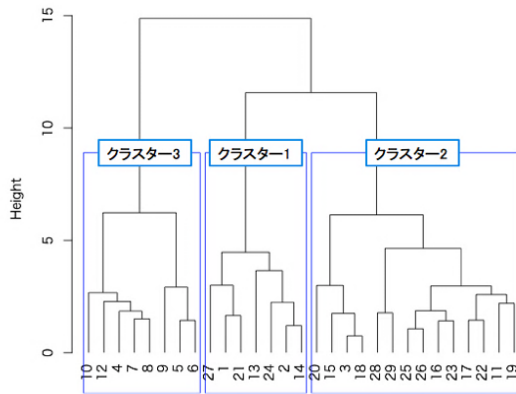


図3. ウォード法による階層クラスター分析の結果

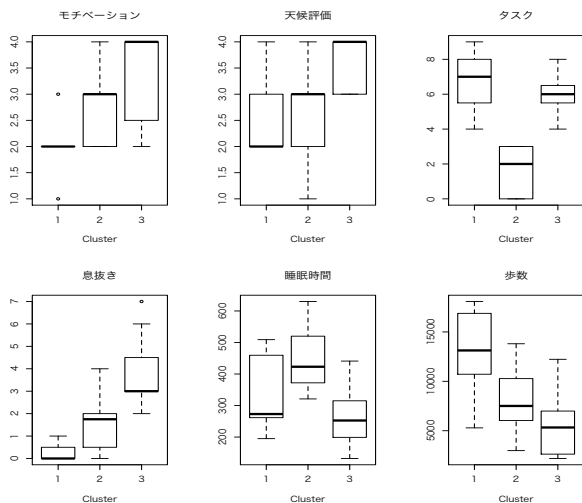


図4. 各クラスターの変数の平均値をまとめた箱ひげ図

図4より、「学習時のモチベーション」について、クラスター3のデータの中央値はクラスター1, 2よりも高いことがわかる。また、その差の検定を行ったところ、有意差が認められた。これをもとに、学習時のモチベーションが高いクラスターとそうでないクラスターを比較した。

変数「天候評価」について、クラスター3とその他を比較した結果、天候評価値はクラスター1, 2と比較して有意に高い。また、変数「息抜き」についても、クラスター3とその他を比較した結果、クラスター3はクラスター1, 2と比較して「息抜き」の値が有意に高かった。

クラスター1に注目すると、クラスター3と比較して「息抜き」の値が非常に小さく、また「歩数」の値が非常に大きい(図4)。このことから、クラスター1は「息抜きの時間が少なく、歩数が多くなったことで学習時のモチベーションが低くなっ

たクラスター」と言える。また、この2つの変数は、クラスター3のデータと比較して有意差があった。同様にクラスター2に注目すると、イベント情報に関する値が小さく、「睡眠時間」、「歩数」の値が大きかった。

#### 4.5 考察

##### 4.5.1 学習時のモチベーション推定モデルの精度に関して

本実験により作成された学習時のモチベーション推定モデルでは、平均で52.4%の推定精度を得ることができた。学習時のモチベーション推定モデルの精度が芳しくなかった原因の一つとして、学習の際に必要な学習データを十分な量集まらなかったことが考えられる。学習データ中には学習時のモチベーションの値が2, 3, 4の場合しかない。よって、モデルの精度向上のための方法の一つとして、十分な量のトレーニングデータを用意し、学習時のモチベーションの5段階評価のうち全てを網羅することが挙げられる。

また、目的変数である「学習時のモチベーション」の計測方法がアンケートに基づく5段階評価値であることもモデルの精度の低さに起因していると考えられる。学習時のモチベーションに対する尺度は各被験者によって異なるためである。したがって、Visual Analogue Scaleなど、被験者がより直感的に回答できる手法や学習時の姿勢、集中度などの学習に対する振る舞いといった客観的指標を目的変数として用いることで、より精度の高いモデルを作成できると考えられる。

##### 4.5.2 クラスター分析の解釈

学習時のモチベーションが高かったクラスター3の「天候評価」の値と「息抜き」の値が他のクラスターよりも有意に多い。このことから、天候に関する好き嫌いの情報と、息抜きにかけた時間が学習時のモチベーションの高低に大きく関わっていることが明らかになった。これにより、本実験における「英語学習を行う」というタスクに対し、「息抜き」を適度に入れることはモチベーションの向上につながると言える。

「学習時のモチベーションが低いクラスター」とされたクラスター1, 2であるが、クラスター1はクラスター2と比較しても学習時のモチベーションが低いクラスターであった。このクラスターに属するデータはクラスター3と比較すると「歩数」の値が大きく、「息抜き」の値が小さい。我々の従来研究[17]、あるいは一般に1日の歩数が多ければ多いほどその日の疲労度が蓄積するのは明らかである。また、息抜きにかけた時間が少ないことから、このデータは1日を通じて忙しく、自由に使える時間が少なかった日であるとも考えられる。クラスター3についての考察からも、適度な息抜きが学習時のモチベーションの高低に影響を及ぼすことが明らかになっているため、このクラスターの学習時のモチベーションの低下に起因したと考えられる。

「学習時のモチベーションが低いクラスター」とされたクラスター2であるが、各変数をクラスター3の値と比較したところ、「息抜き」などのイベント情報に関する変数の値が小さく、「歩数」が多いなど、睡眠時間を除く全ての変数が悪い方に働いた。また、このクラスターはクラスター3や1と比較してもデータ数が多く、解釈が困難であったため、図5のようにクラスターをさらに2つ(a, b)に分け、考察を行った。また、その各々のクラスターの変数の値とクラスター3の変数の値をまとめた表を表3に示した。

表3より、クラスターa, bともにほぼ変数の挙動は等しいが、イベント情報に関する変数の値がクラスター3の値よりも小さいながら、それぞれ異なることが分かる。つまり、クラスターaとクラスターbとは、それぞれモチベーションの値が低下した理由が異なると言える。

表 3. クラスターa, b とクラスター3 の各変数の値の比較

	モチベーション	天候評価	タスク (h)	息抜き (h)	睡眠時間 (min)	歩数
クラスターa	2.75	2.75	2.75	1.63	377	10842
クラスターb	2.50	2.60	4.80	1.00	378	9052
クラスター3	3.25	3.75	5.63	3.63	248	5428

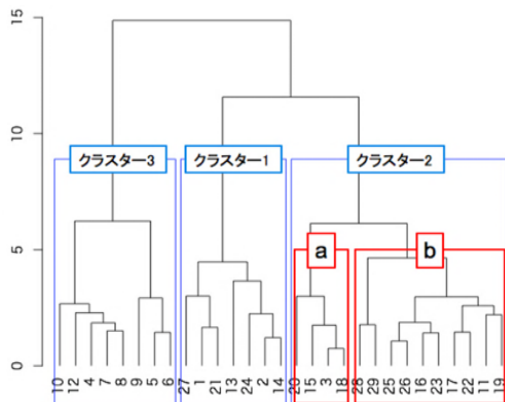


図 5. クラスター2 を細分化した図

クラスターb の場合、息抜きに費やした時間がクラスターa と比較しても少なく、タスクに費やした時間が非常に多いことから、クラスター1 と近い「1 日を通じ、自由時間が少なく、疲労が蓄積したため学習時のモチベーションが低かったクラスター」と解釈できる。

クラスターa の場合、クラスターb と比較して息抜きなどのイベント情報に関する変数の値は良い方向に出ており、その他の変数の挙動はほぼ同じである。しかし、目的変数である「学習時のモチベーション」の値がクラスター3 と比較して小さいながらも、その他のクラスターと比較すると最も高かった。このことからクラスターa は「モチベーションが高くないが低くはないクラスター」と解釈できる。

### 5. まとめと今後の展望

本研究では、目的変数を学習時のモチベーション、説明変数をウェアラブルデバイスなどで獲得できる生体情報や行動情報(歩数・前日の睡眠時間)、その日の天気の主観評価値、イベント情報とし、ランダムフォレストによるモデル化を試みた。その結果、52.4%の精度で学習時のモチベーションを分類することができるモデルを作成することができた。学習時のモチベーションが低い場合に限りば 57.1%の精度で分類することが出来た。このモデルを改善するためには、十分な量の学習データの取得や目的変数として用いる学習時のモチベーションを測るための指標を検討しなければいけないことが分かった。

また、実験データのクラスタリングを行い、その解析を行ったところ、学習時のモチベーションには天気の主観評価値、適度な息抜きが大きくモチベーションの高低に影響していることが明らかになった。歩数などの行動情報も一般に言う「疲労度」と関連し、学習時のモチベーションに影響し得ることも明らかになった。

われわれの以前が行なったライバル関係を用いた学習動機付けシステムに関する研究[18]も含め、既存の動機付けの研究やシステムには、心理的リアクタンス[9]を生じさせないような仕組みはあまり適用されていない。本研究の技術により、利用者のモチベーションを可視化することができれば、心理的リアクタンスを引き起こすことなく、動機付けを行うシステムを作成できると考えられる。

また、本研究では生体情報などウェアラブルデバイスをはじめとした IoT 機器から獲得できるデータを利用した。今後の展望として、T ポイント[19]や d ポイント[20]のようななどのような、消費者の購買データともリンクさせるなど、様々な業界にアプローチをかけることができると考えられる。

### 謝辞

日頃より温かいご指導を賜りました中央大学理工学部ヒューマンメディア工学研究室の加藤俊一教授に深謝いたします。並びに、日常の研究討論を通じ多くの知識や示唆を頂いた同研究室の皆様、様々なお力添えを戴いた感性ロボティクス研究センターの皆様、実験にご協力戴いた皆様に深く感謝いたします。

### 参考文献

- [1] 児玉 俊介, 東 晋司, 佐藤 崇, 澤口 隆, 巽 靖昭: e-Learnig の教育効果に関する「マクロ経済学演習」における検証研究, ICT 活用教育方法研究, 第 14 巻, 第 1 号, pp.16-20, 2011-11.
- [2] 佐藤 修: 海外における e ラーニング効果研究の現状, 日本情報経営学会誌, Vol.29, No.4, pp.3-11, 2009
- [3] 矢野経済研究所: プレスリリース e ラーニング市場に関する調査を実施(2017), 矢野経済研究所  
HP: <https://www.yano.co.jp/press/press.php/001677>
- [4] 文部科学省 HP: <http://www.mext.go.jp/>
- [5] 富田 英典: e-ラーニングの現状, 佛教大学総合研究所紀要 11, pp163-182, 2004
- [6] 神馬 豪, 石田 宏美, 木下 裕司: 顧客を生み出すビジネス新戦略ゲーミフィケーション, 大和出版(2012)
- [7] 鳴海 拓志, 谷川 智洋, 広瀬 通孝: ゲーミフィケーションを利用した研究活動の可視化と活性化, 2015 年度人工知能学会全国大会(第 29 回), 2015
- [8] 市村 賢士郎, 上田 祥行, 楠見 孝: 課題動機付けにおける困難度情報が課題努力に及ぼす影響, 心理学研究 advpub(0), pp.262-272, 2016
- [9] Brehm, J. (1966): Explorations in cognitive reactance. Academic Press, New York.
- [10] 浅尾 彰俊: 中学生向け数学のインタラクティブな Web 教材における情報伝達の仕方に関する有益感アンケート調査及び教材改善案, 日本教育工学会研究報告集 2012(3), pp.183-190, 2012-07-31
- [11] 堀越 力: ウェアラブルデバイスの現状と将来, 湘南工科大学紀要 49(1), pp65-73, 2015-03-31
- [12] 中嶋 宏: ウェルネスのための ICT:1.生活習慣改善の継続支援技術 -パーソナル・ヘルスケア実現に向けて-, 情報処理, 56(02), pp134-139(2015-01-15)
- [13] 米倉 慎哉, 岡村 峻, 梶原 祐輔, 島川 博光: メンタルヘルスケアのための情動体験を考慮した気分予測, FIT2015(第 14 回情報科学技術フォーラム)
- [14] 藤田 美幸: ヘルスケアサービスとゲーミフィケーションの親和性 -ユーザーの特性に注目して-, 現代社会文化研究 (62), pp303-320, 2016-03
- [15] fitbit charge HR 公式 HP: <https://www.fitbit.com/jp/chargehr>
- [16] 島崎 友祐, 加藤 俊一: Moti-Meter: 学習時のモチベーション可視化システム, 第 12 回日本感性工学学会春季大会, 2017-03
- [17] 志津 綾香, 松田 眞一: クラスター分析におけるクラスター数自動決定法の比較, アカデミア. 情報理工学編: 南山大学紀要, 11p.17, 2011-03, 南山大学
- [18] 島崎 友祐, 浦田 仁志, 加藤 皓也, 奥住 広大, 加藤 俊一: e-learning でのライバル関係を利用した学習支援手法, グローバル人材育成教育学会第 4 回関東支部大会, 2017-06
- [19] T サイト[T ポイント公式 HP]: <https://tsite.jp/index.pl>
- [20] d ポイントクラブ [d ポイント公式 HP]: <https://dpoint.jp/ctrw/web/index.html>