

感染症流行時における スマートフォンを用いた大学生の身体活動量分析

西山 勇毅^{1,a)} 柿野 優衣² 中 縁嗣³ 野田 悠加² 羽柴 彩月² 山田 佑亮² 佐々木 航² 大越 匡⁴
中澤 仁⁴ 森 将輝⁴ 水鳥 寿思⁵ 塩田 琴美⁵ 永野 智久⁶ 東海林 祐子² 加藤 貴昭⁴

受付日 2021年1月6日, 採録日 2021年7月7日

概要: 新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の世界的な感染拡大にともない, 多くの大学ではキャンパス内での感染予防のために, キャンパスの封鎖とインターネット越しに授業を配信するオンライン授業が導入され, 学生たちは自宅から授業に参加している. このような在宅中心の新しい生活様式は, 感染予防効果が見込める一方で, 運動不足による二次的な健康被害が懸念される. 新しい生活様式における大学生の身体活動の実態, 特に学生の属性や時間帯ごとの身体活動量とその内容を明らかにすることは, 二次的な健康被害を予防するうえで必要不可欠である. そこで本研究では, 日常生活での身体活動データ (歩数と6種類の行動種別) を大学生が所有するスマートフォンを用いて自動収集し, 大学生の身体活動量を明らかにする. 身体活動データは, 必修の体育授業を履修する大学1年生305名から10週間収集した. その結果, 通学 (7時から10時) や教室での授業, 課外活動 (11時から24時) の時間帯における歩数の減少と静止時間の長時間化が明らかになった. 本結果は, 新しい生活様式における大学生活が平日の身体活動量の低下を招く可能性を示唆する.

キーワード: モバイルセンシング, COVID-19, 身体活動量分析, 歩数, 行動認識

Physical Activity Analysis of College Students during the COVID-19 Pandemic Using Smartphones

YUUKI NISHIYAMA^{1,a)} YUUI KAKINO² ENISHI NAKA³ YUKA NODA² SATSUKI HASHIBA²
YUSUKE YAMADA² WATARU SASAKI² TADASHI OKOSHI⁴ JIN NAKAZAWA⁴ MASAKI MORI⁴
HISASHI MIZUTORI⁵ KOTOMI SHIOTA⁵ TOMOHISA NAGANO⁶ YUKO TOKAIRIN² TAKAAKI KATO⁴

Received: January 6, 2021, Accepted: July 7, 2021

Abstract: With the spreading of the new coronavirus infection (COVID-19) worldwide, several universities have closed their campuses to prevent the spread of infection. Consequently, university classes are being held over the Internet, and students attend these classes from their homes. While the COVID-19 pandemic is expected to be prolonged, the online-centric lifestyle has raised concerns about secondary health issues caused by reduced physical activity (PA). However, the actual status of PA among college students has not yet been examined in Japan. Hence, in this study, we collected daily PA data (including the data corresponding to the number of steps taken and the data associated with six types of activities) by employing off-the-shelf smartphones and thereby analyzing the PA changes of college students. The PA data were collected over a period of ten weeks from 305 first-year college students who were attending a mandatory class of physical education at the university. The obtained results indicate that the decrease in commuting time (7 AM to 10 AM), classroom time, and extracurricular activity time (11 AM to 12 AM) has led to a decrease in PA on weekdays owing to reduced unplanned exercise opportunities. The results suggest that college life in an online-centric lifestyle may lead to a decrease in PA on weekdays.

Keywords: mobile sensing, COVID-19, physical activity measurement, pedometer, activity recognition

1. はじめに

新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) が世界的に感染拡大しており, 2020 年 8 月 29 日時点で世界中で 2,400 万人以上が感染, 死者は 83 万人以上となっている [1]. 日本国内においても累計感染者数が 6 万 7 千人に達している. COVID-19 は, 新型コロナウイルス (SARS-CoV-2) による感染症である. 新型コロナウイルスに感染し発症すると, 発熱や呼吸器症状, 強い倦怠感を訴え約 80% は軽症で経過し治癒するが, 約 20% が重症化して酸素吸入や集中治療が必要となる [2]. 加えて軽症でも嗅覚や心肺機能異常, 継続的な倦怠感などの後遺症 [3], [4] を引き起こす可能性がある. COVID-19 は主に飛沫・接触感染によって感染が広がるため, 感染予防策として密集・密閉・密室のいわゆる三密の回避や, マスクや手洗い・消毒の徹底, 感染者隔離や都市封鎖, 在宅勤務の導入など人の移動と接触機会を低下させる感染拡大防止策が実施されている. 特に大学は, 広域から多くの学生が集まり教室や研究室, 食堂などの室内で過ごす時間が長いこと三密になりやすく, 感染拡大リスクが高い. 大学生・大学院生の 95.4% がオンライン授業を受講したことがあると回答するなど, 大学では積極的にオンライン授業を導入しており [5], それにともない多くの学生は自宅から授業に参加している. たとえば, 慶應義塾大学湘南藤沢キャンパス (Shonan Fujisawa Campus: 以下 SFC) では, 国内における COVID-19 の感染拡大にともない, 2020 年度春学期は, すべての授業においてオンライン授業が導入され, 学生には不要不急の外出自粛と学生団体の活動自粛が強く推奨されていた [6], [7].

本研究では, COVID-19 流行前の環境を「コロナ前」, 流行時を「コロナ下」, 流行後を「コロナ後」と定義する. コロナ下において, 在宅中心の新しい生活様式化にともなう急激な身体活動量の低下が指摘されている. たとえば, フィットネストラッカを提供している Fitbit 社は, コロナ前とコロナ下では, 1 日平均の歩数が 1,000 歩以上も低下していると報告している [8], [9]. 身体活動量の長期的な低

下は, 運動不足による二次的な健康被害の危険性が高まる. 身体活動量の調査は, 国内外で行われているが, 大学生を対象に学生の属性や時間帯を考慮した身体活動量の調査はまだ行われていない. また身体活動量は施行される感染症対策によって大きく変化する可能性があるため, 学生たちの健康状態の把握のためには, 継続的に身体活動量をモニタリングできることが望ましい.

本研究では, スマートフォンに搭載された歩数計と行動種別認識機能を用いて, 日常生活での身体活動量を計測し, コロナ下における学生の属性や時間帯ごとの身体活動量とその行動種別の違いを明らかにする. また, オンライン授業支援を目的としたスマートフォンアプリに計測機能を組み込むことで, 継続的な身体活動量のモニタリング手法の可能性について調査する. 大学 1 年生 305 名を対象に, 都道府県をまたぐ移動やイベント開催の自粛が日本政府より国民に要請されていた, 2020 年 5 月から 7 月の春学期中 (10 週間) における身体活動量の計測を行い, その計測結果を分析した.

本研究の貢献は以下のとおりである.

- 感染症流行下において大学 1 年生 (305 名) を対象に身体活動量分析を行ったこと
- スマートフォンより収集した身体活動データを用いて, コロナ下における学生の属性と時間帯ごとの身体活動量・内容の実態調査を行ったこと
- 新しい生活様式における大学生生活が平日の身体活動量の低下を招く可能性を示したこと
- 運動習慣の有無が新しい生活様式下においても身体活動量の増減に影響を与えることを示したこと

本論文では, 1 章で本論文の全体像について述べ, 2 章で関連研究をまとめ既存研究の課題を示す. 3 章では, 本研究の目的とアプローチを説明し, 4 章で具体的な身体活動量計測の手法や被験者, 期間などについて述べる. 5 章では計測結果を整理し, 6 章で考察を行う. 最後に, 本論文の結論を 7 章にまとめる.

2. 関連研究

2.1 日常生活での身体活動量

「健康日本 21 (厚生労働省)」[10] では, 健康増進の目安として, 20 から 64 歳の男性は 1 日 9,000 歩・女性は 1 日 8,500 歩を目標と定めている. 厚生労働省がデジタル万歩計を用いて行った身体活動量調査 [11] によると, 日本人の 20 から 29 歳の 1 日の平均歩数は 7,308 歩 (男性: 7,904 歩・女性: 6,711 歩) であると報告している.

1 日の覚醒時間における活動内容は, 55 から 60% が座位行動で, 35 から 40% が歩行などの低強度身体活動, 5% がランニングなどの高強度身体活動であると報告されている [12], [13]. また 1 日の合計座位時間が 4 時間長くなるにつれて, 総死亡リスクが 11% ずつ高まると報告されてい

¹ 東京大学生産技術研究所
Institute of Industrial Science, The University of Tokyo,
Meguro, Tokyo 153-8505, Japan

² 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio University,
Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan

³ 株式会社 ANOBAKA
ANOBAKA, Inc., Shibuya, Tokyo 150-0043, Japan

⁴ 慶應義塾大学環境情報学部
Faculty of Environment and Information Studies, Keio University,
Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan

⁵ 慶應義塾大学総合政策学部
Faculty of Policy Management, Keio University, Fujisawa,
Kanagawa 252-0882, Japan

⁶ 横浜商科大学商学部
Department of Commerce, Yokohama College of Commerce,
Yokohama, Kanagawa 230-8577, Japan

a) yuukin@iis.u-tokyo.ac.jp

る [14]. このように身体活動量調査では、歩数だけでなく身体活動の内容を計測することも重要である。

2.2 スマートフォンを用いた継続的な身体活動量計測手法

モバイルクラウドセンシング (Mobile Crowd Sensing: MCS) は、個々人の携帯端末にデータ収集用のアプリケーションをインストールしデータを収集する手法である [15]. 近年普及しているスマートフォンには、歩数計や加速度センサ、位置情報センサなど様々なセンサが搭載されており、それらのセンサを利用することで日常生活の活動データを容易に収集できる。たとえば、Wang らの StudentLife プロジェクト [16] では、データ収集用アプリを学生に配布し、学生の身体活動データとスマートフォンの利用ログを収集し、それら収集データを分析することで、学生のうつ症状の有無を予測している。また、AWARE Framework [17], [18] や Sensus [19] といったセンシングフレームワークを利用することで、任意のセンサデータを継続的に収集できる。

2.3 コロナ下における身体活動量

コロナ下における身体活動量調査の関連研究として、「マクロ視点」での分析と、よりマイクロ視点な「大学生」を対象とした分析について述べる。

2.3.1 マクロ視点での身体活動量分析

日本における携帯電話の普及率 [20] は、2017 年時点では 90% 以上であり、それらに搭載された位置情報センサや電波基地局への接続傾向から人々の行動範囲や傾向を把握する取り組みが広く行われ、行政の意思決定などで広く活用されている。たとえば、Yahoo! Japan のレポート [21] によると、東京都居住者と推定された人物における 2020 年 4 月の平日の平均移動距離は、すべての世代で 2020 年 1 月に比べて 40% 以上低下していることが報告されている。休日においても約 20% 低下したと報告されている。Apple と Google は両社が提供するスマートフォンより収集したデータをオープンデータとして公開している [22], [23]. 緊急事態宣言前後での、人々の急激な移動機会の低下や、駅や小売・娯楽施設、職場での滞在時間の減少が確認されている。

このように、既存の携帯電話より収集したデータを活用することで、マクロ視点での人々の行動変化を観測できる。しかし、各社が提供するオープンデータは、プライバシー保護のために統計情報のみ提供されており、利用可能な属性データも限られている。そのため、ユーザとその属性ごとの詳細な行動変化といったマイクロ視点での分析を行うことは困難である。

2.3.2 大学生の身体活動量分析

スペインでは、Sañudo ら [24] が大学生 (20 名) のスマートフォンとウェアラブルデバイス、アンケート調査を用いて、都市封鎖前中の身体活動量の変化を調査した。その

結果、都市封鎖は、1 日の歩数を減少 (平均 8,525 歩から 2,754 歩に) させる一方で、スマートフォン利用時間と睡眠時間を増加させることを明らかにしている。さらに、アンケート調査より、座位時間が有意に増加し、中・高強度の運動にかかる時間が低下したことが報告されている。米国では、Huckins ら [25] が、前述の StudentLife アプリを用いてコロナ下における大学生の身体活動量とメンタルヘルスに関する調査を行っている。Huckins らは 217 名の大学生から、2018 年より継続的に加速度センサ、位置情報センサ、行動種別、スマートフォン利用頻度データを記録しており、収集データを COVID-19 流行前後の学期で比較した。COVID-19 関連の報道が増えるごとに、座位時間が増加し、訪問場所の数が減少 (位置情報データより推測) し、不安やうつ症状の増加がみられた。日本国内では、浦辺ら [26] が広島市の大学生を中心に、コロナ前とコロナ下の歩数の変化を調査した。本調査では、コロナ前の 3 カ月間 (1 月から 3 月) とコロナ下 (4 月から 5 月) の歩数を、スマートフォンに標準搭載された歩数センサを用いて 221 名から収集し、1 日の平均歩数を月ごとに比較した。その結果、コロナ前の 1 日の平均歩数 5,000 歩程度に対してコロナ下では 3,000 歩程度となり、コロナ前と比較するとコロナ下では歩数が約 40% 低下していることが明らかになった。

コロナ下に行われた国内外の調査 [24], [25], [26] では、共通して身体活動量の低下が示唆されている。しかし、コロナ下におけるユーザ属性や曜日・時間ごとの違いなど、詳細な分析はまだ行われていない。

2.4 大学における授業支援アプリケーション

総務省の通信利用動向調査 [27] によると、2017 年時点での 20 代のスマートフォン普及率は 94.5% であり、ほぼ大部分の大学生がスマートフォンを所有していると考えられる。高いスマートフォンの所有率を背景に、授業支援を目的としたスマートフォンアプリも開発されている。たとえば、SFC では、COVID-19 の流行にともなう遠隔授業提供に際して、いち早く遠隔授業を支援するスマートフォンアプリを開発し、運用を行った [28]. 本アプリは、「SFC GO (SFC Going-well Online)」と呼ばれ、学部 1 年生を対象とした必修の体育授業の受講者全員に配布され、アプリを活用した授業が実施されている。SFC GO は、2020 年春学期より「体育 1」授業内での「コミュニケーション支援」と「客観的な運動量の計測支援」、「日常生活の身体活動記録」ツールとして利用されている。

このような学内向けスマートフォンアプリから収集した身体活動データから、学生の健康状態を把握できれば、学生の健康増進を支援する様々な戦略を立案することができる。一方で、継続的な身体活動データ収集は、プライバシーへの配慮などデータ利用は慎重に行う必要がある。

3. 感染症流行時における大学生の身体活動量計測

既存研究より、在宅中心の新しい生活様式では、身体活動量の低下による二次的な健康被害が危惧されている。特に大学は、授業や研究、サークル活動などで、教室や研究室に長時間滞在する機会が多く、感染リスクが高い環境である。そのため、感染症収束までは在宅中心の新しい生活様式が積極的に継続される可能性が高い。

学生の身体活動量を把握することは、二次的な健康被害を予防し、健康増進の指針を見だしていくうえで重要な根拠を得ることにつながる事が期待される。感染症流行下における1度きりの身体活動調査 [26] は行われているが、感染症流行状況が流動的に変化する環境において、リアルタイムで身体活動量を把握するためには、継続的に身体活動量をモニタリングする手法が必要である。

オンライン中心の新しい生活様式は、学生の生活様式に大きな影響を与えていることが考えられる。ただし、学生の生活様式や運動習慣には個人差があるため、個人差を考慮に入れながら新しい生活様式での身体活動量を把握していくことが重要である。

本研究の仮説を示す。

仮説 1 平日よりも週末の方が歩数が多くなる

すべての授業でオンライン授業が導入された大学では、平日は外出することなく、自宅からオンライン授業に参加することが求められた。学生たちは通学時間なしに自宅からPC越しに授業に参加できるため、通学時間帯における歩数が減少することが予想される。一方で、週末は、オンライン授業が行われていないため、自宅に滞在し続ける必要はないと考えられる。そのため、日用品の買い出しや散歩などで外出し、午前中から歩数が増加することが予想される。

仮説 2 新しい生活様式下においても運動部所属学生は非所属学生よりも歩数が多くなる

一般的に大学の公式の運動部に所属している学生は、所属していない学生と比較すると、定期的な運動習慣が備わっていると考えられる。たとえば、慶應義塾大学の硬式野球部は、通常は1週間に6日間練習日が設定されており、ほぼ毎日身体運動を行っている。そのため、運動部の活動が休止または縮小したとしても、定期的に自身の健康を維持・増進するための身体運動を行うことが予想され、結果的に身体活動量が非所属者よりも多くなる事が予想される。

本研究では、学生自身が所有するスマートフォンから身体活動データを継続的に収集し、コロナ下における学生の属性や曜日・時間帯ごとの身体活動量の違いを分析する。そのうえで、前述の仮説を検証する。さらに遠隔授業支援アプリを用いた継続的な身体活動量モニタリング手法の可

能性についても議論する。

4. 身体活動量計測

本論文で利用するデータセットの詳細について、データ収集の対象者と身体活動量計測手法、計測期間について述べる。

4.1 身体活動データ

モバイルセンシングフレームワークの1つである AWARE Framework^{*1}は、歩数や加速度、スマートフォンの利用頻度などのスマートフォンで利用可能なハード・ソフトウェアセンサをユーザの入力操作なしに自動収集できる。また、前述の AWARE Framework のセンシング機能はライブラリとして、容易に既存アプリケーションに追加できる。

SFC GO [28] では、ユーザの身体活動データとして、1分ごとの「歩数」と「行動種別（歩行とランニング、自転車、自動車、静止、不明）」を AWARE Framework [17] を用いて収集している。身体活動データは、ユーザの入力操作なしに自動収集され、アプリを開閉したタイミングでサーバにアップロードされる。AWARE Framework では、上述の身体活動データを iOS と Android の両 OS が提供する API (Application Programming Interface) から取得している。しかしながら、iOS と Android では異なる身体活動の算出アルゴリズムが動いているため、本研究では iOS 端末より提供されたデータのみを分析対象とする。

AWARE Framework の iOS 版 (以降 AWARE-iOS) [17] では、身体活動データを iOS 端末に標準搭載されている CoreMotion から収集している。SFC GO では、バッテリー消費を考慮し、アプリを開いたタイミングで過去の身体活動データを遡って収集した。CoreMotion は1週間分の身体活動データを自動的に保存しており、バックグラウンドでの常時計測を行わなくても身体活動データを収集できる。また識別された行動種別の信頼度合いは *low*・*medium*・*high* の3段階で取得できる^{*2}。本研究では *high* と *medium* のデータを利用する。

4.2 被験者

本研究では、慶應義塾大学 SFC の学生のうち、1年生で必修する体育授業の受講者を対象に身体活動データを収集した。当該学期において、SFC GO を導入した学生は 839 名であった。SFC GO 導入者のうち、研究でのデータ利用に関する同意が得られた 771 名分を本研究の被験者とした。本研究は、人を対象とした生命倫理、プライバシー保護、人権保護などに関する倫理審査を受け、慶應義塾大学 SFC

^{*1} <https://awareframework.com/>

^{*2} <https://developer.apple.com/documentation/coremotion/cmmotionactivityconfidence>

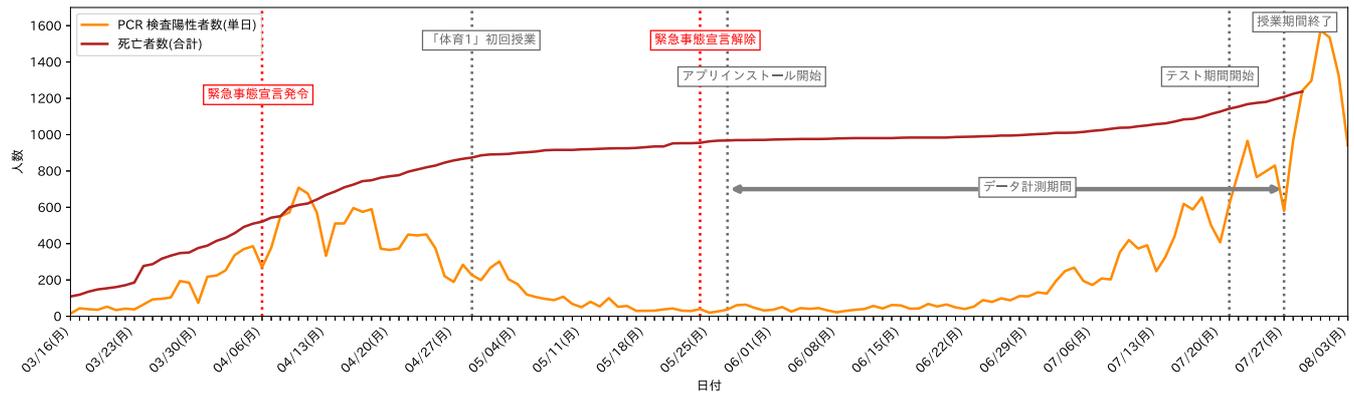


図 1 PCR 検査陽性者数と政府政策・大学授業スケジュール

Fig. 1 Positive PCR test cases, government’s press releases, and the PE class schedule.

実験・調査倫理委員会から承認を得て行われた。

4.3 期間

身体活動量の計測は、体育授業の授業日程に合わせて行われた。図 1 に、体育授業の授業スケジュールおよび計測期間と日本国内における COVID-19 に対する PCR 検査の陽性者数を示す。体育授業は 4 月 30 日に初回授業が開始され、その後、授業 5 週目の 5 月 28 日に SFC GO の配布を開始した。SFC GO を用いて、授業終了時までの 10 週間分の身体活動データを収集した。体育授業は、クラスごとに週 1 回の授業が行われていた。

計測期間の 2020 年度春学期は、SFC では体育授業に限らず、すべての授業においてオンライン授業が導入され、学生には不要不急の外出自粛と学生団体の活動自粛が強く要請されていた [7]。また、日本国政府が 2020 年 4 月 7 日発令した緊急事態宣言は第 1 波の感染拡大が収束に向かったのを受け 2020 年 5 月 25 日に解除された。しかし、計測期間の 10 週間は都道府県をまたぐ移動やイベントの開催自粛が引き続き要請された。PCR 検査陽性者数は、SFC GO の配布を開始した 5 月 28 日からデータ収集終了日にかけて徐々に増加していた。

5. 結果

SFC GO を用いて収集した身体活動データの結果について述べる。まず収集データの前処理について説明し、歩数・行動認識データの日・曜日ごとの比較を行う。

5.1 収集データの前処理

本研究では、歩数の検知と行動認識をスマートフォンに標準搭載された機能を用いて検知・収集している。

歩数記録と行動認識の感度は、OS や搭載されているセンサーによって異なるため、本研究では iOS 端末のみを分析対象とした。アプリの設定不良のためにデータ収集が実行されなかった iOS 端末を除くと、合計 486 名分のデータが収集された。

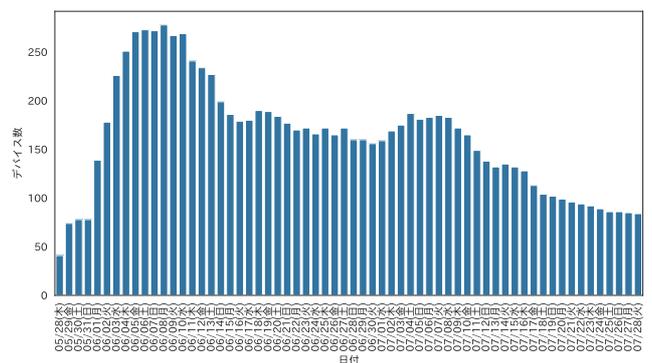


図 2 有効なデータを提供したデバイス数

Fig. 2 Number of devices that provides sufficient data.

歩数と行動認識データはアプリを通して、1 分ごとに自動収集されており、理想的には 1 人あたり 1 日 1,440 レコードのデータを収集できる。しかしアプリの運用は各クラスの担当教員に任されておりユーザによってデータの収集率は異なる。またアプリの強制終了やアンインストール、スマートフォンの電池切れなど、様々な理由により予定したすべてのデータを計測できない可能性がある。そのため、本論文ではユーザごとに 1 日 1,440 レコードある日付を有効データとし、有効データが 7 日以上ある 305 名 (男性：175 名・女性：130 名) を分析対象とした。そのうち大学公式の大学運動部活動 (野球部やラグビー部、陸上部など) に所属しているユーザは 52 名、所属していないユーザは 253 名であった。

図 2 に有効なデータを提供したデバイス数を示す。体育授業は 26 クラスから構成されており、平日の各曜日に分散して実施されている。そのため、アプリの有効データを提供するデバイス数は、初めの 7 日間で徐々に増加している。その後、終了日に向けて徐々に低下している。

5.2 歩数の違い

図 3 にアプリ利用期間中の日付ごとの平均歩数を示す。10 週間を通してユーザ平均歩数は、3,522.49 歩 (中央値：2,201 歩、標準偏差：4,031.73) であった。本節では、属性

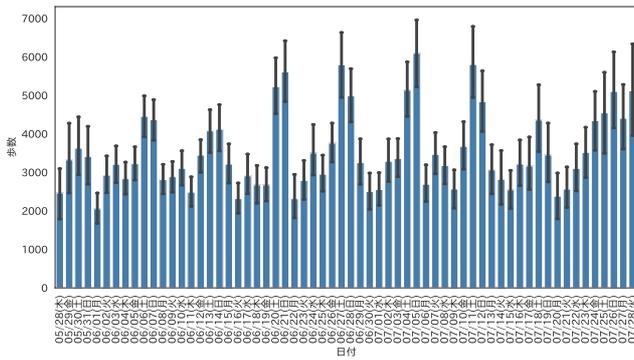


図 3 日ごとの平均歩数

Fig. 3 Mean value of steps by date.

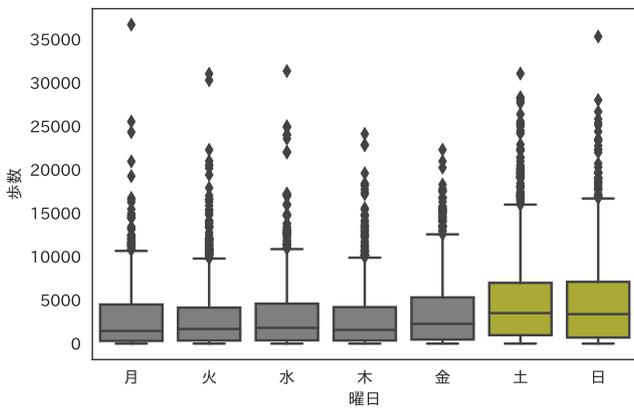


図 4 曜日ごとの歩数

Fig. 4 Comparison of daily steps for each day of the week.

ごと時刻ごとの歩数の違いについてまとめる。

5.2.1 属性ごとの歩数

曜日ごとの平均歩数を図 4 に示す。平日の歩数は、月曜日が最も少なく (2,849.32 歩)、金曜日が最も多く (3,380.19 歩) になった。また、休日の平均歩数は、土 (4,828.5 歩)・日曜日 (4,760.34 歩) とともに 4,500 歩以上と平日の平均歩数 (3,018.99 歩) を大きく上回っている。また、体育授業が行われた曜日 (授業日) と授業日以外の平日を比較すると、授業日 (1 日平均: 3,212.56 歩) よりも授業日以外の平日 (1 日平均: 2,758.49 歩) の方が有意に歩数が多くなった。平日 (平均 3,018.99 歩) と週末 (平均 4,797.39 歩) の歩数に対して Welch の t 検定を行った (図 5 (a))。その結果、 $p < 0.01$ となり、2 群間に有意差が認められた。

図 5 (c) に性別ごとの歩数データ (男性 175 名、女性 130 名) を示す。男性の平均歩数は 3,650.62 歩 (SD: 3,963.49 歩, 中央値: 2,439 歩) と、女性は 3,348.18 歩 (SD: 4,116.83 歩, 中央値: 1,829 歩) であり、平均歩数は男性の方が女性よりも 302.44 歩多くなった。Welch の t 検定の結果、2 群間に有意差 ($p < 0.01$) が認められた。

図 5 (d) に、大学運動部活動に所属している学生 (大学運動部活動所属者) とそれ以外の学生 (大学運動部活動非所属者) の日ごとの合計歩数の比較を示す。所属あり (52 名) の平均歩数は 4,903.13 (SD: 4,257.89, 中央値: 4,074) 歩、

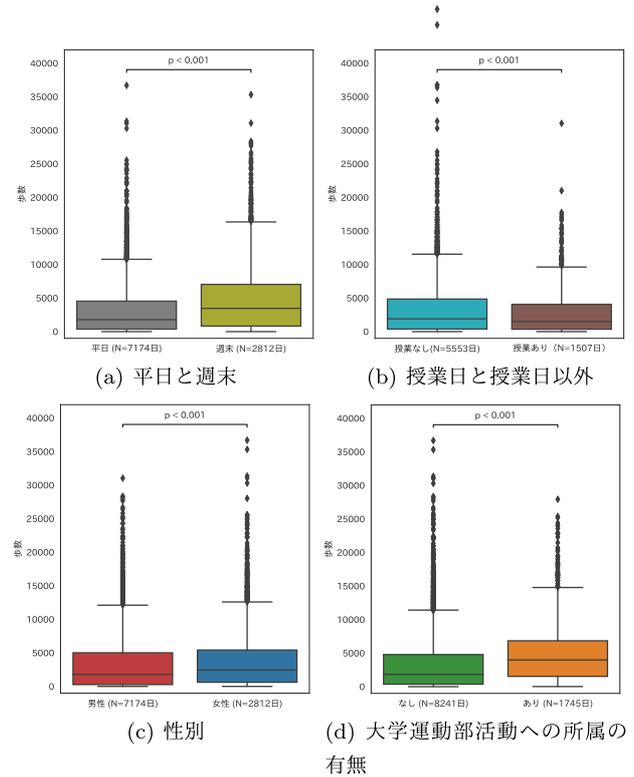


図 5 属性ごとの歩数比較

Fig. 5 Comparison of daily steps by attributes.

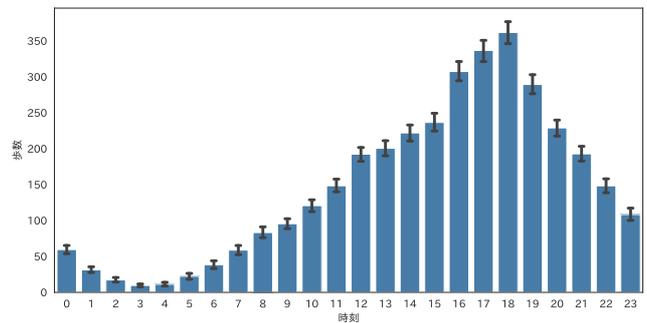


図 6 コロナ下における時刻ごとの平均歩数

Fig. 6 Mean value of steps by the time of day under the COVID-19 pandemic.

逆に所属なし (253 名) は 3,604.73 (SD: 3,985.98, 中央値: 2,319) 歩であった。所属あり・なし群に対して、Welch の t 検定を行った結果、 $p < 0.01$ となり、2 群間に有意差が示された。

5.2.2 時刻ごとの平均歩数

図 6 に、コロナ下における時刻ごとの平均歩数を示す。平均歩数は、深夜 3 時台に最小 (9.65 歩)、18 時台に最大 (361.78 歩) となる単峰性のデータとなった。

図 7 に、5.2.1 項で有意差のみられた属性ごとの各時刻における平均歩数を示す。平日・週末 (図 7 (a)) と性別 (図 7 (b)), 大学運動部活動非所属者は、全体の時刻ごとの平均歩数 (図 6) と同様に単峰性データであった。一方で、大学運動部活動所属者 (図 7 (c)) は、8 時と 12 時、18 時

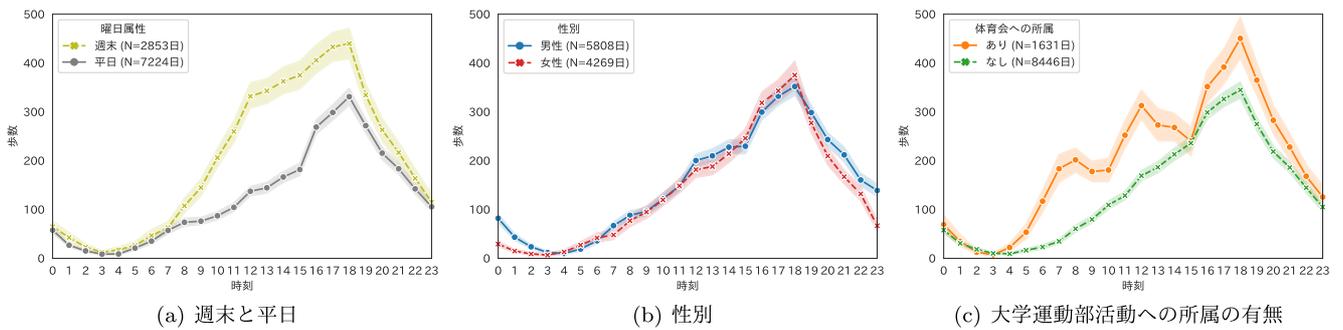


図 7 属性ごとの各時刻における平均歩数

Fig. 7 Mean value of steps by the time of day and each attribute.

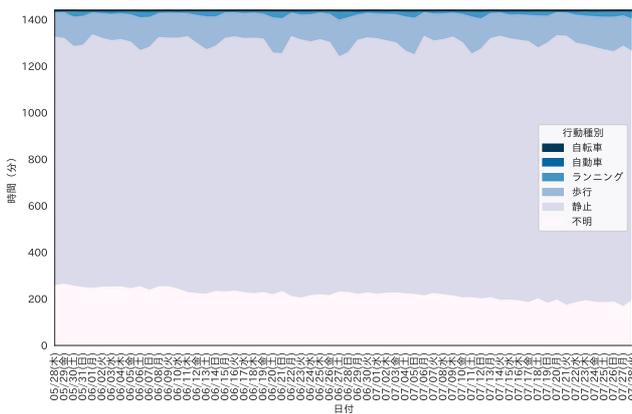


図 8 1日の行動時間 (分)

Fig. 8 PA types and times per day (minutes).

にピークのある多峰性データであった。

各属性における同時刻の歩数で Welch の t 検定を行い、有意差を検証した。平日・週末間 (図 7(a)) では、9–20 時台にかけて有意差 ($p < 0.01$) が得られた。また男女間 (図 7(b)) では、21–2 時の深夜の時間帯にかけて有意差 ($p < 0.001$) が確認された。大学運動部活動への所属の有無間 (図 7(c)) では、5–14 時と 16–21 時にかけて有意差 ($p < 0.001$) が示された。

5.3 行動時間の違い

本節では、まず期間全体を通しての行動種別ごとの行動時間をまとめ、次いでユーザ属性・時刻ごとの行動時間について整理する。

図 8 に 1 日の行動種別ごとの時間を示す。1 日平均の約 1,082 分 (18 時間) は静止で、約 118 分 (2 時間弱) 歩行であった。216 分 (3.6 時間) 弱は、iOS の行動認識アルゴリズムが判定できなかったため不明であった。残りの約 20 分はランニング (約 16 分)・自動車 (約 2 分)・自転車 (約 2 分) に分類された。

5.3.1 属性ごとの違い

図 9 に、5.2.1 項で有意差のみられた、3 つの属性 (週末と平日・性別・大学運動部活動への所属の有無) ごとの 1 日の行動時間を比較する。t 検定の結果、全属性の 5 つす

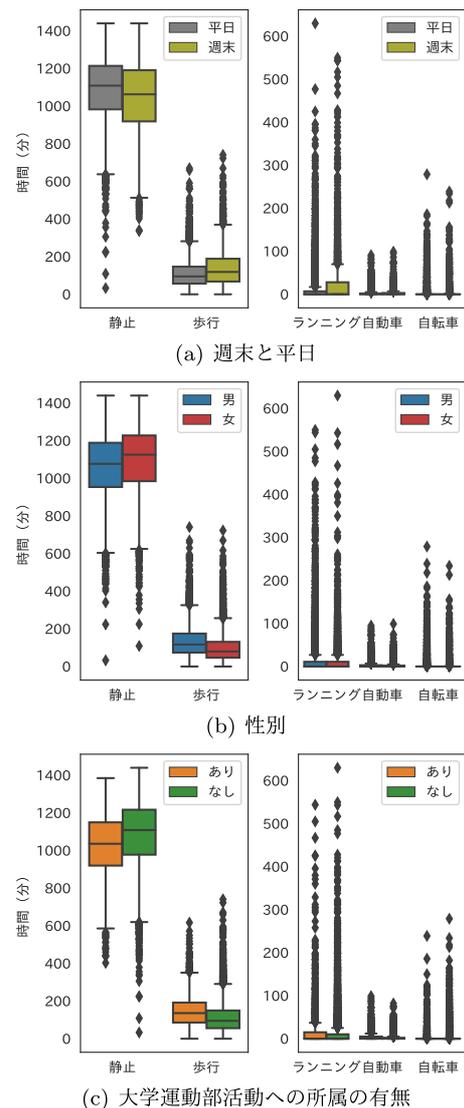


図 9 属性ごとの活動時間の比較

Fig. 9 Comparison of PA types and times by attributes.

べての行動種別 (静止・歩行・ランニング・自動車・自転車) のすべてにおいて $p < 0.01$ の有意差がみられた。

図 9(a) に示すように、平日は週末と比べて有意に静止時間が増加し、逆にその他の行動時間が短くなった。また性別間 (図 9(b)) では、男性と比べて女性の静止時間が有

意に長くなり、その他の行動時間が短くなった。大学運動部活動への所属の有無 (図 9(c)) でも同様に、大学運動部活動所属者と非所属者を比べると大学運動部所属者が有意に静止時間が長くなり、その他の行動時間が短くなった。

5.3.2 時刻ごとの違い

各時刻における行動種別 (6 種類) の平均時間を図 10 に示す。歩行時間は、早朝から徐々に増加し、18 時ごろ

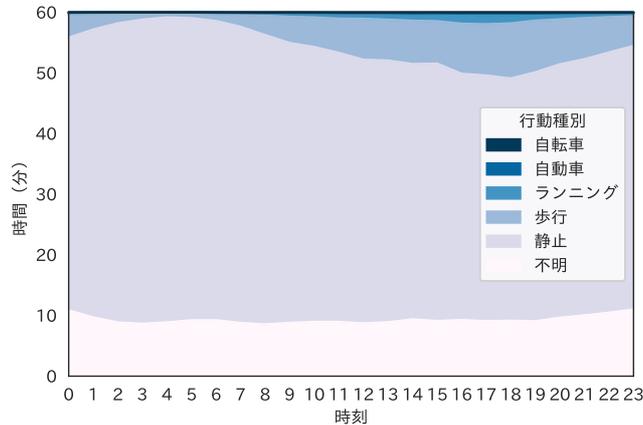


図 10 各時刻における行動種別ごとの時間

Fig. 10 Amount of time for PA types at each hour of the day.

をピークに深夜 (4 時) に向けて減少している。逆に静止時間は、深夜 4 時をピークにして、夕方に向けて徐々に減少する。ランニング・自転車・自動車の時間は静止・歩行と比べると短い時間ではあるが、歩行時間と同様の傾向であった。

各属性の時刻ごとにおける行動時間を図 11 と図 12, 図 13 に示す。各時刻における t 検定の結果、特に週末と平日では、週末の歩行時間 (図 11) が 10 時から 18 時まで有意 ($p < 0.01$) に長くなり、静止時間は短くなった。また、中・高負荷の運動にあたるランニングと自転車の時間は、すべての時間帯において有意 ($p < 0.01$) に休日に長くなった。

歩行時間 (図 12) は、早朝 4 から 5 時、15 時以外の時間は、男性の方が歩行時間が有意 ($p < 0.01$) に長くなった。静止時間は、9 時から 24 時において短くなった。男性のランニング時間は、23 時から 1 時に有意に長くなった。

大学運動部活動所属者 (図 13) の歩行時間は早朝 5 時から 14 時、16 時から 24 時に有意 ($p < 0.01$) に長くなり、逆に歩行時間は短くなった。

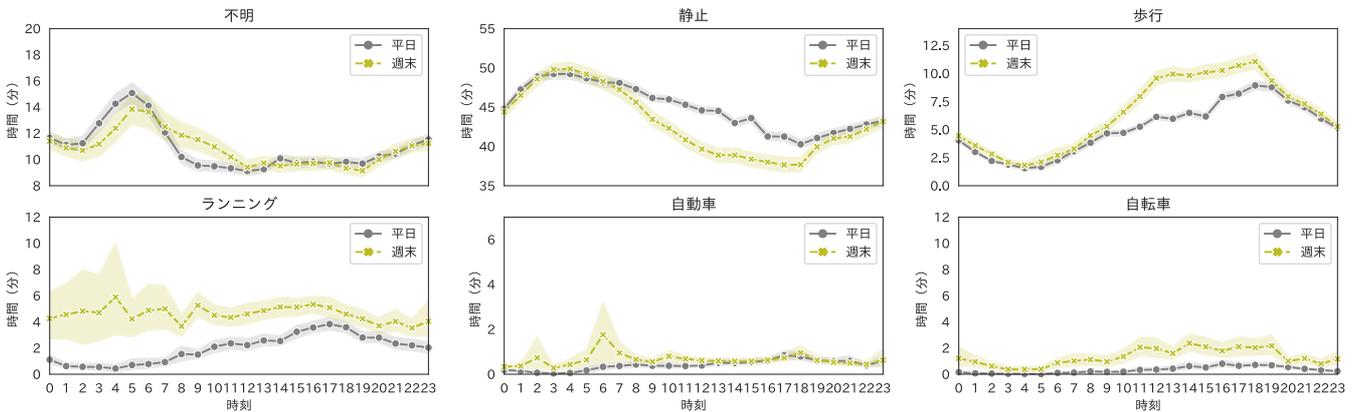


図 11 各時刻における行動種別ごとの時間：平日と週末の比較

Fig. 11 Amount of time for PA types at each hour of the day: weekdays and weekends.

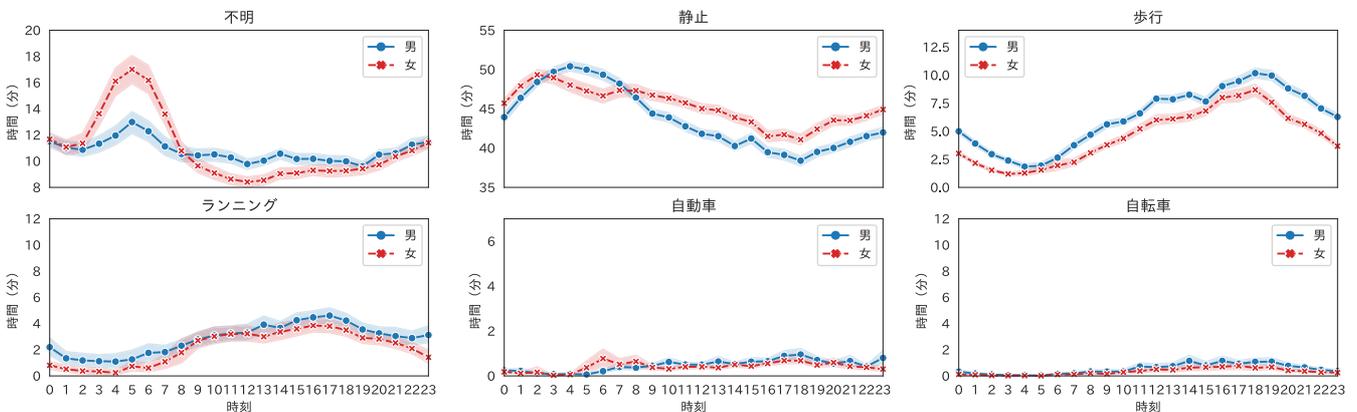


図 12 各時刻における行動種別ごとの時間：性別の比較

Fig. 12 Amount of time for PA types at each hour of the day: gender.

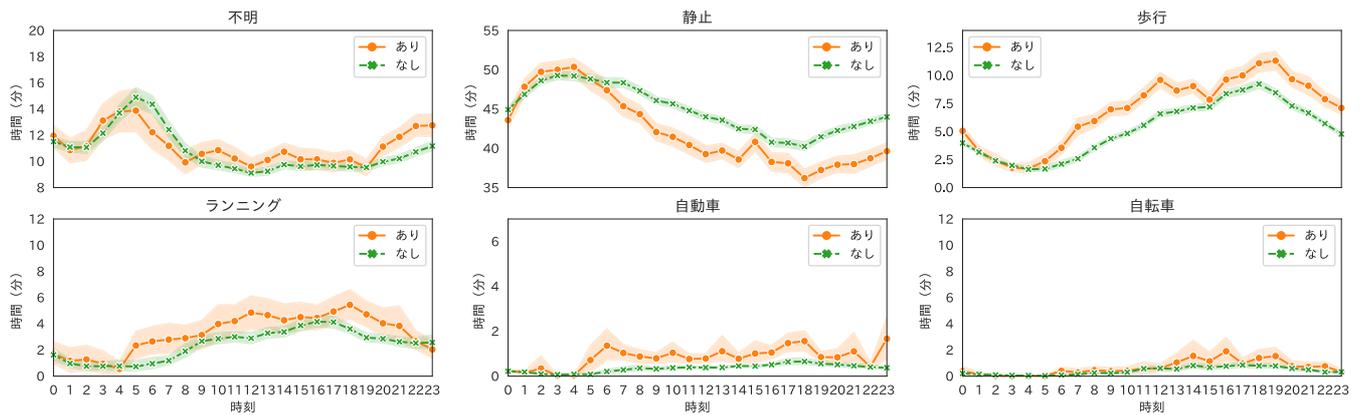


図 13 各時刻における行動種別ごとの時間：大学運動部活動への所属の有無の比較
 Fig. 13 Amount of time for PA types at each hour of the day: athlete and non-athlete.

6. 考察

計測結果をもとに、コロナ下における身体活動の違いについて考察する。

6.1 スマートフォンアプリを用いた学生の身体活動量の把握

本研究で利用した SFC GO は、すべての受講者が各自のスマートフォン (iOS または Android) にインストールし、そのうちの 771 名が身体活動データを提供した。また、クラスごとに SFC GO の仕組みを把握している Student Assistant (SA) または Teaching Assistant (TA) を配置し、アプリのセットアップをサポートした。約 9 週間のデータ収集期間において、有効データ (5.1 節) を 7 日以上提供したユーザは合計 305 名、そのユーザ数は、1 週目をピークに低下傾向であった。

SFC GO 開発時の想定では、すべてのクラスが毎週アプリケーションを利用する想定であったが、実運用ではアプリの運用方法は各クラスの担当教員に任されており、クラスによってアプリの利用頻度は異なった。身体活動データのアップロード (4.1 節) は、SFC GO を起動したタイミングで行ったため、定期的にアプリを利用していない場合、データ収集を行うことができない。有効データ数が少ない主な原因は、運用方法が想定と異なったことが大きな原因であると考えられる。スマートフォンアプリをバックグラウンドでつねに動作させることで、ユーザの操作なしに定期的なデータアップロードやより詳細なセンシングが可能になる [29]。一方でバッテリー消費の増大や (大学の授業で使う場合は特に) プライバシーへの配慮が大きな課題となる。

1 年生に対しては、必修の体育授業を通じてスマートフォンアプリを配布して、継続的に身体活動量を収集可能であることが明らかになった。しかし、すべてのユーザから身体活動量を収集するには、アプリケーションの設計や運用方法など課題が残った。

表 1 コロナ前・下のデータソース

Table 1 Data sets of PA before/with the COVID-19 pandemic.

	コロナ前	コロナ下
対象	大学生	大学生
人数	37 人 男：27 人・女：10 人	305 人 男：175 人・女：130 人
期間	2019 年 11-12 月	2020 年 5-8 月
データ	歩数	歩数・行動種別

6.2 コロナ前とコロナ下の歩数の違い

コロナ前の身体活動データとして、著者らが 2019 年 11 月から 12 月にかけて収集した身体活動データ [30] を利用する。コロナ前のデータセットは、本研究と同じく AWARE-iOS [17] を用いて客観的な身体活動データ (歩数や位置情報、加速度データなど) を収集している。また、コロナ前のデータセットには、大学生と社会人のデータが含まれるが、本研究で利用したデータと同じく有効データ (5.1 節) が 7 日以上含まれる大学生 37 名 (男性：27 名、女性：10 名) のデータを抜き出して利用する。

コロナ前のデータセットは、コロナ下のデータセットと同様のデータ計測手法 (AWARE Framework を利用) と前処理、同大学の大学生を対象とした歩数データである。しかしながら、表 1 に示すように、被験者の数や男女比、計測時期、計測目的が異なるため、本節における比較は誤った解釈を招くリスクがあるため、参考程度の情報であることを注意する必要がある。本節で比較に利用するデータセットは、同じ大学の学生を対象とし、同じ前処理を行っていることから、参考程度ではあるがコロナ前とコロナ下の歩数傾向の違いを知ることができる。しかし、前述したようにサンプルが異なる箇所があるため、コロナ前とコロナ下における厳密な歩数の比較を行うことはできない。

図 14 (左) にコロナ前・下における 1 日の合計歩数を示す。コロナ前・下の 1 日の合計歩数の 2 群間に対して、t 検定を行った結果、有意差 ($p < 0.01$) が認められた。コロナ前・下の 1 日の平均歩数は、コロナ前の 6,474.87 歩に

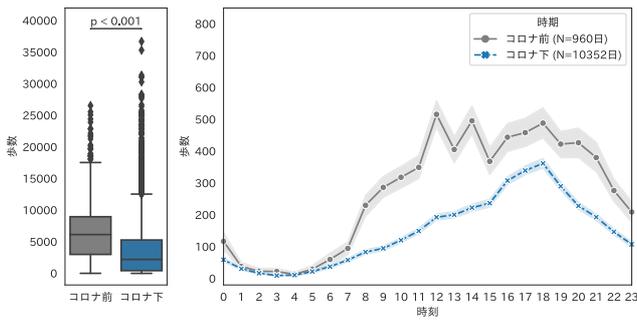


図 14 コロナ前・下における歩数

Fig. 14 Number of steps before and under the COVID-19 pandemic.

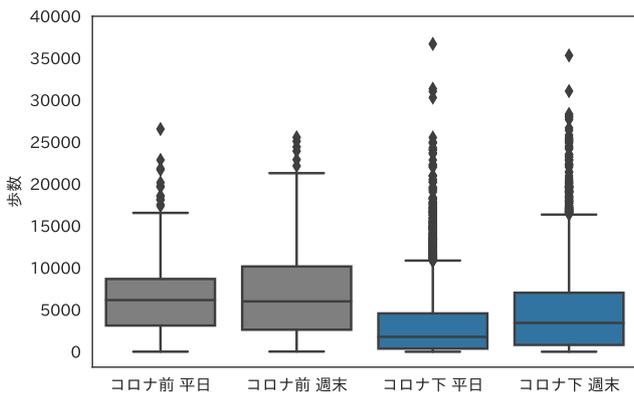


図 15 コロナ前・下における平日・週末の1日の合計歩数

Fig. 15 Number of daily steps on weekdays and weekends before and under the COVID-19 pandemic.

対してコロナ下では3,522.49歩となり、コロナ下ではコロナ前と比べて平均歩数が45.6%減少した。

次いで図14(右)にコロナ前・下における時刻ごとの歩数を示す。コロナ下の歩数は、5.2.1項で述べたとおり単峰性のデータであるが、コロナ前のデータは9時と12時、14時、18時にピークが出現する多峰性のデータであった。コロナ前・下の歩数間でt検定を時刻ごとに行った結果、早朝7時台から深夜0時台の間に有意差($p < 0.01$)が得られ、コロナ下では就寝時間帯以外は歩数が少ない傾向があった。

図15にコロナ前・下における平日と週末の1日の歩数を示す。コロナ前(平日・週末)、コロナ下(平日・週末)の4群間に対して、Tukey-Kramerの多重比較検定を行った。その結果、コロナ前(平日)とコロナ前(週末)以外の群間には、有意差($p < 0.01$)が認められた。コロナ前は平日と週末間の歩数の違いは認められなかったが、コロナ下での平日の歩数は休日より有意に低下した。特に平日の平均歩数は、コロナ下(平均:3,020.07歩)ではコロナ前(平均:6,278.6歩)と比較して51.9%(平均:3,258.53歩)減少した。

6.3 コロナ下における平日の身体活動量の低下

5.2.1項で示すように、平日と週末では、平日の平均歩数

が有意に少なくなった。または時刻ごとの歩数は、授業時間中と思われる時間帯(9時から18時ごろ)が少なくなっており、オンライン授業によって歩数が減少していることが示唆された。逆に週末はオンライン授業出席のために自室に留まる必要がないため、午前中から歩数が増加していると考えられる。

オンライン授業では授業開始直前に起床し、移動なしに自室内から授業に出席できる。平常時のオンキャンパス授業では、学生たちは教室まで移動して授業を受ける必要があるため、授業時間に合わせて起床し、徒歩や電車・バスを用いて移動する必要がある。このように、オンライン中心の新しい生活様式下においては、身体活動量・時間の低下は、通学や教室移動、課外活動(サークル活動など)時に無意識に確保されていた運動時間が失われたことを示唆する。1日に必要な身体活動量の確保には、減少した歩数を意識的に増加させる対策が必要である。

6.4 運動習慣の有無による身体活動量の違い

大学運動部活動所属者と非所属者と比較すると、所属者の方が有意に歩数が多くなった(図7(c))。これは、所属者は常日ごろから各競技における個人・チーム目標を設定し、その目標達成に向けて日ごろから運動習慣や自己管理を徹底する習慣をすでに持っていることが要因であると考えられる。時刻ごとの歩数パターン(図7(c))を見ると、コロナ前と似た通学時間と昼食、夕食時間帯に歩数のピークがある多峰性(図7)を有する。ここから、大学運動部活動所属者はコロナ下においてもコロナ前の生活リズムを大きく崩しておらず、非所属者の身体活動が低下している時間帯において、自主練習などの運動を行うことで、ある程度の身体活動量を確保したと予想される。つまり日ごろの運動習慣の有無が、コロナ下においても身体活動量の低下を抑制していると考えられる。

6.5 身体活動促進に向けた今後の展望

すべての授業をオンラインで提供すると、運動習慣がまだ備わっていない学生は、通学や課外活動の実施により生じていた身体活動を無意識的に失うため、結果として身体活動量が低下する。そのため、オンライン授業の割合が高い学生が健康維持・増進するためには、無意識のうちに失った身体活動を補填するための運動機会を意識的に設定するなどの工夫とそのガイドラインの作成が必要である。たとえば、ラジオ体操は、夏休み中に毎朝早朝から行われており、何かしらの「複数人で定時に運動を行う機会」を提供することは、運動習慣のある生活様式を定着させるためには効果的であると考えられる。また、成人においても朝活と呼ばれる、始業前にランニングや散歩、ヨガなど早朝に趣味の時間を行う活動も流行している。

しかしながら、昨今の感染症流行状況下において、複数

人が1カ所に集まって運動を実施することは感染症予防の観点から現実的に難しい。そこで、本研究で利用したSFC GO上で「定時に身体運動を行うイベントを仮想的に開催し、複数人でリアルタイムに運動情報を共有する」など、情報技術を用いて、失われた運動機会の確保につなげることが期待される。また、ユーザ属性ごとに身体活動量・内容は大きく異なった。各ユーザにとって最適な身体活動の促進手法やタイミングは異なると考えられ、ユーザの個人差に応じた最適化がなされることが望まれる。

6.6 本研究の限界点

本研究におけるデータ計測・分析手法の限界点について述べる。

歩数・行動認識の精度

本研究におけるデータ計測は、スマートフォンに搭載されたセンサを用いて計測を行った。そのため、スマートフォンを所持していない時間帯は、歩数・行動認識データを計測できない。厚生労働省の調査[11]では、歩数の計測に専用の歩数計を用いており、本研究の計測結果は、厚生労働省の調査結果よりも少ない歩数が記録されている可能性がある。

本研究では行動時間データとして、iOSが提供する行動認識API(CoreMotion)から取得できる行動認識ラベル(静止と歩行, ランニング, 自転車, 自動車, 不明)を活用した。本APIはスマートフォンの所有場所に限らずすべての行動を認識することができる。しかしながらスマートフォンを所持していない時間帯については、行動認識を行うことはできず「静止」に分類される。そのため、本データは実態よりも静止時間が多くなる傾向がある。より正確な行動認識の実現のためには、Apple Watchなどのウェアラブルデバイスを組み合わせた計測が必要である。ウェアラブルデバイスもスマートフォン同様に装着していない時間帯での計測は困難であるが、心拍センサなどを用いることで、装着していない時間帯の検知は容易であり、不明な状態を取り除くことでより正確な識別が可能になると考えられる。

また、行動認識APIから出力される約20%の行動は不明状態であり、行動種別も6種類と限定的であった。スマートフォンより加速度データを収集し、より高精度・多種類の行動を識別可能な行動認識アルゴリズムにかけることで、より詳細な分析が可能になると考えられる。

アプリケーション自体が身体活動量に与える影響

本研究で利用したアプリケーション(SFC GO)は、2.4節で述べたとおり、体育授業内での「受講者間のコミュニケーション支援」を目的に設計され、セッション運動と呼ばれる能動的に運動を記録する「運動計測」と、受動的に日常生活での身体活動を記録する2つの機能が実装されている。SFC GOを利用(能動的に運動を記録し、それをク

ラスメイトと共有する。またはその共有された記録に反応する)するほどポイントがたまる仕組みが組み込まれており、利用頻度の高い学生はアプリ利用により身体活動量が増加している可能性がある。

計測時期が与える影響

本研究では、春学期の後半10週間の身体活動量計測を行ったため、期末試験・課題などの影響により学期末は身体活動量が低下している可能性がある。

気象庁の発表*3によると、関東地方の梅雨入りは6月11日ごろ、梅雨明けは8月1日と発表されており、計測期間のほとんどが梅雨期間であった。雨天により外出を避けたことで、身体活動量が低下した可能性がある。

7. おわりに

COVID-19の感染拡大にともない、多くの大学では感染予防のために、オンライン授業が導入され、学生は自宅などにおいてオンライン授業に参加している。急激なオンライン化により、人々の身体活動量は減少傾向にあり、運動不足による二次的な健康被害が懸念されている。しかしながら、コロナ下における大学生の身体活動量の実態は明らかになっておらず、コロナ下そして次の感染症流行時における大学生の健康管理のために、身体活動量の現状を明らかにする必要がある。

本研究では、感染予防策のためにすべての授業でオンライン授業が導入された大学において、大学1年生の身体活動データをスマートフォンから収集し、属性ごとのコロナ下における身体活動量の違いを分析した。身体活動データは、大学1年生305名を対象に、被験者がそれぞれ所有するスマートフォンから1分ごとの「歩数」と「6種類の行動種別」を授業期間中の10週間、自動収集した。

コロナ下においては大学運動部活動所属者の歩数と中・高強度の運動時間は、非所属者と比べると有意に増加した。一般的に大学運動部活動所属者は定期的に運動する習慣が備わっていると考えられ、運動習慣はコロナ下においても歩数の低下を軽減する効果があると推察される。コロナ下の平日と休日の活動時間を比較すると、7時から10時と11時から24時における歩行時間が有意に減少し、逆に静止時間が増加した。これは、通学や授業、課外活動などの生活活動が失われたことにより平日の運動量が大幅に低下したと考えられる。運動習慣がない学生やオンライン授業の割合が高い学生においては、不足する身体活動を補填するための運動機会を意識的に設定し、健康維持・増進につなげることが重要である。

謝辞 本研究は、JST CREST JPMJCR19A4, JSPS 科研費 20K19840 の支援を受けたものである。

*3 <https://www.data.jma.go.jp/fcd/yoho/baiu/sokuhou-baiu.html>

参考文献

- [1] ジョーンズ・ホプキンス大学：COVID-19 dashboard by the center for systems science and engineering (CSSE), available from (<https://coronavirus.jhu.edu/map.html>) (accessed 2020-08-28).
- [2] World Health Organization (WHO): Coronavirus disease (covid-19), available from (<https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/question-and-answers-hub>) (accessed 2021-07-14).
- [3] Boscolo-Rizzo, P., Borsetto, D., et al.: Evolution of Altered Sense of Smell or Taste in Patients With Mildly Symptomatic COVID-19, *JAMA Otolaryngology-Head & Neck Surgery*, Vol.146, No.8, pp.729–732 (2020).
- [4] Valentina, O., Puntmann, M., Carerj, L., et al.: Outcomes of Cardiovascular Magnetic Resonance Imaging in Patients Recently Recovered From Coronavirus Disease 2019 (COVID-19), *JAMA Cardiology* (2020).
- [5] 内閣府政策統括官（経済社会システム担当）：新型コロナウイルス感染症の影響下における生活意識・行動の変化に関する調査, 入手先 (<https://www5.cao.go.jp/keizai2/manzoku/pdf/shiryu2.pdf>) (参照 2020-09-03).
- [6] 慶應義塾新型コロナウイルス感染症対策本部：新型コロナウイルス感染症について（本学の対応まとめ）, 入手先 (<https://www.keio.ac.jp/ja/news/2020/2/5/27-67413/>) (参照 2021-07-14).
- [7] 慶應義塾大学湘南藤沢キャンパス：新型コロナウイルス感染症拡防のための教育・研究活動の制限指針, 入手先 (<https://www.sfc.keio.ac.jp/doc/e2b13428fc900f047cb0451035bd8d09a3c1f9c6.pdf>) (参照 2021-07-14).
- [8] Fitbit Inc.: The impact of coronavirus on global activity, available from (<https://blog.fitbit.com/covid-19-global-activity/>) (accessed 2020-08-28).
- [9] Fitbit Inc.: Activity bounces back as lockdowns lift, but some healthy gains are slipping, available from (<https://blog.fitbit.com/lockdowns-lift-mobility-changes/>) (accessed 2020-08-28).
- [10] 健康日本 21（第二次）, 入手先 (<https://www.nibiohn.go.jp/eiken/kenkounippon21/kenkounippon21/mokuhyou05.html>) (accessed 2020-08-28).
- [11] 厚生労働省：国民健康調査（平成 29 年）, 入手先 (<https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000351576.pdf>) (参照 2020-08-28).
- [12] Owen, N., Healy, G.N., Matthews, C.E. and Dunstan, D.W.: Too much sitting: The population-health science of sedentary behavior, *Exercise and Sport Sciences Reviews*, Vol.38, No.3, pp.105–113 (2010).
- [13] Dunstan, D.W., Howard, B., Healy, G.N. and Owen, N.: Too much sitting – A health hazard, *Diabetes Research and Clinical Practice*, Vol.97, No.3, pp.368–376 (2012).
- [14] van der Ploeg, H.P., Chey, T., Korda, R.J., Banks, E. and Bauman, A.: Sitting Time and All-Cause Mortality Risk in 222 497 Australian Adults, *Archives of Internal Medicine*, Vol.172, No.6, pp.494–500 (2012).
- [15] Capponi, A., Fiandrino, C., Kantarci, B., Foschini, L., Kliazovich, D. and Bouvry, P.: A survey on mobile crowdsensing systems: Challenges, solutions, and opportunities, *IEEE Communications Surveys Tutorials*, Vol.21, No.3, pp.2419–2465 (2019).
- [16] Wang, R., Wang, W., daSilva, A., Huckins, J.F., Kelley, W.M., Heatherton, T.F. and Campbell, A.T.: Tracking depression dynamics in college students using mobile phone and wearable sensing, *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol.2, No.1 (Mar. 2018).
- [17] Nishiyama, Y., Ferreira, D., Eigen, Y., Sasaki, W., Okoshi, T., Nakazawa, J., Dey, A.K. and Sezaki, K.: iOS crowd-sensing won't hurt a bit!: Aware framework and sustainable study guideline for iOS platform, in Stretitz, N. and Konomi, S. (Eds.), *Distributed, Ambient and Pervasive Interactions*, Vol.12203, pp.223–243, Springer International Publishing (2020).
- [18] Ferreira, D., Kostakos, V. and Dey, A.K.: Aware: Mobile context instrumentation framework, *Frontiers in ICT*, Vol.2, p.6 (2015).
- [19] Xiong, H., Huang, Y., Barnes, L. and Gerber, M.: Sensus: A cross-platform, general-purpose system for mobile crowdsensing in human-subject studies (2016).
- [20] 総務省：通信利用動向調査, 入手先 (<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/statistics/statistics05.html>) (参照 2020-08-28).
- [21] Yahoo! JAPAN：年代別の平均移動距離の推移を東京都居住者を対象に可視化, 入手先 (<https://ds.yahoo.co.jp/report/202004132.html>) (参照 2020-08-28).
- [22] Apple：COVID-19：移動傾向レポート, 入手先 (<https://covid19.apple.com/mobility>) (参照 2020-08-28).
- [23] Google：COVID-19：コミュニティモビリティレポート, 入手先 (<https://www.google.com/covid19/mobility/>) (参照 2020-08-28).
- [24] Sañudo, B., Fennell, C. and Sánchez-Oliver, A.J.: Objectively-assessed physical activity, sedentary behavior, smartphone use, and sleep patterns pre- and during COVID-19 quarantine in young adults from Spain, *Sustainability*, Vol.12, No.15, 5890 (2020).
- [25] Huckins, J.F., daSilva, A.W., Wang, W., Hedlund, E., Rogers, C., et al.: Mental health and behavior of college students during the early phases of the COVID-19 pandemic: Longitudinal smartphone and ecological momentary assessment study, *J. Med. Internet Res.*, Vol.22, No.6, e20185 (June 2020).
- [26] 浦辺幸夫, 前田慶明, 森川将徳, 鏑木悠里奈, 鈴木雄大, 白川泰山：日本における COVID-19 による大学生の歩数の減少—スマートフォンアプリケーションによる調査, 体力科学, Vol.70, No.2, pp.175–179 (2021).
- [27] 総務省：平成 30 年版 情報通信白書, 入手先 (<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h30/pdf/n4200000.pdf>) (参照 2021-04-20).
- [28] 佐々木航, 羽柴彩月, 山田佑亮, 柿野優衣, 野田悠加, 中縁嗣, 西山勇毅, 大越 匡, 中澤 仁, 森 将輝, 水鳥寿思, 塩田琴美, 永野智久, 東海林祐子, 加藤貴昭：SFC GO：学生同士の繋がりを支援するオンライン体育授業サポートシステム（査読中）, デジタルプラクティス (2021).
- [29] Nishiyama, Y., Ferreira, D., Sasaki, W., Okoshi, T., Nakazawa, J., Dey, A.K. and Sezaki, K.: Using iOS for inconspicuous data collection: A real-world assessment, *Adjunct Proc. 2020 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proc. 2020 ACM International Symposium on Wearable Computers, UbiComp-ISWC '20*, pp.261–266, Association for Computing Machinery (2020).
- [30] 栄元優作, 佐々木航, 西山勇毅, 大越 匡, 中澤 仁：モバイルコンピューティングによるエモーショナル・インターフェースの検知, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol.2020, pp.1–8, 情報処理学会 (2020).



西山 勇毅 (正会員)

2012年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2014年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了。2017年同大学院同研究科後期博士課程修了。博士(政策・メディア)。2018年オウル大学ユビキタスコンピューティング研究所ポスドク研究員。2019年より東京大学生産技術研究所助教。主にユビキタスコンピューティング, モバイル・ウェアラブルセンシング, ヒューマン・コンピュータ・インタラクションに関する研究に従事。IEEE, ACM 各会員。



柿野 優衣 (ジュニア会員)

2020年慶應義塾大学環境情報学部環境情報学科卒業。現在, 同大学大学院政策・メディア研究科修士課程在学中。主に深層学習, ユビキタスコンピューティング等の研究に従事。



中 縁嗣

2021年慶應義塾大学総合政策学部総合政策学科卒業。現在, ベンチャーキャピタルファンドでテクノロジーセクターのスタートアップ投資に従事。



野田 悠加

2021年慶應義塾大学環境情報学部卒業。現在, 同大学大学院政策・メディア研究科修士課程在学中。主にウェルビーイングコンピューティングに関する研究に従事。



羽柴 彩月

2020年慶應義塾大学環境情報学部環境情報学科卒業。現在, 同大学大学院政策・メディア研究科修士課程在学中。主に, モバイルコンピューティングシステム, ユビキタスコンピューティングシステム, ヒューマンコンピュータインタラクション等の研究に従事。



山田 佑亮

2020年慶應義塾大学環境情報学部環境情報学科卒業。同大学大学院政策・メディア研究科修士課程在学中。主に深層学習, 情報検索, クロスモーダル学習等の研究に従事。



佐々木 航

2016年慶應義塾大学環境情報学部環境情報学科卒業。2018年同大学大学院修士課程修了。現在, 同大学院政策・メディア研究科後期博士課程在学中。主に, モバイルコンピューティングシステム, ユビキタスコンピューティング, アフェクティブコンピューティング等の研究に従事。ACM 会員。



大越 匡 (正会員)

1998年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2000年同大学大学院政策・メディア研究科修士。2006年カーネギーメロン大学計算機科学部計算機科学科修士(M.S. in Computer Science)。企業勤務を経て, 2012年シンガポール経営大学情報システム学部研究員, 2015年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科博士。現在, 慶應義塾大学環境情報学部准教授。モバイルコンピューティングシステム, ユビキタスコンピューティングシステム, 分散システム, ヒューマン・コンピュータ・インタラクションに関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE, ACM 各会員。



中澤 仁 (正会員)

慶應義塾大学環境情報学部教授。博士(政策・メディア)。1975年生。1998年慶應義塾大学総合政策学部卒業。2001年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了。2001年同大学院同研究科博士課程修了。ミドルウェア, システムソフトウェア, ユビキタスコンピューティング, センサネットワーク等の研究に従事。電子情報通信学会, ACM, IEEE 各会員。



森 将輝

2014年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2016年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了。2019年同大学院同研究科後期博士課程修了。博士(政策・メディア)。2014年子どもメンタルクリニック芝医療技術員。2016

年日本学術振興会特別研究員DC1。2019年慶應義塾大学環境情報学部専任講師。現在に至る。知覚心理学、数理心理学、臨床心理学、身体教育学に関する研究に従事。日本心理学会、日本基礎心理学会、日本視覚学会、日本乳幼児医学・心理学会、日本自閉症スペクトラム学会、日本体育・スポーツ・健康学会、日本スポーツ心理学会各会員。



永野 智久

2001年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2003年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了。2006年同大学院同研究科後期博士課程修了。博士(学術)。2005年慶應義塾大学総合政策学部専任講師。現在、横浜商科大学

商学部経営情報学科准教授(スポーツマネジメントコース)。慶應義塾大学大学院システムデザイン・マネジメント研究科特任准教授。主にスポーツ科学(スポーツ心理学)と人間工学を専門分野とし、スポーツ選手のパフォーマンスの可視化に取り組む。日本体育・スポーツ・健康学会、日本フットボール学会各会員。



水鳥 寿思

2003年日本体育大学体育学部卒業。2016年同大学大学院体育科学研究科博士後期課程満期退学。2014年から2020年まで慶應義塾大学総合政策学部専任講師。現在、(公財)日本オリンピック委員会理事、専任コーチング

ディレクター、(公財)日本体操協会常務理事。アスリートとして2004年アテネ五輪体操男子団体総合金メダル獲得。指導者として2016年リオ五輪、2021年東京五輪体操男子日本代表監督を務める。



東海林 祐子

2014年2月慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科博士課程修了。博士(政策・メディア)。1991年瓊浦高校(長崎市)に赴任し、男子ハンドボール部顧問としてインターハイ優勝等の成績を収めた。男子を率いての女性指導

者全国大会優勝は初。研究テーマはスポーツコーチング。コーチングの複雑な心理的葛藤をゲーム理論を援用し定式化した。現在はアスリートの効果的なエンパワーメントとライフスキルの関連についての研究に従事。著書に『コーチングのジレンマ』・『スポーツコミュニケーション』ブックハウスエイチディ。2015年より公益財団法人日本ハンドボール協会理事・監事等歴任(2021年まで)。



塩田 琴美

2020年慶應義塾大学総合政策学部准教授。2003年東京都立保健科学大学保健科学部理学療法学科卒業後、2003年下井病院リハビリテーション科勤務、2005年東京都立保健科学大学保健科学研究科修士課程修了、2007年

了徳寺大学健康科学部理学療法学科助手・助教、2009年首都大学東京大学院保健科学研究科博士課程修了(保健科学)、2011年早稲田大学スポーツ科学学術院講師、2015年一般社団法人こみゅスポ研究所所長、早稲田大学重点領域研究機構招聘研究員、2019年グロービス経営大学院経営研究科経営専攻(経営学修士)。応用健康科学、リハビリテーション科学、障害者スポーツの研究に従事。日本理学療法士協会会員、一般社団法人日本スポーツ理学療法学会評議員、日本体育・スポーツ・健康学会等各会員。



加藤 貴昭

1997年慶應義塾大学環境情報学部卒業。1998~1999年MLB Chicago Cubs Baseball Club所属選手。2003年同大学大学院政策・メディア研究科博士課程修了。2003年同大学総合政策学部専任講師(有期)。現在、慶應

義塾大学環境情報学部教授兼大学院政策・メディア研究科委員。スポーツにおける知覚運動スキルを中心に、眼球運動、身体運動、熟達化、eスポーツ等の研究に従事。日本人間工学会、日本スポーツ心理学会、国際スポーツ心理学会(ISSP)、日本体育・スポーツ・健康学会、自動車技術会等各会員。慶應義塾体育会副理事。三田倶楽部(野球部OB会)理事。