

氏名	飯野 温
学位の種類	博士（薬学）
学位記番号	博士甲第 号
学位授与の日付	2025 年 9 月 5 日
学位授与の要件	学位規則第 4 条(甲)第 1 項該当
学位論文題目	ウェアラブルデバイスを活用した生活習慣と服薬アドヒアランス 評価手法に関する研究
論文審査委員	(主査) 教授 堀 里子 (博士 (薬学)) (副査) 教授 漆原 尚巳 (博士 (社会健康医学)) 准教授 河添 仁 (博士 (薬学))
慶應義塾大学学位規程第 11 条に基づく審査委員会実施日： 2025 年 7 月 7 日	

論文内容の要旨

【背景および目的】

薬物治療において、患者が医療従事者との間で合意された治療方針に基づき適切に服薬を継続すること、すなわち服薬アドヒアランスは極めて重要である。服薬アドヒアランスの低下は、治療効果の減弱や疾病の進行、医療費の増大など、個人および社会的な観点から様々な問題となる。服薬アドヒアランスには、患者の生活習慣、心理状態、社会的環境など、多岐にわたる要因が複雑に関連しているが、各要因の相対的重要度については十分に検討されてこなかった。要因の相対的重要度の定量的評価は、介入の優先順位の判定など効果的な介入方法の立案に繋がる。

現状では、服薬アドヒアランスの評価は主に自己申告式の質問票に依拠しているが、患者の記憶や認知の曖昧さ、社会的望ましきバイアスによる過大報告など、自己報告に特有の問題点がある。このため、客観的かつ日常生活の実態を反映できる指標を利用した評価法の確立が求められている。こうした背景を踏まえ、本研究では日常生活の規則性や行動パターンが服薬アドヒアランスに影響するとの着想に基づき、ウェアラブルデバイス（Wearable device, WD）による新たな評価手法の構築を試みた。近年の腕時計型デバイスは内蔵センサーを通じて身体活動量、心拍数、睡眠パターンなどのデータを継続的に取得可能であり、医療分野における活用も増加している。とりわけ、不規則な生活リズムが薬の飲み忘れや服薬タイミングの逸脱につながりやすいとする先行研究がある一方、従来の医療機関内で行われる断続的な測定のみでは、患者の日常生活の詳細や変動を把握しきれない点が課題であった。そこで、日常生活データを継続的かつ客観

的に取得し、生活習慣の規則性を定量化できる WD を服薬アドヒアランスの指標として活用することは、従来の服薬アドヒアランス評価法の限界を補う有効なアプローチであると考えた。しかし、現時点で WD を活用した服薬アドヒアランス評価に関する研究は限定的であり、その研究動向や課題の体系的な整理、および適切なデータ収集基盤の整備と評価手法の開発が不可欠である。

そこで本研究では、WD が記録する日常生活データを生活習慣の情報源として利用し、これを服薬アドヒアランス評価に結びつけるという独自の観点から、段階的なアプローチにより、服薬アドヒアランス評価の新たな可能性を提示することを目的とした。具体的には、**第 1 章**では、研究の前段階として、服薬アドヒアランスと WD の関連研究についてスコーピングレビューを実施し、本分野における研究事例およびその成果と課題を包括的に整理した。**第 2 章**では、2 つの機械学習手法（正則化付きロジスティック回帰/LightGBM）を利用して、服薬アドヒアランスに影響する因子の検討を行い、その相対的な重要度を算出した。**第 3 章**では、前向き調査を通じて、服薬アドヒアランスと WD データの関連性解析に必要なデータを収集するための、アプリケーションおよびデータベースから構成されるデータ収集基盤を構築した。**第 4 章**では、WD から得られたデータを用いて、患者個々人の服薬アドヒアランスにおいて重要な飲み忘れを検出するモデルの構築を行い、WD を用いた服薬アドヒアランス評価の実現可能性を検証した。

【方法】

1. スコーピングレビューの作成

本研究の第 1 章では、WD を活用した服薬アドヒアランス管理に関する既存の研究動向と課題を整理するため、スコーピングレビューを実施した。PRISMA-ScR のガイドラインに準拠し、PubMed、Web of Science、Embase を用いて‘wearable electronic devices’ ‘patient compliance’などの用語を軸に検索し、英語の原著論文をスクリーニングした。

2. 服薬アドヒアランスに影響する要因の調査

服薬アドヒアランスに関連する諸要因の相対的な重要度を明らかにすることを目的として、服薬状況ならびに生活習慣や心理的項目を問うアンケート調査を実施した。株式会社インテージのオンラインパネルを用いて、2021 年 11 月から 12 月にかけて実施し、対象者は 3 ヶ月以上継続して服薬を行っている 20 歳以上の成人とした。アンケート項目は、患者背景（年齢、性別、疾患など）、服用している薬剤に関する情報（用法、

用量、剤形など)、服薬アドヒアランスの評価、および生活習慣や心理的要因に関する質問で構成した。アドヒアランスの心理的要因や服薬状況の聞き取りの設問については、日本における先行研究で用いられている尺度を引用して設定した。

収集したデータを用いて、服薬状況（飲み忘れの有無）を応答変数、その他の変数を説明変数とする正則化付きロジスティック回帰モデル、および LightGBM による解析を実施し、各要因の重要度（feature importance）を算出した。本研究は慶應義塾大学薬学部人を対象とする研究倫理委員会の審査・承認（承 211111-5）を受け実施した。

3. 服薬情報及び WD データ収集基盤の構築

WD から得られる活動量や生体情報と、患者の服薬状況（自己申告）を同一基盤に蓄積・管理する仕組みを構築し、これを用いてデータ収集を目的とする前向きな調査を行った。対象は、定期的な服薬を行っている Apple Watch 使用者（18 歳以上）とし、研究参加同意日から 30 日間のデータを収集した。こうした情報を収集するためのアプリケーションを構築し、WD から得られる生体情報および活動量データ（心拍数、歩数、睡眠状態など 24 項目）、参加者自身がアプリケーションに入力する日々の服薬状況、患者背景情報（年齢、性別、疾患、服用薬剤、アドヒアランスの心理的要因）を収集した。

収集されたデータを確認するため、一部のデータについて、時系列データの記録状況の確認と加法分解による時系列成分の分析、高速フーリエ変換を用いた周期性の評価を行った。本研究は慶應義塾大学薬学部人を対象とする研究倫理委員会の審査・承認（承 23414-1）を受け実施した。

4. WD データを利用した飲み忘れ検出モデルの構築

第 3 章で収集したデータのうち、調査を完了した 8 名の被験者データを個人単位・用法単位に区分して、1 単位のデータを Arm とした。それぞれの Arm に対して「服用すべき回数に対する飲み忘れ回数の比（飲み忘れイベント発生率）」を算出し、イベント発生率が 20%以上となったデータをモデル構築の対象とした。用法ごとに時間が設定され（朝：6:00–10:59、昼：11:00–14:59、夜：18:00–23:59）、それぞれの Arm ではこの時間帯のデータが抜き出された。WD データを通じて収集されたデータは 1 時間ごとに集計され、平均・分散・最大値・最小値・中央値・合計といった基本統計量と、過去のデータを参照し、直近の履歴や継続的な変化を捉えるための時系列特徴量としてラグ特徴量（6 時間・12 時間）および 24 時間のローリング特徴量が追加された。モデリングには LightGBM を採用し、ローリング特徴量が同日内で類似する可能性を考慮し、同日

内のローリング特徴量の学習を防ぐため、以下の2種類のモデルを構築した：①同日データを同じグループ (Fold) として Cross-validation (CV) を行った Group CV model、②ローリング特徴量を除外した non-Rolling feature model。モデルの性能評価には、F1 スコア、Accuracy、Recall、Precision を用いた。本研究は慶應義塾大学薬学部人を対象とする研究倫理委員会の審査・承認（承 23414-1）を受け実施した。

【結果】

1. スコーピングレビューの作成

文献検索の結果、重複を除いて 656 件のスクリーニングを行い、最終的に 18 件の論文がレビュー対象として採択された。これらの論文は、①WD を用い、服薬アドヒアランスをアウトカムとする研究、②服薬動作自体を検出する研究、③統合的な服薬管理システムを提案する研究に分類された。①の研究では、WD の使用率やアクティビティ記録の量と服薬アドヒアランスに正の関連が示される一方、研究用に新たにデバイスを配布された集団では、関連が認められないか負の関連が示唆された。②の研究では、多くが 90% 以上の高精度で服薬行動を検出できることを示したが、その大半が独自開発のデバイスを用いていた。③の研究では、WD は主に通知やリマインダー機能として使用され、内蔵センサーの活用は限定的であった。

2. 服薬アドヒアランスに影響する要因の調査

3 ヶ月以上継続して服薬を行っている 20 歳以上の成人 638 名から回答を得た。正則化付きロジスティック回帰モデルの解析では、「毎日ほぼ同じ時間に薬を使用する」($p=.016$)、「毎日ほぼ同じ時間に食事をとる」($p=.016$) が服薬アドヒアランスに正の影響を、「薬を減らしてもらいたい」($p=.012$) が負の影響を示した。LightGBM では、重要度 (feature importance) の上位項目として「年齢」、「薬を毎日同じくらいの時間に使用している」、「食事を毎日同じくらいの時間にとっている」が挙げられた。アドヒアランス関連因子のグループ別平均重要度 (feature importance) は、生活習慣関連項目 (77.92) が最も高く、薬への認識 (52.04)、医療従事者との関係性 (20.30) と続いた。

3. 服薬情報及び WD データ収集基盤の構築

前向き調査には 15 名が参加し、そのうち 8 名 (完了率 53.3%) が調査を完了した。完了者の使用薬の用法は主に朝食後、夕食後、就寝前であり、服薬回数は 1 日 1 回から 3 回であった。飲み忘れ記録の割合では、日数基準で 0% (飲み忘れ記録なし) から 80%、

総服用回数基準で 0%（飲み忘れ記録なし）から 56.7%であった。収集されたウェアラブルデータは 3 分間隔（1 日 480 レコード）で記録され、代表的な指標である活動量データの解析では、加法分解により 24 時間周期の明確な日内変動が確認された。また、高速フーリエ変換によるスペクトル解析では、24 時間または 24 時間の $1/n$ 倍を最大周期とする有意な周期性が確認され、24 時間を超えた周期は確認されなかった。

4. WD データを利用した飲み忘れ検出モデルの構築

データを個人/用法ごとに分類して 15 の Arm が作成され、このうち飲み忘れイベント発生率が 20%以上であった 4 つの Arm でモデルが構築された（ID1: 朝, 夕, ID2: 夕, ID3: 昼）。飲み忘れの有無を応答変数とした 2 種のモデルは、内部検証の結果、Group CV model において F1 スコアは 0.435-0.902、Accuracy は 0.711-0.911、Recall は 0.278-0.822 であり、non-Rolling feature model では、F1 スコアは 0.667-0.910、Accuracy は 0.800-0.906、Recall は 0.500-0.835 だった。Precision は全モデルで 1.0 だった。Feature importance を算出した結果、Group CV model ではローリング特徴量が、non-Rolling feature model ではラグ特徴量が多く上位に列挙された。

【考察】

第 1 章では、スコーピングレビューを実施し、WD の利用と服薬アドヒアランスの関連に関する研究は一定数存在するが、WD から得られる多様なデータを活用した研究は限定的であることが明らかとなった。また、WD を用いた服薬アドヒアランス管理は近年注目を集めているものの、多くは WD を単なる通知手段として用いるにとどまっていることが判明した。

第 2 章では、正則化付きロジスティック回帰モデルと LightGBM を実施した結果、共通して生活習慣の規則性が服薬アドヒアランスに影響を与える要因として抽出された。重要度をグループに分けた場合の結果と合わせて、生活習慣が服薬アドヒアランスに対して最も重要な要素であることが示唆された。また、LightGBM で最も重要な要因として抽出された年齢は、ロジスティック回帰では抽出されなかったが、これは年齢とアドヒアランスの関係が非線形である可能性を示す結果だと考えられる。本章の結果は、日常生活の行動パターンを客観的に記録する WD の活用可能性を支持するものである。

第 3 章では、WD のデータを収集する基盤を構築し、前向き調査によって実際に被験者のデータ収集を行った。加法分解やスペクトル解析から、活動量などのデータには 24 時間、12 時間、8 時間といった 1 日単位または 1 日の $1/n$ 倍の周期性が含まれ生活

習慣を客観的に捉える手段としての WD の利用可能性が示された。一方で、深夜から早朝にかけてのデータ欠損や、被験者募集の困難さ（完了率 8/15[53.3%]）などの課題も明らかとなった。

第 4 章では、朝または夜の飲み忘れを検出するモデルで概ね良好な性能が示され、誤検知が少ないことから（Precision=1.0）、WD データを利用した飲み忘れ検出の有効性が示唆された。一方で、昼の服薬に対するモデルは相対的に性能が低く、これは薬の不所持や仕事による影響など、WD データでは捉えきれない要因の存在が示唆された。Feature importance の分析では特定の変数に限らず時系列特徴量が上位に存在することから、服薬時点の情報よりも、それに至るまでの生活パターンが服薬状況に強く影響することが示唆された。本研究は、一般患者を対象とし、一般に広く利用される WD から得られるデータを利用して薬の飲み忘れの検出モデルを構築した初めての研究である。

本研究で構築した飲み忘れの検出モデルは、大きく二つの方向性で活用可能性がある。第一に、薬剤師などの医療従事者による服薬アドヒアランス向上支援のための情報収集手段としての運用である。来局までの WD データを継続的に取得したうえで来局時に解析結果を確認すれば、薬剤師は処方間隔中の飲み忘れを客観的に把握することが可能となる。第二に、服薬アドヒアランスの維持向上に向けた予防的な取り組みとして、患者の実生活における服薬支援への応用である。服薬時刻が近づいた段階で、その時点における WD データをモデルに入力することで、飲み忘れの可能性を推定し、飲み忘れの可能性が高い場合には通知を送る仕組みが考えられる。ただし、実現に向けては、大規模な患者データでのモデル構築と外部検証を通じて、ハードウェアの違いや取得されるデータのばらつきの影響の検証、長期使用における予測精度の安定性の確認など、さらなる研究開発が必要である。

【結論】

本研究では、WD を活用して服薬アドヒアランスを評価する新たな手法の構築を目指し、服薬アドヒアランスに影響する要因の相対的な重要度の解明、WD データと服薬アドヒアランス情報を統合的に収集・蓄積する基盤の構築、機械学習を用いた服薬状況（飲み忘れ）の検出モデルの構築を行った。これによって、WD データを利用して服薬状況（飲み忘れ）を客観的かつ個別化して評価できる可能性を示すことができた。本研究の成果は、従来の自己申告に依存したアドヒアランス評価を補完し、より精緻かつ患者個々の生活習慣に合わせた服薬支援の実現に向けた基盤となりうる。

論文審査結果の要旨

審査概要

本博士学位申請に対する審査委員会は、2025年7月7日（月）に主査1名と副査2名により実施された。研究内容の発表を行った後、副査との質疑応答を行った。

主な質疑応答内容は以下の通りである。

Q1.（漆原教授）第2章で構築した3つの統計モデル（通常のロジスティック回帰、LightGBM、正則化ロジスティック回帰）は最終的にどの手法が最適か。また、リッカート尺度の分布の偏りにも留意する必要があるのでは。

A1. 非線形の関係を表現できること、第2章の目的であった相対的な重要度を算出できること、多重共線性や変数投入の制限が少ないことなどから LightGBM が最も適していると判断した。さらに、リッカート尺度の回答分布の偏りや多重共線性に対して、LightGBM は一般化線形モデルよりも柔軟に対応できる。

これらの点を主論文の考察に追記することとした。

Q2.（漆原教授）第2章において4つの項目に分類しているが、グルーピングの根拠（因子分析やクロンバックの α 係数による検証）が不十分ではないか。

A2. 本解析では検証プロセスを経ていないが、本調査設計時に引用した先行研究において、因子分析が実施されて4分類が示されているため、それを参照して4分類を決定した。主論文にその旨を追記することとした。

Q3.（河添准教授）①第2章における統計解析（正則化や LightGBM）についての説明が不明瞭なので補足してほしい。②多変量モデルに投入する説明変数を入れ替えて、複数パターンでの解析結果（モデル A、モデル B、モデル C など）を示し、一貫性があることを主張する論文も見かける。それを行わなかった理由はあるか。

A3. ①今回利用した L1 および L2 の正則化は、多数の変数を同時に投入しても適切に変数選択を行える手法であり、従来の単変量解析やステップワイズ法などがもつ欠点を回避できる。また、多重共線性の影響を軽減できるほか、回帰係数を縮小することで過学習を抑制し、モデルの汎化性能を高める効果も期待できる手法である。一方、LightGBM は複数の決定木を組み合わせた手法であり、ロジスティック回帰など線形モデルでは表現しにくい非線形関係を柔軟に捉えることができる。特に、決定木ベースの同様の手法の中でも高精度かつ計算コストが低く、簡便に利用可能である。また、多

重共線性の影響を受けにくく、変数が多い場合でも利用できる点が特徴である。更に、本章の目的と合致する最も重要な点として、各変数がどの程度応答変数の予測に寄与しているかを算出することで、各変数の重要度（feature Importance）を算出することが可能である。②本研究では、多くの説明変数を同時に投入しているため、すべての組み合わせで複数モデル（モデル A、B、C など）を作成すると、検討すべきパターンが膨大になり、結果の解釈が非常に煩雑になると判断した。このため、代表的な 1 モデルに集約して解析結果を提示し、一貫性と妥当性を十分に検証する方針を採用した。

Q4.（河添准教授）一般的な臨床研究で用いられる説明変数の選択（強制投入法とかステップワイズ法）と比較して、今回利用している正則化ロジスティック回帰などの手法が利用される機会が低いのはなぜか。

A4. 上記質疑に対し、審査員である漆原教授よりオッズ比が算出されるなど、解釈のしやすさもあると助言をいただいた上で以下の通り回答した。オッズ比に関しては助言いただいた通り、ロジスティック回帰はオッズ比が算出でき、応答変数への寄与方向が明確に判断できるため、臨床研究で広く用いられている。一方、LightGBM は変数重要度は算出できるが客観的な基準が乏しい。また、正則化は遺伝子解析等の大量変数解析では一般的だが、L1 正則化（Lasso）の場合、有意差の判定ができない点が臨床研究での採用障壁となっている。本解析では Bootstrap 法により検定を実施し、これらの課題に対処した。

Q5.（河添准教授）主論文において VIF を算出した意義は何か。

A5. 多重共線性の影響を確認するため、各説明変数を削除した場合の寄与度や有意差の変化を VIF により検証した。正則化付きモデルでは一貫した有意差が得られたのに対し、通常ロジスティック回帰では有意差が変動することから、正則化による変数選択がモデルの安定化に寄与したことを示す根拠となった。

Q6.（漆原教授）データベース構築（第 4 章）におけるデータマネジメントのシステムバリデーションは十分であるか（薬事レベルでは適切なガイドラインの遵守や品質管理が必要であるので、どの程度まで品質が担保されているか明確にする必要がある）。

A6. アプリケーションのテストおよびデータの記録と書き出し、および内容の一致について3人のテスターで検証し、HealthKitの元データとの一致を確認した。主論文にその旨を追記することとした。

Q7. (漆原教授) 本研究ではHealthkitを利用しているが、対象データはWD由来のデータのみか。

A7. ご指摘の通り、今回はiOS上のHealthKitから活動データを取得しているため、HealthKitに統合されて格納されているWD由来ではないデータも利用している。この点について、主論文への追記で対応することとした。

Q8. (漆原教授) 第5章において、応答変数は飲み忘れあり/なしであり、変数は継続的に測定される変数である。今回のモデルは飲み忘れを“予測(prediction)”するといえるのか、実際は“association”ではないか。

A8. ご指摘の通り、今回構築したモデルは将来の予測を行うモデルではなく、今あるデータの特徴とイベント発生の相関を利用したものである。そのため、主論文においても「検出モデル」という表現とした。今回のデータは1日単位での周期性は見られているものの、24時間を超える長期のトレンドは確認できなかった。したがって、24時間以内の周期的パターンはあるため短期予測の実現可能性はあるものの、24時間を超える長期予測は難しいと考えている。漆原教授の助言にしたがい、主論文において本モデルの到達点と限界を明確に示すこととした。

Q9. (河添准教授) WD利用者はリテラシーが高く、服薬アドヒアランスが高い傾向にある。そのような人々ではなく、WDを装着しない人への介入を考えるべきではないか。

A9. 現状のWD利用者は一般集団よりアドヒアランスが高い傾向があるとの報告があるが、今回の調査でもアドヒアランスが十分でない人が一定数存在した。したがって、WD利用者でも介入の余地は十分にあると考える。また、今後WD利用者は増加すると考えられるため、WDを用いた介入は今後ますます有意義になると考える。

Q10. (河添准教授) 本研究の新規性と臨床的意義について再度説明してほしい。

A10. 本研究の新規性は服薬アドヒアランスに関連する要因の相対的な重要度を提示したこと、また、WDの活動データを利用して飲み忘れイベントを検出するモデルを構築したことにある。臨床的意義として、従来のWDを活用した服薬アドヒアランス関

連研究では、特定の疾患（パーキンソン病）患者に対して、WD の加速度データから体の動きを直接測定することでウェアリング・オフ現象を検出するものに限られていたが、本研究では対象患者や薬の種類を限定せずに、WD の一般的な活動データを用いて飲み忘れイベントを検出するモデルを提案した点が挙げられる。

Q11.（漆原教授）これまで使用されてきた解析手法における課題について、今回の博士研究で機械学習手法を提案することは本当に適切か。具体的には、回帰モデルによる標準化偏回帰係数を用いる方法でも説明変数間の比較は可能であるが、それより機械学習の方が適切とする根拠や、その解釈の妥当性について説明してほしい。これは本質的には変数選択の問題であり、あらかじめ測定された変数だけでは不十分な可能性を考慮した上で、真に重要な変数を特定する困難さもある。すでに考察されていると思うが、発表資料からは不明瞭である。

A11. A1 の指摘も踏まえて、主論文の 2.5.5「用いた手法の比較」において考察をさらに深めた。あわせて、変数選択に関する限界についても、主論文第 2 章の考察において検証が困難な要因が存在することを明記し、補足することとした。

Q12.（漆原教授）アドヒアランスの測定方法の妥当性について、概念の多次元性を踏まえた研究の立ち位置を説明してほしい。特に第 2 章と第 3・4 章のアウトカムの性質の違いをどう整理し、結論として何を導けるのか明確にしてほしい。またスライド 20 の「生活習慣」という表現は具体化した方が良いのではないか。

A12. 本研究では、心理・意識面に焦点を当てた横断的アンケート解析（第 2 章）と行動面に焦点を当てた時系列データ解析（第 3・4 章）を並列に実施した。両者とも服薬アドヒアランスの実施に対する多面的理解を試みているため、これら異なる性質を持つデータと解析結果は、服薬アドヒアランスの複雑な側面を多角的に捉える上で互いに補完し合う関係にあると考えられる。この点を明確にしながら、主論文の総括に追記することで対応することとした。スライド 20 の生活習慣については聴取した変数の性質から「食事/服薬時間の周期性」と表現を改めた。

判定結果

以上の過程を通じて、審査委員会では、学位論文には新規かつ意義ある知見を含んでいること、申請者は専門領域および関連領域における十分な知識を有していることから、博士（薬学）の学位に値すると評価された。

なお、申請者は、審査委員会での指摘事項を踏まえて、研究内容をより適切に示せるよう主論文ならびに発表資料の修正を行ない、主査並びに副査の確認をうけた。具体的な主論文の追加修正箇所は、第2章では、L1 (Lasso) と L2 (Ridge) の手法の説明、アンケート項目と利用した尺度、グルーピングの方法、変数選択の限界について、第3章では、構築したアプリの画面、利用した加法分解手法、WD の普及率、研究参加者のリクルート方法の改善策、WD と服薬アドヒアランス研究の今後の展望について、第4章及び全体考察では、モデルが予測ではなく association に基づく点、モデルの妥当性、予測モデルとの差異や本研究の展望について、である。続いて、博士学位論文公聴会が2025年7月23日(水)、中講堂において、大学院指導教員などの出席のもと実施された。公聴会では、大学院指導教員より、個々の飲み忘れ検出モデルの構築手法と過学習への対処、服薬前の時間帯の行動が飲み忘れに影響する想定メカニズム、休日など生活パターンの異なる日に対するモデル適用可能性、アプリを用いた服薬申告の正確性とその研究への影響と対策、WD 由来の特徴量と生活習慣の関連、飲み忘れと飲み残しのモデル上の扱いなど、幅広い質問があり、申請者の回答は概ね適切であった。

以上より、申請者は博士(薬学)の学位を授与されるに相応しいと判定する。

論文目録

1. 主論文に関する原著論文

- [Iino H](#), Kizaki H, Imai S, Hori S. Identifying the Relative Importance of Factors Influencing Medication Compliance in General Patients Using Regularized Logistic Regression and LightGBM: Web-Based Survey Analysis. *JMIR Formative Research*. 2024 Dec 23; 8:e65882. doi: 10.2196/65882.
- [Iino H](#), Kizaki H, Imai S, Hori S. Construction of Personalized Predictive Models for Missed Medication Doses Using Wearable Device Data: Prospective Observational Study. *JMIR Formative Research*. 2024 Jun 24;9:e72113. doi: 10.2196/72113.

2. 参考論文(申請者が著者である、主論文に関する原著論文以外の論文)

- [Iino H](#), Hashiguchi M, Hori S. Estimating the range of incremental cost-effectiveness thresholds for healthcare based on willingness to pay and GDP per capita: A systematic review. *PLoS One*. 2022 Apr 14; 17(4):e0266934. doi: 10.1371/journal.pone.0266934. (Systematic Review)
- [Iino H](#), Kizaki H, Imai S, Hori S. Medication Management Initiatives Using Wearable Devices: Scoping Review. *JMIR Human Factors*. 2024 Nov 27; 11:e57652. doi: 10.2196/57652. (Scoping Review)