

厚生労働科学研究費補助金（長寿科学政策研究事業）
総括研究報告書

健康・医療・介護分野の分野横断的なデータ収集・利活用・解析基盤の構築による介護予防に資するAI等開発についての研究

研究代表者 荒井 秀典 国立研究開発法人国立長寿医療研究センター 理事長

研究分担者 島田 裕之 国立研究開発法人国立長寿医療研究センター
老年学・社会科学研究センター センター長

研究分担者 原 辰徳 国立大学法人東京大学 総括プロジェクト機構 特任准教授

事業要旨

目的：

少子高齢化の一層の進展に伴って、介護需要が増大するとともに、労働力制約は強まっている。そうした状況の中、持続可能な介護サービスのために、効果的な介護予防サービスを行い、健康寿命を延伸することが急務となっている。本研究では、各省庁および産学が連携し、国・自治体や介護予防サービスに関わる民間企業等が共通で利用できるビッグデータ基盤や、現在は専門職が行っている介護予防事業を代替できる AI 等のインフラを開発（協調領域）し、さらに、協調領域を活用した民間主体による競争的な取組（競争領域）を活性化する。これらにより、エビデンスに基づく介護予防の取組を全国展開して、健康寿命の延伸に資することを目指した。既に、収集したデータを蓄積するデータ関係基盤を構築しており、令和2年度にリリースしたオンライン通いの場アプリを活用し、アプリでデータを収集、そのデータを用いて要介護リスク予測 AI を開発した。自治体・自治体と連携した民間企業との連携により、アプリの機能充実と一層の普及に努め、より多くのデータを収集した。アプリから得られたデータを基に、本事業からはアウトカム情報として国保データベース（KDB）に含まれる要介護認定データを活用して、令和2年度に開発した要介護リスク予測 AI（以下、「介護予防 AI」とする）を改修し、予測精度の向上を目指すこととした。さらに、民間企業アプリとの機能連携を進め、オンライン通いの場アプリの各種機能を民間企業アプリと連携し、民間企業アプリでもオンライン通いの場アプリの機能を使用できる体制を構築することを目的とした。

方法：

13自治体を選定し、オンライン通いの場アプリの機能充実と一層の普及に努め、より多くのライフログデータを収集した。本事業でオンライン通いの場アプリのデータの集積および個人単位で連結可能な環境を整備した。本年度より、アウトカム情報として KDB 等の活用を開始してオンライン通いの場アプリのデータをもとに、介護予防 AI を改修し予測精度の向上を目指した。さらに、本事業で構築した介護予防プラットフォームへ参加する民間企業の募集に当たり、オンライン通いの場アプリや本プラットフォームの活用可能性などに関して計8社の民間企業からヒアリングを行った。

結果：

オンライン通いの場アプリから収集したデータを活用して令和2年度の事業で開発した高齢者の介護予防 AI を改修し、その性能評価を行った。XGBoost を用いて、最直近データで欠損値補完、パラメーターの最適化により最も高い ROC AUC: 0.782 と比較的高い予測精度が得られた。複数の民間企業へのヒアリングを通じて、今後の介護予防プラットフォームの活用方針を整理することが出来た。

結論：

本事業によって、通いの場アプリで収集したデータおよびその他の自治体や民間企業から提供されたデータを用いて、令和2年度の事業で開発した高齢者の介護予防 AI を更に改修することができた。本事業により、通いの場の活動自粛下でも在宅高齢者が健康を維持するために必要なプラットフォームの構築、全国の自治体および民間企業へ展開するための仕組みを整備することができた。

A. 目的

少子高齢化の一層の進展に伴って、介護需要が増大するとともに、労働力制約は強まっている。そうした状況の中、持続可能な介護サービスのために、効果的な介護予防サービスを行い、健康寿命を延伸することが急務となっている。本研究では、各省庁および産学が連携し、国・自治体や介護予防サービスに関わる民間企業等が共通で利用できるビッグデータ基盤や、現在は専門職が行っている介護予防事業を代替できるAI等のインフラを開発（協調領域）し、さらに、協調領域を活用した民間主体による競争的な取組（競争領域）を活性化させる。これらにより、エビデンスに基づく介護予防の取組を全国展開して、健康寿命の延伸に資することを旨とした。既に、収集したデータを蓄積するデータ連携基盤を構築しており、令和2年度にリリースしたオンライン通いの場アプリを活用し、アプリでデータを収集、そのデータを用いて要介護リスク予測AIを開発した。自治体・自治体と連携した民間企業との連携により、アプリの機能充実と一層の普及に努め、より多くのデータを収集した。アプリから得られたデータを基に、本事業からはアウトカム情報として国保データベース（KDB）に含まれる要介護認定データを活用して、令和2年度に開発した要介護リスク予測AI（以下、「介護予防AI」とする）を改修し、予測精度の向上を目指すこととした。さらに、民間企業アプリとの機能連携を進め、オンライン通いの場アプリの各種機能を民間企業アプリと連携し、民間企業アプリでもオンライン通いの場アプリの機能を使用できる体制を構築することを目的とした。

B. 方法

1) 事業体制

本研究は、国立長寿医療研究センターを中心に、多機関共同で実施した。研究代表者は、研究全体の総括、各研究分担者は実証フィールド等の調整を行うとともに、専門的観点から、データ収集・調査のデザインや、調査項目の策定、評価の尺度、AIを用いたサービスの設計等について検討を行った。

国立長寿医療研究センターにおいて、AI活用サービスの構築および、データ連携基盤のKDB等との連携、AI・アプリ等との連携、アプリと民間企業との連携等を行った。また、本研究で構築するプラットフォームの社会実装や持続的な運営・運用の仕組みについて、官民連携協議会を開催して整理した。その際、前述の業務の一部を株式会社三菱総合研究所に委託した。本研究にはアドバイザーグループを設置し、研究全体のマネジメント方針およびデータの収集、データ基盤の構築、健康状態の解析等において専門的な知見を基に助言を受けた。

2) 事業期間

2021年10月14日～2022年3月31日

3) データ収集

本事業では、13自治体（熊本県玉名市、愛媛県宇和島市、茨城県つくば市、石川県加賀市、沖縄県八重瀬町、沖縄県南風原町、沖縄県与那原町、沖縄県宮古島市、長野県松本市、愛知県豊田市、愛知県知多市、愛知県高浜市、愛知県名古屋市長区）と研究協定を締結し各自治体からKDBデータの提供を受けた。

オンライン通いの場アプリデータとKDBデータを突合・匿名化するため、国立長寿医療研究センターから自治体・国保連合会へ通いの場アプリデータを送付する必要がある。そのため、国立長寿医療研究センターから自治体・国保連合会へ送付する通いの場アプリのデータフォーマット等を整理した。まず、現状の機能から取得可能な通いの場アプリのデータ項目一覧を整理した。

上記で整理したデータ項目から、各自治体・国保連合会へ送付するデータの絞り込み条件等を整理した。整理した結果を以下に示した。

3-1) データの取得方法

通いの場アプリの管理者機能のcsvダウンロードから取得

使用するファイル

図表1に示したcsvデータ

図表 1 自治体・国保連合会へ提供する通いの場アプリ csv ファイル一覧

csvファイル名	説明
ユーザー基本情報	登録ユーザーの基本情報(メールアドレスや性別、生年月日など)が記録されたテーブル
エリア登録	おさんぼ機能でおさんぼスポットとして登録されている場所が記録されたテーブル
おさんぼコース情報	おさんぼコース作成機能の使用履歴が記録されたテーブル
おさんぼスポット情報	おさんぼスポットを探す機能の使用履歴が記録されたテーブル
歩数履歴	1日の歩数が記録されたテーブル
ポイント獲得履歴	1日の獲得ポイント数が記録されたテーブル

自宅でできる体操	自宅でできる体操の視聴状況が記録されたテーブル
コグニサイズ閲覧	コグニサイズの閲覧履歴が記録されたテーブル
脳を鍛えるゲーム	脳を鍛えるゲームで遊んだ履歴が記録されたテーブル
HEPOP フローチャート	HEPOP フローチャートの閲覧履歴が記録されたテーブル
病歴リスト	病歴登録の入力内容が記録されたテーブル
食事管理	食事管理の入力内容が記録されたテーブル
基本チェックリスト	基本チェックリストの入力内容が記録されたテーブル
通いの場チェックイン情報	通いの場へのチェックイン履歴が記録されたテーブル

3-2) 自治体での KDB データとの突合・匿名化

通いの場アプリのデータに対し、KDB データの要介護状態区分コード等の必要な情報を連結し、匿名化することで、令和3年度版介護予防AIで解析するデータセットを作成した。通いの場アプリのデータ（KDB データとの結合キーを含む）は、オンライン通いの場アプリの管理者機能から各種 csv ファイル（図表2）をダウンロードして使用した（図表3）。

図表2 使用する通いの場アプリデータのイメージ

- 自治体ごとにアプリデータを抽出し、自治体へ送付するアプリ実績データを作成する

⋮

データ種類別に ファイルを作成	通いの場ID		疾患 (高血圧)	データ取得日	...				
	通いの場ID		基本チェック リスト	データ取得日	...				
	通いの場ID		歩数	データ取得日	...				
	001		8,000	20210901	...				
通いの場ID :通いの場アプリの ユーザーID	通いの場 ID	カナ氏名 (苗字)	カナ氏名 (名前)	生年月日	性別	保険者名	身長	体重	...
	001	ミツピン	ソウケン	19550101	1	A	160	60	...
	002	コクリツ	チョウジュ	19540101	2	A	165	65	...
	003	ロウジン	ホケンカ	19530101	2	A	170	70	...

- 各ファイルにつける項目のデータ概要は以下の通り

項目名	データ概要
カナ氏名(苗字・名前)	<ul style="list-style-type: none"> 文字列(全角カナ)
生年月日	<ul style="list-style-type: none"> 整数 データ形式:yyyymmdd
性別	<ul style="list-style-type: none"> 整数 1:男性 2:女性 3:未回答(回答したくない)

KDB データは、各自治体あるいは所属する国保連合会が介護保険審査支払等システムから出力したファイルを使用した。本業務で使用したファイルとデータ項目は以下の通りである。

- ファイル：受給者台帳情報
- データ項目：以下の通り
 - 被保険者氏名（カナ）
 - 生年月日
 - 性別コード
 - 異動年月日
 - 訂正年月日
 - 要介護状態区分コード
 - 認定有効期間（開始年月日）

上記のデータ項目のうち、被保険者氏名（カナ）、生年月日、性別コードはオンライン通いの場アプリデータとの突合のために使用した。（図表3）

図表3 通いの場アプリデータとKDBデータの突合イメージ

- KDBデータのうち、必要な項目を準備する
(アプリデータのうち、ユーザー基本情報にKDBデータを紐づける)

通いの場ID	カナ氏名 (苗字)	カナ氏名 (名前)	生年月日	性別	保険者名	身長	体重	...
001	ミツビシ	ソウケン	19550101	1	A	160	60	...
002	コクリツ	チョウジュ	19540101	2	A	165	65	...
003	ロウジン	ホケンカ	19530101	2	A	170	70	...
...

カナ氏名 (苗字)	カナ氏名 (名前)	生年月日	性別	要介護区分	認定期間 開始年月日
コクリツ	チョウジュ	19540101	2	要介護1	20210401
ロウジン	ホケンカ	19530101	2	要介護2	20210401
...

- 結合キーをもとに、アプリデータへKDBの要介護区分・認定期間開始年月日を追加 アプリデータに追加

通いの場ID	カナ氏名 (苗字)	カナ氏名 (名前)	生年月日	性別	保険者名	アプリデータ			要介護区分	認定期間 開始年月日
						身長	体重	...		
001	ミツビシ	ソウケン	19550101	1	A	160	60	...		
002	コクリツ	チョウジュ	19540101	2	A	165	65	...	要介護1	20210401
003	ロウジン	ホケンカ	19530101	2	A	170	70	...	要介護2	20210401
...

突合完了後、被保険者氏名(カナ)、生年月日は匿名化した。まず、各ユーザーに対し、自治体ID(ユーザー個別に付与する匿名化ID)を付与する。自治体IDはカナ氏名・生年月日・性別が同一のユーザーに対して、同じIDを付与した。また自治体IDは「自治体毎の識別子(3桁)」+「_(アンダーバー)」+「自治体毎の連番(5桁)」で構成した。自治体IDを付与する際、通いの場ID(通いの場アプリのユーザーID)との対応表を別途作成した。(図表4)

図表4 自治体ID(匿名化ID)の作成イメージ

- 各ユーザーに対し、自治体ID(ユーザー個別のID)を付与する。

通いの場ID	カナ氏名 (苗字)	カナ氏名 (名前)	生年月日	性別	保険者名	アプリデータ			要介護区分	認定期間 開始年月日
						身長	体重	...		
001	ミツビシ	ソウケン	19550101	1	A	160	60	...		
002	コクリツ	チョウジュ	19540101	2	A	165	65	...	要介護1	20210401
003	ロウジン	ホケンカ	19530101	2	A	170	70	...	要介護2	20210401
...

行の順番をシャッフルする必要がある。
 (ユーザー基本情報の順番そのままに自治体IDを付与しないように)

自治体ID	通いの場ID	カナ氏名 (苗字)	カナ氏名 (名前)	生年月日	性別	保険者名	アプリデータ			要介護区分	認定期間 開始年月日
							身長	体重	...		
001.00001	003	ロウジン	ホケンカ	19530101	2	A	170	70	...	要介護2	20210401
001.00002	001	ミツビシ	ソウケン	19550101	1	A	160	60	...		
001.00003	002	コクリツ	チョウジュ	19540101	2	A	165	65	...	要介護1	20210401
...

- 同一のユーザー(カナ氏名・生年月日・性別・保険者名が同じユーザー)には同じ自治体IDを付与
- 自治体IDは「自治体毎の識別子(3桁)」+「_(アンダーバー)」+「自治体毎の連番(5桁)」

※自治体IDとユーザーの対応表を作成しておく

自治体ID	通いの場ID
001.00001	003
001.00002	001
001.00003	002
...	...

その後、対応表を用いて通いの場アプリの各種 csv ファイルに対して自治体 ID を付与した。(図表 5)

図表 5 各種 csv ファイルへの自治体 ID 付与イメージ

- 対応表を使い、アプリの各データに自治体IDを紐づける。

⋮

自治体ID	通いの場ID	疾患 (高血圧)	データ取得日	...
001.00002	001	1	20210901	...
001.00003	002	1	20210901	...
001.00001	003	2	20210901	...

自治体ID	通いの場ID	基本チェックリスト	データ取得日	...
001.00002	001	1	20210901	...
001.00003	002	1	20210901	...
001.00001	003	2	20210901	...

自治体ID	通いの場ID	歩数	データ取得日	...
001.00002	001	8,000	20210901	...
001.00003	002	9,000	20210901	...
001.00001	003	10,000	20210901	...
...

- 対応表から自治体IDを紐づける。

上記の処理を実施した後、個人情報に関する項目（カナ氏名・生年月日）と通いの場 ID を削除することで、匿名化処理を行った。(図表 6)

図表 6 通いの場アプリの匿名化イメージ

- カナ氏名・生年月日・通いの場IDを削除することで匿名化する

⋮

自治体ID	疾患 (高血圧)	データ取得日	...
001.00001	2	20210901	...
001.00002	1	20210901	...

自治体ID	基本チェックリスト	データ取得日	...
001.00001	2	20210901	...
001.00002	1	20210901	...
001.00003	1	20210901	...

自治体ID	歩数	データ取得日	...
001.00001	10,000	20210901	...
001.00002	8,000	20210901	...

自治体ID	性別	保険者名	身長	体重	...	要介護区分	認定期間 開始年月日
001.00001	2	A	170	70	...	要介護2	20210401
001.00002	1	A	160	60	...		
001.00003	2	A	165	65	...	要介護1	20210401
...

突合作業後、ファイルに含まれる内容は以下の通りである。

- 受給者台帳情報のデータ
 - アプリデータと突合できた人の下記項目（アプリユーザーでない人のデータは取得しなかった。）
 - ◇ 異動年月日
 - ◇ 訂正年月日
 - ◇ 要介護状態区分コード
 - ◇ 認定有効期間（開始年月日）
- アプリデータ（ユーザー基本情報.csv）のデータ
 - 通いの場 ID、氏名、生年月日以外の項目
（氏名、生年月日は削除、通いの場 ID は自治体 ID に付け替え）
- アプリデータ（ユーザー基本情報.csv 以外）のデータ

- 通いの場 ID をユーザー基本情報.csv と同様自治体 ID に変換
- 通いの場 ID 以外の項目はそのまま
- 実行ログ
 - エラー情報や、突合成否の件数等の統計値（カナ氏名等の個人情報含まない）

3-3) 自治体・国保連合会での突合・匿名化作業

各自治体・国保連合会へ提供し、オンライン通いの場アプリデータと KDB データの突合・匿名化を依頼した。

突合・匿名化作業は各自治体・国保連合会が実施した一方で、データの準備や紐づけツールの使用には支援が必要であり、電話・メール等での支援を行った。突合作業の対象となったユーザー数と、突合できたユーザー数を図表 7 に示した。

図表 7 通いの場アプリデータと KDB データの突合結果

自治体名	① 突合対象のユーザー数*1	② 突合できたユーザー数
沖縄県 (南風原町・与那原町・ 八重瀬町・宮古島市)	1,054*2	14
熊本県玉名市	269	0
愛媛県宇和島市	39	0
茨城県つくば市	113	0
愛知県(豊田市、知多市、高浜市、名 古屋市緑区)	931	4
石川県加賀市	72	0

*1 「通いの場アプリに登録し、本事業へのデータ利用に関する同意を得たユーザー」+「機能連携サーバーの機能を使い他社アプリから本事業へのデータ利用に関する同意を得たユーザー」を示す。また、突合作業時点でのユーザー数を記載した。

*2 氏名・生年月日のみであれば突合できたユーザー：16 人、氏名のみであれば突合できたユーザー：119 人、生年月日のみであれば突合できたユーザー：246 人

4) 通いの場アプリ DM・チラシ等の配布等による 5,000 人への周知

通いの場アプリの更なる利用者数増加を図るため、通いの場アプリの周知活動を実施した。自治体・民間企業によるチラシ配布を 3,208 枚、高齢者への Web アンケートによる周知を 1,973 件行い、合計 5,181 人に対して周知を行った。

4-1) 通いの場アプリのチラシ配布

本事業に参加する自治体・民間企業の関連施設でのチラシ配布を実施した。また、一部の自治体では、郵送による高齢者宅へのチラシ配布を実施した（図表 8）。

図表 8 通いの場アプリのチラシ配布状況

自治体	配布主体	枚数	配布場所	配布方法
石川県加賀市	加賀市	200	自治体関連施設 (市役所、通いの場など)	手渡しで配布
	ドコモ	15	石川県内のショップ	手渡しで配布
	ソフトバンク	47	石川県内のショップ	手渡しで配布
愛媛県宇和島市	宇和島市	300	自治体関連施設 (市役所、通いの場など)	手渡しで配布
沖縄県南風原町	沖縄セルラー	300	市内のショップ	手渡しで配布
沖縄県宮古島市	沖縄セルラー			
沖縄県与那原町	沖縄セルラー			

沖縄県八重瀬町	沖縄セルラー			
熊本県玉名市	玉名市	66	自治体関連施設 (市役所、通いの場など)	手渡しで配布
茨城県つくば市	つくば市	130	自治体関連施設 (市役所、通いの場など)	手渡しで配布
長野県松本市	松本市	2,150	自治体関連施設 (市役所、通いの場など)	手渡しで配布 個人へ郵送
合計		3,208	-	

※2022年3月25日時点での配布状況を記載

実際に配布したチラシは以下の通り（図表9）である。

図表9 通いの場アプリの配布チラシ



※自治体・民間企業によっては要望に応じて、問い合わせ先の記載等の微修正を行った。

4-2) Web アンケート会社を活用したDM（メール等による周知）送付

高齢者パネルを有する Web アンケート会社を通じて、通いの場アプリのチラシと関連するアンケートを実証地域の高齢者を対象に配信することで、通いの場アプリの周知を行った。周知の概要は以下の通りである。

- Web アンケート会社
 - 株式会社マクロミル（以下、「マクロミル」と言う）
 - 株式会社サーベイリサーチセンター（以下、「SRC」と言う）

● 自治体別の対象モニター数・回答数

自治体名	モニター数（人）*1		
	マクロミル	SRC	
石川県加賀市	22	1,547	
沖縄県宮古島市	14		
沖縄県島尻郡八重瀬町	2		
沖縄県島尻郡南風原町	4		
沖縄県島尻郡与那原町	5		
熊本県玉名市	15		
愛媛県宇和島市	35		
愛知県豊田市	135		
茨城県つくば市	106		
長野県松本市	88		
合計	426		1,547

*1 65歳以上の男女を対象とした。

● アンケート内容：図表9のチラシを閲覧した上で、以下の問いに回答

- ▶ チラシを見て、オンライン通いの場アプリケーションについて興味関心を持ったか (Y/N)
- ▶ チラシを見て、オンライン通いの場アプリケーションをインストールしたいと思ったか (Y/N)

● 配信方法：上記のモニターへアンケートページが掲載されたメールを送信する。アンケートの画面イメージは図表10と図表11の通りである。

図表 10 通いの場アプリのチラシと関連するアンケート画面①

100%

Q1
このチラシを見て、オンライン通いの場アプリケーションについて興味関心を持ちましたか。

▼ 画像をクリックして、別画面で表示される画像をご覧ください。 ▼
※クリック必須

◎ 単一回答 ★ 必須回答 ▶ とじる

① はい

② いいえ

図表 11 通いの場アプリのチラシと関連するアンケート画面②

Q2

このチラシを見て、オンライン通いの場アプリケーションをインストールしたいと思いましたか。

▼ 画像をクリックして、別画面で表示される画像をご覧ください。 ▼

オンライン通いの場アプリ

新型コロナウイルス（COVID-19）感染拡大防止のため、
高齢者の通いの場が活動を自粛している状況でも
オンラインで自己管理しながら、運動や健康づくりに取り組めるアプリケーションです。

オンライン通いの場アプリで出来ること

おさんぽ支援
行きたい場所を設定して、お散歩ルートを検索・登録できます。

脳を鍛えるゲーム
パズルゲームや計算ゲームを楽しみながら脳を鍛えることができます。

食事管理
毎日の食事内容や品数を入力し、管理することができます。

通いの場情報
自宅周辺の通いの場情報の閲覧と出席管理ができます。

コミュニケーション
チャット形式で仲間とコミュニケーションが楽しめます。

自宅でできる体操
自治体が提供する体操動画を検索して、閲覧できます。

在宅活動ガイド2020
適切な運動や活動を行うためのフローチャートや運動・活動メニューを閲覧できます。

ダウンロードはこちらから

Android版
(Google Playストア)
※Android 7.0以上対応

iOS版
(App Store)
※iOS13以上対応

自宅で作れる体操動画 画面イメージ 在宅活動ガイド 画面イメージ

+ 今後、さらに機能を充実していく予定です。

国立長寿医療研究センター
National Center for Geriatrics and Gerontology

◎ 単一回答 ★ 必須回答

▲ とじる

① はい

② いいえ

5) 令和 2 年度版介護予防 AI の課題整理

令和 2 年度の介護予防 AI に関する課題を整理するために性能評価を行った。構築した介護予防 AI のモデルやインプットデータ等の概要を以下に示した。

5-1) 構築した介護予防 AI のモデルと目的変数

本事業では、基本チェックリスト 25 項目（図表 12）の回答結果から判定可能な以下の基準を目的変数として設定した（図表 13）。

図表 12 基本チェックリスト 25 項目

質問内容	
1	バスや電車で 1 人で外出していますか
2	日用品の買物をしていますか
3	預貯金の出し入れをしていますか
4	友人の家を訪ねていますか
5	家族や友人の相談にのっていますか
6	階段を手すりや壁をつたわずに昇っていますか
7	椅子に座った状態から何もつかまらずに立ち上がっていますか
8	15 分位続けて歩いていますか
9	この 1 年間に転んだことがありますか
10	転倒に対する不安は大きいですか
11	6 カ月間で 2~3 kg 以上の体重減少がありましたか
12	BMI (kg/m ²) < 18.5
13	半年前に比べて固いものが食べにくくなりましたか
14	お茶や汁物等でむせることがありますか
15	口の渇きが気になりますか
16	週に 1 回以上は外出していますか
17	昨年と比べて外出の回数が減っていますか
18	周りの人から「いつも同じ事を聞く」などの物忘れがあるとされますか
19	自分で電話番号を調べて、電話をかけることをしていますか
20	今日が何月何日かわからない時がありますか
21	(ここ 2 週間) 毎日の生活に充実感がない
22	(ここ 2 週間) これまで楽しんでやれていたことが楽しめなくなった
23	(ここ 2 週間) 以前は楽にできていたことが今ではおっくうに感じられる
24	(ここ 2 週間) 自分が役に立つ人間だと思えない

25	(ここ 2 週間) わけもなく疲れたような感じがする
----	----------------------------

図表 13 令和 2 年度版介護予防 AI の目的変数

1	(旧) 二次予防事業の対象者の 選定基準	図表 12 の No. 1-20 のうち 10 項目以上該当なら 1
2	運動器の機能向上	図表 12 の No. 6-10 のうち 3 項目以上該当なら 1

1 の基準に該当する高齢者は、生活機能の低下が懸念され、通いの場の活動を含む介護予防の対象になるため、通いの場アプリの活用による本事業で重要であると考え、目的変数として設定した。2 の基準は通いの場アプリのデータが主に身体的な活動等に関するものであることを考慮し、通いの場アプリのデータを用いた予測に比較的適すると考え、目的変数として設定した。

5-2) インプットデータの概要

通いの場アプリから取得可能なデータをインプットデータとして、介護予防 AI を構築した。使用したインプットデータは以下の通りである。



- ユーザー基本情報 (年齢、性別、身長、体重)
- 1日あたり歩数
- 自宅でできる体操の1日あたり視聴回数
- コグニサイズの1日あたり視聴回数
- 脳を鍛えるゲームの平均スコア
(スコアは(1×Easy 正答率+2×Normal 正答率+3×Hard 正答率)/6) で算出
- 病歴リスト (疾患の罹患状況)

また、最新データにおけるモデル構築等の課題を把握するため、モデル構築・評価には通いの場アプリデータ期間の異なる以下 2 つのデータセットを使用した。

- 令和 3 年 3 月：令和 2 年 10 月 27 日～令和 3 年 3 月 31 日
- 令和 3 年 7 月：令和 2 年 10 月 27 日～令和 3 年 7 月 26 日

以上の内容を、図表 14 に示した。

図表 14 令和 2 年度版介護予防 AI のインプットデータ概要

	使用したデータ	アプリデータ 収集期間	AIモデル構築用 データ数
令和 3年 3月	 <p>オンライン通いの場 アプリ</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ アプリのデータは平均値を取る方針でデータ加工 ・ 使用したインプットデータは以下の通り <ul style="list-style-type: none"> ・ ユーザー基本情報 (年齢、性別、身長、体重) ・ 1日あたり歩数 ・ 自宅でできる体操の1日あたり視聴回数 ・ コグニサイズの1日あたり視聴回数 ・ 脳を鍛えるゲームの平均スコア (スコアは(1×Easy正答率+2×Normal正答率+3×Hard正答率)/6) で算出 ・ 病歴リスト (疾患の罹患状況) 	2020/10/27 ～2021/3/31	8,012件
令和 3年 7月	 <p>基本チェックリスト</p>	2020/10/27 ～2021/7/26	8,132件 ※欠損値データを除外

5-3) モデル構築手法・評価方法

令和 2 年 3 月・7 月のデータに対し、モデル構築手法・評価方法を可能な限り合わせて、複数指標での比較を行った。令和 2 年度介護予防 AI と同様、XGBoost を用いて 2 値分類モデルを構築した。性能評価指標として、2 値分類問題で一般的に用いられる ROC AUC・Accuracy・Precision・Recall・F 値で評価した。交差検証を 3-fold で 100 回実施し、各評価指標の平均値を算出した。(図表 15)

図表 15 令和 2 年度版介護予防 AI のモデル構築手法・評価方法

1	AI モデルの構築手法	XGBoost を用いて 2 値分類モデルを構築 ハイパーパラメーターはグリッドサーチでチューニング
2	性能評価の方法	交差検証を 100 回実施し評価指標の平均値を算出

		ROC AUC の平均値 100 回分をヒストグラムにし乱数の影響を確認 ※交差検証は 3-fold で行い、交差検証内の評価指標も平均値を採用した。
3	性能評価指標	2 値分類問題で良く用いられる下記指標で評価 ROC AUC Accuracy Precision Recall F 値 ※ Accuracy、Precision、Recall、F 値算出時の閾値は交差検証時に学習データから求められたものを使用した。
4	注意事項	使用するデータ期間が短く、季節性は考慮できていない データ数の関係から年齢階層別など層別の十分な検証はできていない 特に令和 2 年度のモデルはコロナウイルス感染症拡大による影響を受けている可能性がある

5-4) 評価結果

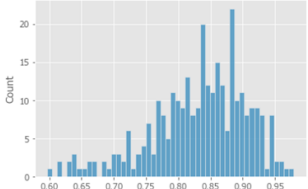
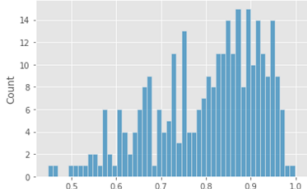
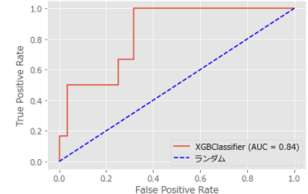
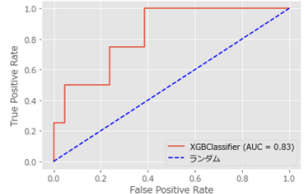
令和 3 年 3 月および令和 3 年 7 月時点におけるオンライン通いの場アプリデータを用いて、それぞれの判定基準における介護予測 AI モデルの性能指標を比較した。(図表 16)
「うつ予防・支援の 5 項目を除く 20 項目」「運動器の機能向上」ともに、性能指標はほぼ変化しなかった。

図表 16 令和 2 年度版介護予防 AI の性能評価結果 (概要)

構築したモデル	令和 3 年 3 月	令和 3 年 7 月	改善幅
(旧) 二次予防事業の対象者の選定基準	ROC AUC: 0.83 Accuracy: 0.94	ROC AUC: 0.80 Accuracy: 0.97	ROC AUC: -0.03 Accuracy: +0.03
運動器の機能向上	ROC AUC: 0.66 Accuracy: 0.87	ROC AUC: 0.67 Accuracy: 0.89	ROC AUC: +0.01 Accuracy: +0.02

詳細の結果を図表 17 から図表 20 に示した。

図表 17 令和2年度版介護予防AIの性能評価結果（（旧）二次予防事業の対象者の選定基準 詳細）

令和3年3月	令和3年7月
<ul style="list-style-type: none"> ROC AUC: 0.83 Accuracy: 0.94 Precision: 0.46 Recall: 0.13 F値: 0.20 	<ul style="list-style-type: none"> ROC AUC: 0.80 Accuracy: 0.97 Precision: 0.29 Recall: 0.10 F値: 0.14
<ul style="list-style-type: none"> ROC AUCの分布（100回のCVを実施） 	<ul style="list-style-type: none"> ROC AUCの分布（100回のCVを実施） 
<ul style="list-style-type: none"> ROC curve（ROC AUC中央値のもの） 	<ul style="list-style-type: none"> ROC curve（ROC AUC中央値のもの） 

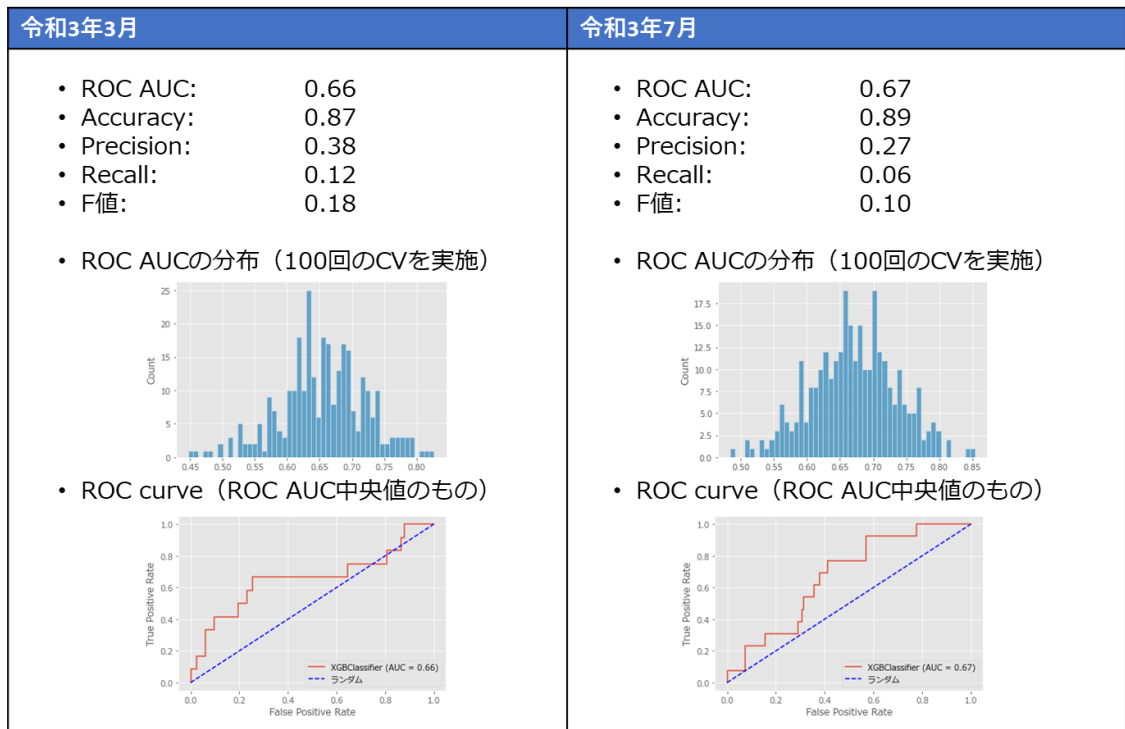
※全てをNegativeと予測したため、PrecisionとRecallは0になった。

図表 18 令和2年度版介護予防AIの性能評価結果（（旧）二次予防事業の対象者の選定基準 重要度）

令和3年3月	令和3年7月																																																																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th>項目</th> <th>重要度</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>体重</td><td>0.069702</td></tr> <tr><td>骨粗鬆症</td><td>0.066614</td></tr> <tr><td>1日あたりの平均歩数</td><td>0.061172</td></tr> <tr><td>脳卒中</td><td>0.060379</td></tr> <tr><td>糖尿病</td><td>0.060238</td></tr> <tr><td>1日あたりの平均視聴回数</td><td>0.059749</td></tr> <tr><td>高脂血症</td><td>0.059251</td></tr> <tr><td>悪性新生物(がん)</td><td>0.057592</td></tr> <tr><td>年齢</td><td>0.053934</td></tr> <tr><td>パーキンソン病</td><td>0.053526</td></tr> <tr><td>身長</td><td>0.051733</td></tr> <tr><td>高血圧</td><td>0.051369</td></tr> <tr><td>性別</td><td>0.05005</td></tr> <tr><td>うつ病</td><td>0.039542</td></tr> <tr><td>スコア</td><td>0.029276</td></tr> <tr><td>その他の骨折</td><td>0.01773</td></tr> <tr><td>その他の眼科疾患</td><td>0.016938</td></tr> <tr><td>その他の呼吸器疾患</td><td>0.015971</td></tr> <tr><td>1日あたりの平均回数</td><td>0.013214</td></tr> </tbody> </table>	項目	重要度	体重	0.069702	骨粗鬆症	0.066614	1日あたりの平均歩数	0.061172	脳卒中	0.060379	糖尿病	0.060238	1日あたりの平均視聴回数	0.059749	高脂血症	0.059251	悪性新生物(がん)	0.057592	年齢	0.053934	パーキンソン病	0.053526	身長	0.051733	高血圧	0.051369	性別	0.05005	うつ病	0.039542	スコア	0.029276	その他の骨折	0.01773	その他の眼科疾患	0.016938	その他の呼吸器疾患	0.015971	1日あたりの平均回数	0.013214	<table border="1"> <thead> <tr> <th>項目</th> <th>重要度</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>身長</td><td>0.072411</td></tr> <tr><td>糖尿病</td><td>0.065806</td></tr> <tr><td>高脂血症</td><td>0.062675</td></tr> <tr><td>骨粗鬆症</td><td>0.060005</td></tr> <tr><td>高血圧</td><td>0.058346</td></tr> <tr><td>脳卒中</td><td>0.054776</td></tr> <tr><td>年齢</td><td>0.052921</td></tr> <tr><td>1日あたりの平均歩数</td><td>0.052905</td></tr> <tr><td>性別</td><td>0.052808</td></tr> <tr><td>パーキンソン病</td><td>0.051970</td></tr> <tr><td>悪性新生物(がん)</td><td>0.050761</td></tr> <tr><td>体重</td><td>0.048109</td></tr> <tr><td>うつ病</td><td>0.047088</td></tr> <tr><td>その他の眼科疾患</td><td>0.043028</td></tr> <tr><td>スコア[脳を鍛えるゲーム]</td><td>0.040427</td></tr> <tr><td>喘息</td><td>0.030945</td></tr> <tr><td>変形性膝関節症（関節炎）</td><td>0.028279</td></tr> <tr><td>1日あたりの平均視聴回数[自宅のできる体操]</td><td>0.026115</td></tr> </tbody> </table>	項目	重要度	身長	0.072411	糖尿病	0.065806	高脂血症	0.062675	骨粗鬆症	0.060005	高血圧	0.058346	脳卒中	0.054776	年齢	0.052921	1日あたりの平均歩数	0.052905	性別	0.052808	パーキンソン病	0.051970	悪性新生物(がん)	0.050761	体重	0.048109	うつ病	0.047088	その他の眼科疾患	0.043028	スコア[脳を鍛えるゲーム]	0.040427	喘息	0.030945	変形性膝関節症（関節炎）	0.028279	1日あたりの平均視聴回数[自宅のできる体操]	0.026115
項目	重要度																																																																														
体重	0.069702																																																																														
骨粗鬆症	0.066614																																																																														
1日あたりの平均歩数	0.061172																																																																														
脳卒中	0.060379																																																																														
糖尿病	0.060238																																																																														
1日あたりの平均視聴回数	0.059749																																																																														
高脂血症	0.059251																																																																														
悪性新生物(がん)	0.057592																																																																														
年齢	0.053934																																																																														
パーキンソン病	0.053526																																																																														
身長	0.051733																																																																														
高血圧	0.051369																																																																														
性別	0.05005																																																																														
うつ病	0.039542																																																																														
スコア	0.029276																																																																														
その他の骨折	0.01773																																																																														
その他の眼科疾患	0.016938																																																																														
その他の呼吸器疾患	0.015971																																																																														
1日あたりの平均回数	0.013214																																																																														
項目	重要度																																																																														
身長	0.072411																																																																														
糖尿病	0.065806																																																																														
高脂血症	0.062675																																																																														
骨粗鬆症	0.060005																																																																														
高血圧	0.058346																																																																														
脳卒中	0.054776																																																																														
年齢	0.052921																																																																														
1日あたりの平均歩数	0.052905																																																																														
性別	0.052808																																																																														
パーキンソン病	0.051970																																																																														
悪性新生物(がん)	0.050761																																																																														
体重	0.048109																																																																														
うつ病	0.047088																																																																														
その他の眼科疾患	0.043028																																																																														
スコア[脳を鍛えるゲーム]	0.040427																																																																														
喘息	0.030945																																																																														
変形性膝関節症（関節炎）	0.028279																																																																														
1日あたりの平均視聴回数[自宅のできる体操]	0.026115																																																																														

※重要度はinformation gain合算の平均

図表 19 令和2年度版介護予防AIの性能評価結果（運動器の機能向上 詳細）



図表 20 令和2年度版介護予防AIの性能評価結果（運動器の機能向上 重要度）

令和3年3月		令和3年7月	
項目	重要度	項目	重要度
・ 性別	0.109158	・ 性別	0.086789
・ 骨粗鬆症	0.071036	・ 骨粗鬆症	0.052212
・ 糖尿病	0.065451	・ 1日あたりの平均歩数	0.050375
・ 1日あたりの平均歩数	0.065324	・ 糖尿病	0.049488
・ パーキンソン病	0.058873	・ パーキンソン病	0.048722
・ うつ病	0.057843	・ 年齢	0.042537
・ 年齢	0.054202	・ うつ病	0.042013
・ 脳卒中	0.051215	・ 脳卒中	0.041432
・ 悪性新生物(がん)	0.048661	・ その他の眼科疾患	0.041323
・ 高血圧	0.046841	・ 悪性新生物(がん)	0.039572
・ 高脂血症	0.042163	・ その他の骨折	0.038289
・ 1日あたりの平均回数	0.041344	・ 軽度認知障害(MCI)	0.035535
・ 体重	0.040667	・ 高血圧	0.034845
・ 身長	0.031945	・ その他の呼吸器疾患	0.033525
・ 1日あたりの平均視聴回数	0.031761	・ 高脂血症	0.032087
・ スコア	0.029213	・ 変形性膝関節症（関節炎）	0.031796
・ その他の眼科疾患	0.026097	・ 喘息	0.031668
・ 狭心症	0.020517	・ 体重	0.030588
・ 喘息	0.017921	・ 身長	0.027122
・ その他の心臓病・循環器疾患	0.015619		

※重要度はinformation gain合算の平均

上記の結果より、以下の通り令和2年度版介護予防AI および通いの場アプリデータの課題として整理した。

5-5) 令和2年度版介護予防AIの課題

➤ 時系列性の考慮

令和2年度の介護予防AIでは、対象期間が短かったため、時系列性を考慮しなかった。要介護状態の悪化を検出するためには、活動量や健康状態などの説明変数がどのように推移

- しているか、モデルに反映する必要がある。
- ハイパーパラメーターのチューニング
 - 新規ユーザーの増加や属性・データ欠損状況の変化により、令和2年度の解析時点からモデルに適したハイパーパラメーターが変化している可能性がある。そのため今後の介護予防AIのモデル構築時には、その時点のデータに適したパラメーターを設定する、あるいは自動チューニング対応を実施する必要がある。
- 欠損値の取り扱い
 - データには説明変数となる機能（おさんぽや脳を鍛えるゲーム、疾患の管理など）を使用していないユーザーも含まれる。介護予防AIの精度を向上させるには、欠損値がなるべく出ないようにアプリの使用を促進するとともに、欠損値の取り扱いについて検証し、修正する必要がある。
- すべての対象者は、国立長寿医療研究センターの倫理・利益相反委員会にて承認を得た説明書をオンライン通いの場アプリ上に公開し、対象者の自由意思により説明書下段の「研究参加に同意します」にチェックしてもらい同意を取得した（承認番号：1529-2）。

C. 結果

1) 令和3年度版介護予防AIのモデル修正

1-1) 令和3年度版介護予防AIのモデル修正方針の検討

「令和2年度版介護予防AIの課題整理」で整理した課題をもとに、令和3年度版介護予防AIの方針を以下の通り整理した。

- 介護予防AIの使用目的
 - 心身の状態を簡易的にチェックするツールとして基本チェックリストがあるが、自身で設問に回答する必要があるため、回答者の主観に結果が左右される可能性がある、心身状態の悪化が見落とされる可能性がある、回答の負担が生じるなどの課題がある。
 - 本AIは、オンライン通いの場アプリの使用データを用いて日常的に心身の状態をモニタリングし評価することで、要介護リスクの将来的な発生リスクと、要介護リスクの向上に関連性の高い項目を事前に検知する。
 - 将来的な発生リスクおよび関連性の高い項目を把握し、そのリスクを低減させるような活動を提案することで、高齢者が介護を必要とする期間を短縮することが目的である。
- 問題設定
 - オンライン通いの場アプリの各種利用データを説明変数とし、要介護状態（要介護1-5）であるかどうかを目的変数とした分類モデルを作成する。
 - オンライン通いの場アプリの機能を1回以上使用したことがある65歳以上のユーザーを対象として、アプリ利用開始後に要介護状態となったユーザーを正例とする。
※アプリ利用開始以前から要介護状態であるユーザー（アプリ利用開始日>要介護状態発生日のユーザー）は対象から除外する。
※アプリ利用日はユーザー登録日とする。
 - 要介護状態発生日以降のアプリ利用データは分析に使用しない。
- 使用データ
 - 通いの場アプリの利用実績データ（図表21）

図表21 令和3年度版介護予防AIに使用した通いの場アプリデータ一覧

機能名	データ項目
基本情報	身長・体重 年齢 性別
おさんぽ・歩数	1日の合計歩数
自宅でできる体操動画	自宅で出来る体操動画の閲覧回数
脳を鍛えるゲーム	脳を鍛えるゲームの平均得点
基本チェックリスト	基本チェックリスト25項目の回答
病歴リスト	病歴疾患リストの回答
コグニサイズ	コグニサイズページの閲覧回数

- 介護レセプト 受給者台帳情報
 - ◇ 被保険者要介護状態区分コード：要介護状態の判定に使用
 - ◇ 認定有効期間 開始年月日：要介護認定日の判定に使用
(各ユーザーにおいて、当該項目が最古のデータを要介護状態発生日として分析する)
- ※アプリデータと4情報(カナ氏名・性別・生年月日・保険者番号)をキーにして突合し、紐づいたユーザーのデータのみ受領した。
- ※データ期間を問わず、各ユーザーについて全期間のデータを受領した。

1-2) 令和3年度版介護予防AIのモデルの修正

オンライン通いの場アプリの機能を1回以上使用したことがある65歳以上のユーザーを対象として、アプリ利用開始～Xヶ月後のアプリ実績データを説明変数とし、(X+1)か月後～Yヶ月後の要介護状態の発生を目的変数とする。(図表22)

(アプリ利用開始～Xヶ月後に要介護状態が発生したユーザーは除外する)

図表22 令和3年度版介護予防AIの概要(正例・負例)



アプリ利用開始以前から要介護状態であるユーザー(アプリ利用開始日>要介護状態発生日のユーザー)は対象から除外する。(図表23)

図表23 令和3年度版介護予防AIの概要(除外条件)



データの時系列性を考慮するため、令和2年度版介護予防AIで使用したXGBoostに加え、RNNとLSTMをモデル構築手法として使用した。

RNNとLSTMによる時系列性を考慮したモデルを構築するため、事前にデータの整備を行った。図表24のように、ユーザーごとに通いの場アプリの項目を月単位で集計し、モデル構築・評価用のデータを作成した。

図表 24 通いの場アプリデータの整備イメージ

KDBによる要介護の
判別結果

↓

	index	年月	項目1	項目2	項目3	...	Target
Aさんの記録	A-10	2021-10					0
	B-10	2021-10					0
	C-10	2021-10					1
	...	2021-10					0
Bさんの記録	A-11	2021-11					1
	B-11	2021-11					1
Cさんの記録	B-11	2021-11					1
	C-11	2021-11					1
	...	2021-11					0

性能評価指標は以下の通り令和2年度版介護予防AIと同じものを用いた。尚、学習データと検証データで、それぞれに同じユーザーが含まれないようにした。

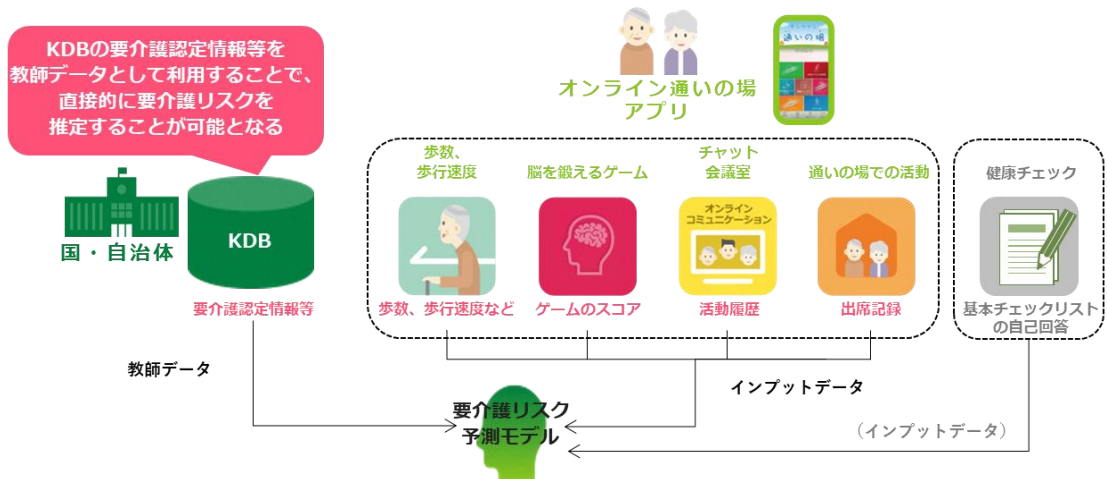
- ROC AUC
- Accuracy
- Precision
- Recall
- F 値

1-3) 令和3年度版介護予防AIモデルへのKDBデータの投入

「令和3年度版介護予防AIのモデルの修正」の手法で作られたモデルが妥当な性能を達成できるか検証するため、テストデータを用いてフィジビリティ調査を実施した。以下にフィジビリティ調査の概要と結果を示した。

- 検証目的
図表25に示したKDBの要介護認定情報を活用した介護予防AIの妥当性を検証するため、「目的変数：KDBの要介護認定」+「説明変数：アプリデータ（+基本チェックリスト）」で妥当なモデルが構築可能な事を説明する。

図表 25 令和3年度版介護予防AIの概要



- 検証方法
 - テストデータ（要介護認定情報＋健診情報から成るデータ）によって妥当なモデルが構築可能である事を示し、それをもって、本番データを使っても妥当なモデルが構築可能と説明する。
- 検証の観点
 - ① 必要データ量の観点
 - ・観測期間を変更した場合のモデル性能の検証（3ヶ月、6ヶ月、12ヶ月）
 - ・データ量を変更した場合のモデル性能の検証（2000人、3500人、全データ（6147人））
 - ② 異なるモデルでの性能比較
 - ・Lasso：シンプルなモデルを用いた検証（線形系モデルの有効性を検証）
 - ・XGB：複雑なモデルを用いた検証（Tree系モデルの有効性を検証）
 - ③ Imbalance性への対処（正例が少ない事に対する対処）
 - ・SMOTE（正例をoversampling、負例をdown sampling）を試行し性能が向上するか検証
 - ④ 欠損への対処
 - ・理由が分かっている場合はデータ構築時に対処する
 - ・上記以外について中央値など統計的な補完が有効か検証
 - ⑤ 上記以外の検証結果
- 検証の結果
 - ① 必要データ量の観点
 - ② 異なるモデルでの性能比較
 - ①と②の検証結果を図表26に示した。

図表26 令和3年度版介護予防AIのフイージビリティ調査結果

3fold cvの結果 (Lasso) :		A-3	A-6	A-12	B-3	B-6	B-12	C-3	C-6	C-12
auc		0.939	0.813	0.773	0.790	0.833	0.803	0.912	0.810	0.783
accuracy		0.998	0.991	0.983	0.997	0.990	0.982	0.993	0.989	0.982

3fold cvの結果 (XGB) :		A-3	A-6	A-12	B-3	B-6	B-12	C-3	C-6	C-12
auc		0.730	0.747	0.766	0.965	0.679	0.753	0.924	0.645	0.730
accuracy		0.997	0.992	0.983	0.997	0.990	0.982	0.997	0.993	0.986

※サンプル数、期間を変えて以下の9つのデータセットを作成

	3ヶ月	6ヶ月	12ヶ月
全体(6147)	A-3	A-6	A-12
3500	B-3	B-6	B-12
2000	C-3	C-6	C-12

以下の各条件に対して、モデル構築可能性を確認した。

- ◇ 本件収集データとして見込まれる3500人、観測期間3ヶ月の条件
AUC: 0.790 (Lasso) / 0.965 (XGB)
- ◇ 既存ユーザーを対象とした場合、2000人、観測期間12ヶ月の条件
AUC: 0.783 (Lasso) / 0.730 (XGB)

- ③ Imbalance性への対処（正例が少ない事に対する対処）
 - ・SMOTE（正例をoversampling、負例をdown sampling）に利用を試行する
 - ・B-3を対象にSMOTEにより、Imbalance性への対応を行ったところ
Lasso: 0.790 → 0.912
XGB: 0.965 → 0.922
であった。
 - ・Imbalance性への対処（SMOTE）はLassoに対して有効な可能性があるが、XGBに対しては有効ではない。
 - ・XGBは内部でImbalance性に対応しているためと考えられる。
 - ・不均衡データへの対応有無は使用するモデルによって変える必要がある。
- ④ 欠損への対処
 - ・理由が分かっている場合の対処：データ構築時に対処
 - ・上記以外について中央値など統計的な補完が有効か検証

XGB (B-3)に対して基本的な欠損補完を行ったところ、AUCは悪化した(0.878)。
XGBでは欠損対応が内部的に行われており、単純な補完は逆効果になることがある。

- ⑤ 上記以外の検証結果
- ・期間が長くなるほど AUC が落ちる傾向が見られた。期間が短くなると要介護発生数は減少するものの、直近の要介護発生の方が当てやすいためと考えられる。
 - ・期間が長い場合と短い場合で重要変数に違いが見られた。短期間の場合はチェックリストの中でも運動に関連するものが重視され、長期間では病歴や周囲との関わりが重視される。
 - ・基本チェックリストを用いない場合、XGB の性能は 0.965 から 0.821 に劣化した。基本チェックリストの高い有用性を示唆しており、基本チェックリストの項目を予測する昨年度の取り組みも重要であることがわかる。
 - ・上記の結果から予測対象期間によってはアプリデータから基本チェックリストの重要項目を予測し、その上で要介護リスクを算出する段階的なモデル構築方針も有力であり、本年度の取り組みで検証すべきと考えられる。

上記の検証結果より、「令和 3 年度版介護予防 AI のモデルの修正」で検討したモデルの妥当性・構築可能性も確認できた。

1-4) 令和 3 年度版介護予防 AI の性能評価（中間評価）およびモデルの修正

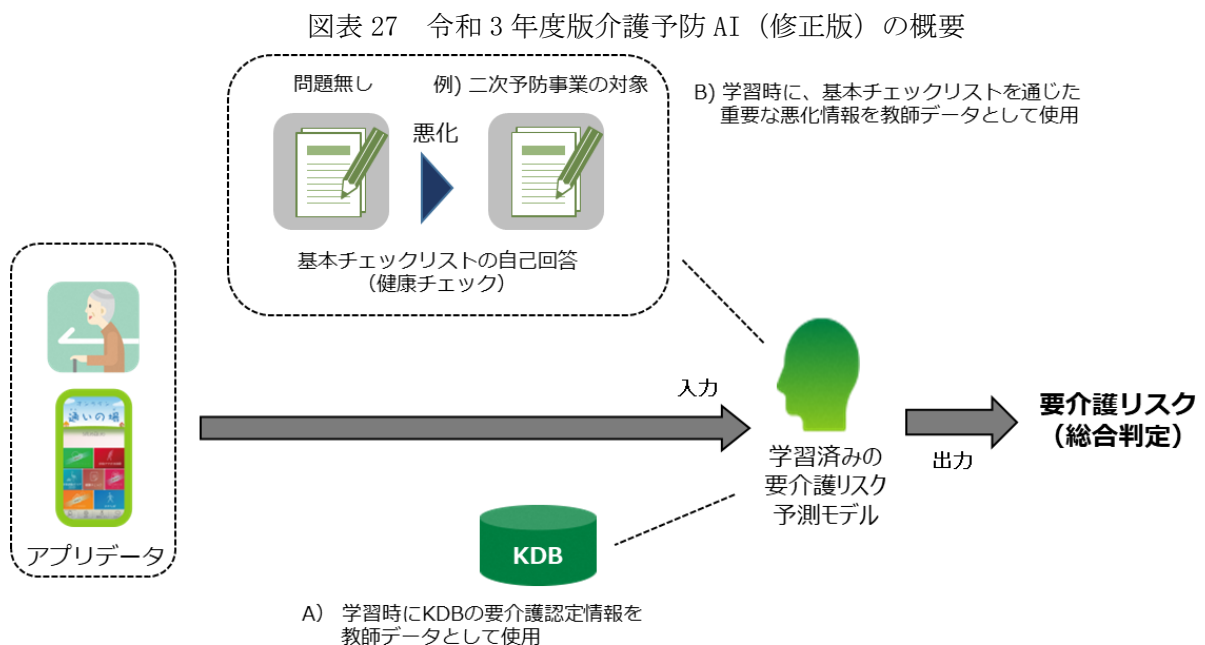
「令和 3 年度版介護予防 AI のモデルの修正」にて修正したモデル方針をもとに、一部の自治体の KDB データを活用してモデルを構築し、中間評価を行った。

中間評価には沖縄フィールドで収集した通いの場アプリデータと KDB データを使用した。

- ① 対象となった通いの場アプリユーザー数：321 名
 - 上記データの抽出条件は以下の通りである。
 - ◇ ユーザー基本情報の「市町村名称」が以下のユーザー
 - ✓ 宮古島市
 - ✓ 島尻郡八重瀬町
 - ✓ 島尻郡南風原町
 - ✓ 島尻郡与那原町
 - ◇ ユーザー基本情報の「同意 v3」に日付の入力があるユーザー（KDB データの本事業への活用について同意を得られたユーザー）
- ② 通いの場アプリと KDB データが突合できたユーザー数：1 名
- ③ 令和 3 年度介護予防 AI のモデル構築・評価対象となるユーザー数：0 名
 - ①のうち、通いの場アプリ使用開始後に要介護認定されたユーザー数を示す。

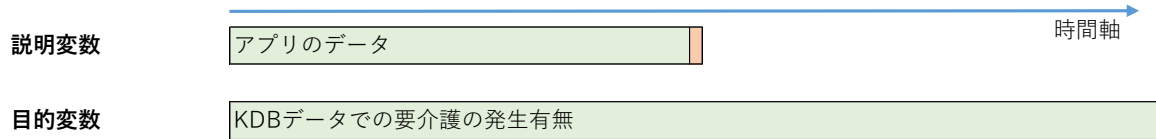
上記の通り、「令和 3 年度版介護予防 AI のモデルの修正」で検討したモデル方針では、正例数（通いの場アプリ使用開始後に要介護認定されたユーザー数）が少なく、正常にモデル構築・評価できない可能性があった。そのため、上記の結果を踏まえて以下の通りモデル構築の方針を修正した。

- KDB データに加え、基本チェックリスト自己回答の悪化情報を教師データとして使用した。上記の対応をすることで、KDB データ単独では正例数が少ない点をカバーし、モデル構築・評価を行えるようになった。（図表 27）



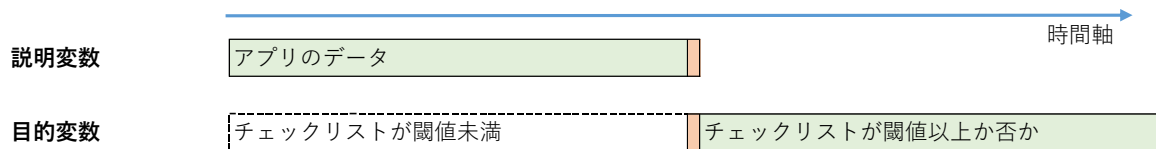
- モデル構築には、KDB データと基本チェックリストの悪化情報を併用した。当初案では通いの場アプリを一定期間使用した後に要介護認定されたユーザーを正例としていたが、修正案では認定時期を問わず、要介護認定されたユーザーを正例として扱った。(図表 28)

図表 28 令和 3 年度版介護予防 AI (修正版) の KDB データ活用方法



- 基本チェックリストについては、通いの場アプリの使用開始後、一定期間後に回答が悪化したユーザーを正例として扱った。(図表 29)

図表 29 令和 3 年度版介護予防 AI (修正版) の基本チェックリストデータ活用方法



以下条件をすべて満たすユーザーを、基本チェックリストが悪化したユーザー (正例) としてモデルを構築した。

- 通いの場アプリ利用開始後、基本チェックリストに 2 回以上回答しているユーザー
- (旧) 二次予防事業の対象者の選定基準に「非該当⇒該当」の変化があったユーザー

- モデルの構築・評価方法は、以下の通り修正した。
 - SMOTE で正例を over-sampling した上でモデル構築・性能評価を行った。
 - 交差検証を 10 回実施し評価指標の平均値を算出した。
※交差検証は 3-fold で行い、交差検証内の評価指標も平均値を採用した。
※交差検証時の分割はユーザーごとに行い、学習・テストの双方に同じユーザーが含まれていることは無い。
- パラメーターの最適化は、それぞれ以下の通り実施した。
 - XGBoost
 - ◇ XGB のパラメーターは optuna を使用し、最適化を実施する。
 - ◇ 最適化のトライアル回数 : n_trials=100
 - ◇ チューニング対象パラメーター
 - チューニングの実装及び対象パラメーターは以下の例を参考に設定 (n_estimators は十分に大きい値にし、EarlyStopping を導入する)
参考 : [optuna-examples/xgboost_simple.py at main · optuna/optuna-examples · GitHub](https://github.com/optuna/optuna-examples/blob/main/optuna_examples/xgboost_simple.py)
 - n_estimators はフィージビリティ分析のときと同様に、交差検証で最も精度の良かったモデルの値を採用
 - ◇ 最適化の指標 : ROC AUC
 - RNN・LSTM
 - ◇ LSTM、RNN のパラメーターは optuna を使用し、最適化を実施する。
 - ◇ 最適化のトライアル回数 : n_trials=100
※RNN と LSTM については、時間制約から 6 時間でのタイムアウトを設定した。
 - ◇ チューニング対象パラメーターと設定方法 (図表 30)
 - ◇ 最適化の指標 : ROC AUC

図表 30 チューニング対象パラメーターと設定方法

パラメータ	設定値	備考
LAYERS	[64, 64, 64, 1]	層毎のunits。入力層から3層はLSTM(64)。出力層はDense(1)
batch size	64	データ数によって変更する可能性あり
timesteps	None	可変長で設定。最大12(ヶ月分)
number of epochs	100	学習の進捗を見つつ調整
loss	binary_crossentropy	二値分類のため
optimizer	rmsprop	公式のサンプルを参照
parameter of L1 regularization	suggest_float('alpha', 1e-8, 1.0, log=True)	optunaで最適化
dropout rate	suggest_uniform('dropout.rate', 0, 1)	optunaで最適化
recurrent dropout	0	既定値
activation	suggest_categorical('activation',['relu','sigmoid','tanh'])	optunaで最適化
recurrent activation	hard sigmoid	既定値

- 精度向上を目的として、欠損値の補完を実施した。以下の方法で精度を比較することで、最適な欠損値補完方法を検討した。最適化の指標として、ROC AUCを使用した。
 - 最直近データの採用
 - 多重代入法 (scikit-learn にて提供されている機能を活用し実施)
 - GAIN (Generative Adversarial Imputation Nets)
 - ◇ Deep Learning と GAN (Generative Adversarial Nets) を用いた欠損補完手法
 - ※GAN: Generator (生成ネットワーク) と Discriminator (識別ネットワーク) を使い、データの生成と識別を繰り返すことで、より精度の高い疑似データを生成可能にするモデル
 - ◇ 用いるデータによっては上記の補完方法より改善を見込めるため、本事業でも採用した。
 - ◇ 参考: [GAIN: Missing Data Imputation using Generative Adversarial Nets \(mlr.press\)](#)

1-5) 令和3年度版介護予防AIの性能評価（最終評価）

「令和3年度版介護予防AIの性能評価（中間評価）およびモデルの修正」で修正したモデルを用いて、令和3年度介護予防AIの最終評価を行った。

最終評価した結果、XGBoostを用いて、最直近データで欠損値補完、パラメーターの最適化あり、の条件で最も高いROC AUCを得られた。（図表 31）

図表 31 令和3年度介護予防AIの性能評価結果

	XGBoost
ROC AUC	0.782
Accuracy	0.74
Precision	0.067
Recall	0.663
F 値	0.139

上記の性能を得た際のパラメーターを図表 32 に示した。

図表 32 令和3年度介護予防AIの最適化パラメーター
(XGBoost・最直近データで欠損値補完)

パラメーター名	数値
n_estimators	12
booster	gblinear
reg_lambda	2.26460307727295e-08
reg_alpha	0.16452293622425904
subsample	0.2332907108709871

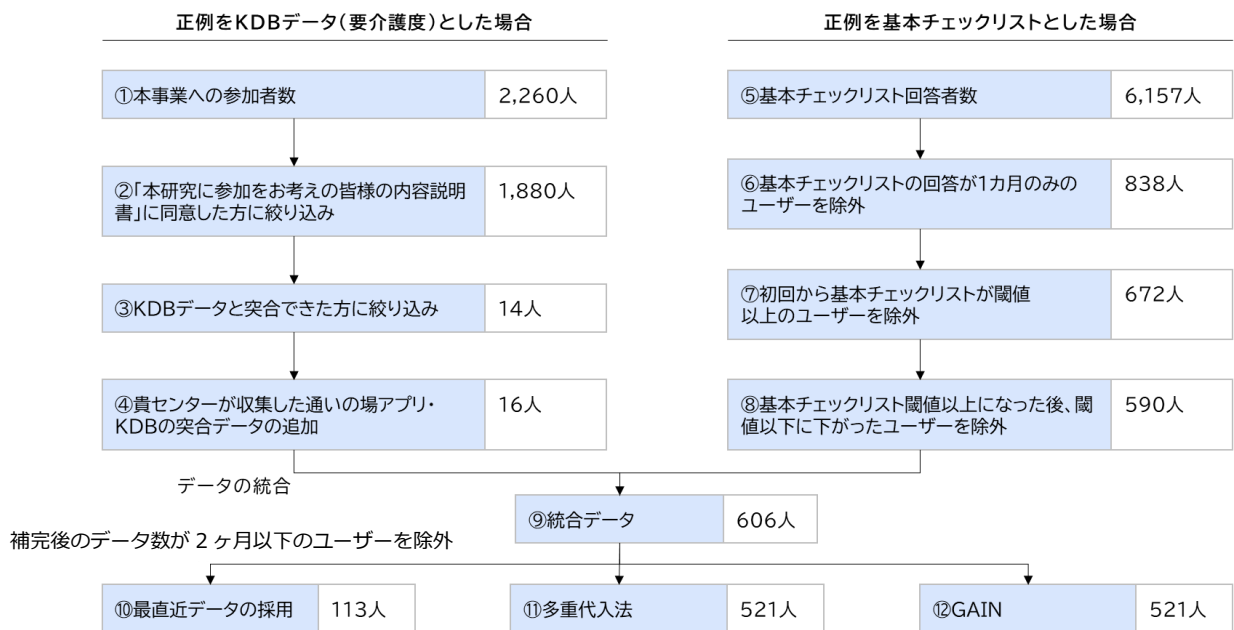
colsample_bytree	0.29401598659765954
------------------	---------------------

※early_stopping_rounds=10 と設定した。

上記の結果を得るまでに実施した検証の結果を、以下に示した。

- 対象ユーザー数（介護予防 AI への入力データ数）
 - 最直近データの採用：113 人（正例：うち 3 人）
 - 多重代入法：521 人（正例：うち 38 人）
 - GAIN：521 人（正例：うち 38 人）
 - ※「通いの場アプリに登録し、本事業へのデータ利用に関する同意を得たユーザー」+「機能連携サーバーの機能を使い他社アプリから本事業へのデータ利用に関する同意を得たユーザー」から、以下のユーザーを除外した人数（いずれも、基本チェックリストの悪化を学習するために除外した。）
 - 通いの場アプリの利用実績データが 2 ヶ月以下のユーザー
 - 初回から基本チェックリストが閾値以上のユーザー
 - 基本チェックリスト閾値以上になった後、閾値以下に下がったユーザー
- 介護予防 AI に入力する対象ユーザーの絞り込みについて、図表 33 に概要を示した。

図表 33 令和 3 年度版介護予防 AI（修正版）に入力する対象ユーザーの絞り込み



尚、本来は KDB データ（要介護度）を正例としたモデル構築・評価を実施する予定だったが、⑨統合データを欠損値補完し、モデル構築のためデータ数が 2 ヶ月以下のユーザーを除外する過程で、KDB データ（要介護度）で正例と判定されたユーザーがすべて除外された。

そのため、本事業では KDB データ（要介護度）と基本チェックリストの悪化を併用したモデルのみを構築し、性能評価を行った。

- パラメーター最適化の結果
 - XGBoost を用いたモデルのパラメーター最適化前後の ROC AUC は図表 34 の通りであった。XGBoost に対するパラメーターの最適化には性能向上に一定の効果が得られた。

図表 34 パラメーター最適化前後の ROC AUC

	XGBoost
最適化なし (デフォルト値)	0.581
最適化あり	0.781

※欠損値補完：最直近データの採用

最適化した際のパラメーターは図表 30 に示した通りである。

- 一方で、RNN・LSTM を用いたモデルについては、パラメーターの最適化により ROC AUC が微増した。これはモデル構築・性能評価に使用したデータ数の観点が少ないため、パラメーター最適化による影響が限定的だったためと考えられる。(図表 35)

図表 35 パラメーター最適化前後の ROC AUC

	RNN	LSTM
最適化なし (デフォルト値)	0.562	0.515
最適化あり	0.678	0.541

※欠損値補完：最直近データの採用

最適化した際のパラメーターは図表 36 と図表 37 に示した。

図表 36 令和 3 年度介護予防 AI の最適化パラメーター
(RNN・最直近データで欠損値補完)

パラメーター名	数値
Alpha	0.01
dropout_rate	0.1
Activation	tan

※最適化するパラメーター空間を絞って最適化を実施した。

図表 37 令和 3 年度介護予防 AI の最適化パラメーター
(LSTM・最直近データで欠損値補完)

パラメーター名	数値
Alpha	0.01
dropout_rate	0.1
Activation	sigmoid

※最適化するパラメーター空間を絞って最適化を実施した。

● 欠損値補完の検証結果

- XGBoost を用いたモデルの欠損値補完方法ごとの ROC AUC は図表 38 の通りであった。最適化を実施した場合、「最直近データの採用」の ROC AUC が最も高かった。XGBoost には欠損値の取り扱いロジックが含まれており、適切なパラメーターを選ぶことで通常の補完より良い結果が出せるためだと考えられる。一方で、多重代入法や GAIN のような高度な補完方法では、データ数の観点から効果は得られなかった。

図表 38 欠損値補完方法ごとの ROC AUC

	XGBoost	
	最適化なし	最適化あり
最直近データの採用	0.581	0.782
多重代入法	0.614	0.698

GAIN	0.613	0.649
------	-------	-------

上記の性能を得た際のパラメーターを図表 39 と図表 40 に示した。尚、XGBoost・最直近データで欠損値補完の最適化パラメーターは図表 30 に示した通りである。

図表 39 令和 3 年度介護予防 AI の最適化パラメーター
(XGBoost・多重代入法で欠損値補完)

パラメーター名	数値
n_estimators	20
Booster	gbtree
reg_lambda	0.010897226262047414
reg_alpha	0.36347838709235225
Subsample	0.37206796628618233
colsample_bytree	0.30465053860198255
max_depth	9
min_child_weight	6
learning_rate	0.0023609815628840257
gamma	0.1801318869061953
grow_policy	depthwise

※early_stopping_rounds=10 と設定した。

図表 40 令和 3 年度介護予防 AI の最適化パラメーター
(XGBoost・GAIN で欠損値補完)

パラメーター名	数値
n_estimators	13
reg_lambda	0.001
reg_alpha	0.01
learning_rate	0.0001
gamma	1e-06

※early_stopping_rounds=10 と設定した。

※timeout=86400 で実施したところ、1trial しか完了しなかったため、最適化するパラメーター空間を絞って実施した。

- 一方で、RNN・LSTM を用いたモデルについては、欠損値補完による性能向上が見られなかった。これは XGBoost と同様に、モデル構築・性能評価に使用したデータ数の観点が少ないためと考えられる。(図表 41)

図表 41 欠損値補完方法ごとの ROC AUC

	RNN	LSTM
最直近データの採用	0.562	0.515
多重代入法	0.508	0.457
GAIN	0.495	0.466

※パラメーターは全てデフォルト値を設定し、欠損値補完方法ごとの違いを検証した。

2) 府省連絡会議・アドバイザーボード・官民連携協議会

本事業では、アドバイザーボードおよび官民連携協議会の2種類の会議を行った（図表 42、43）。

図表 42 アドバイザーボードと官民連携協議会の概要

会議体	目的	対象
アドバイザーボード	今年度事業の状況を踏まえ、今後の事業展開のために意見聴取が必要であると考えられる観点について、その観点の専門的知見をもつ委員から意見をいただく	アドバイザーボード委員（5名）
官民連携協議会	官民連携による介護予防の促進のため、本事業の狙い、成果、今年度の計画などを広く周知する	自治体の介護予防の担当者、民間企業事業者

図表 43 官民連携協議会のプログラム

官民研究開発投資拡大プログラム（PRISM：プリズム）スマート介護予防プラットフォーム 官民連携協議会 プログラム		
<ul style="list-style-type: none"> ・開催日時：令和4年1月26日（水）14～16時 ・開催方法：オンラインセミナー（Zoomで開催いたします。） ・申込方法：右記の申し込みフォームより、「1月25日（火）15時」までにお申し込みください。→https://www.mri.co.jp/prismkanmin/ ・対象者：各自治体の介護予防のご担当者および民間事業者 		※内容は、今後変更の可能性あります。
時間	内容	登壇・発表
14:00～14:10	開会の挨拶	研究実施主体 荒井 秀典 (国立長寿医療研究センター 理事長)
14:10～14:30	官民研究開発投資拡大プログラム（PRISM：プリズム）事業の概要	厚生労働省
14:30～14:50	「オンライン通いの場アプリ」を活用したデータ収集と介護予防サービスの支援	株式会社三菱総合研究所
14:50～15:10	地域における取り組みの紹介 ① ご当地体操と連携した新しい介護予防プログラム ② 新しいスマホサポーターの育成と街づくり ③ スマホショップから始まる健康促進活動	本事業参加自治体・民間事業者
15:10～15:30	新たな介護予防サービスのための要介護リスク予測AIの開発状況の報告	サブ・プログラムディレクター 原 辰徳 (東京大学 総括プロジェクト機構「QualityとHealthを基盤におくサービス エクセレンス社会システム工学」総括寄付講座 特任准教授)
15:30～15:50	官・民・地域連携の新しい形の検討	株式会社三菱総合研究所
15:50～16:00	閉会の挨拶	プログラムディレクター 田中 滋 (埼玉県立大学 理事長)

アドバイザーボードに関しては本年度事業の状況を踏まえ、今後の事業の展開のために意見聴取が必要であると考えられる観点を整理した上で、その観点の専門的知見をもつ委員を対象に、持ち回りでの開催とした。結果、以下の5名の委員に対して個別に日程を伺い、令和4年3月3日木曜日から4日金曜日までの間、持ち回りで開催した。（図表 44）

図表 44 アドバイザーボードの開催状況

委員名	ご所属	ご意見いただく観点	開催日時	開催方法
大沼 裕	・特定非営利活動法人QOLマネジメント 代表理事 ・エムジーファクトリー株式会社 代表	PHR を中心とした健康づくりの普及を目指す観点からアドバイスをいただく	令和4年3月4日（金）10～11時	オンライン
落合 孝文	渥美坂井法律事務所・外国法共同事業 弁護士	官民連携における個人情報取り扱いのルールメイキングの観点から	令和4年3月4日（金）16～17時	オンライン

		アドバイスをいただく		
唐澤 剛	慶應義塾大学 政策・メディア研究科 特任教授	福祉によるまちづくりの観点からアドバイスをいただく	令和4年3月4日 (金) 12～13時	対面(三菱総研来社)
高橋 肇	全国老人保健施設協会 常務理事	高齢者の生活の質向上の観点からアドバイスをいただく	令和4年3月3日 (木) 10～11時	オンライン
前田 浩希	株式会社電通 京都支社長 エグゼクティブプロジェクトディレクター	先進事例の全国への普及に向けてアドバイスをいただく	令和4年3月3日 (木) 12～13時	対面(三菱総研来社)

2-1) アドバイザリーグループ会議 (研究班会議)

官民連携協議会については、本事業の関係者以外の、全国の自治体および民間事業者を含む一般参加者向けを対象としていたため、新型コロナウイルスの感染拡大の状況を鑑み、zoomのウェビナー機能を使って開催した。

アドバイザリーボードについては、委員のご希望を伺い、大沼委員・落合委員・高橋委員について Microsoft Teams のオンライン会議の URL を発行し、オンラインでの説明を行った。また、唐澤委員および前田委員に関しては、当社会議室を予約し、対面での説明を行った。

2-2) 官民連携協議会

官民連携協議会については本事業の関係者および一般参加者を対象としていたため、別途、委嘱・招聘の手続きは行っていないが、自治体の介護予防の担当者および民間事業者の参加を呼びかけるための集客を行うとともに、申し込みの受付・管理、問い合わせの対応を行った。

自治体の介護予防担当者への集客については、厚生労働省老健局老人保健課より全国の介護予防担当者向けのメーリングリストに、株式会社三菱総合研究所より作成した本協議会の案内のメールを発送いただいた。民間事業者に関しては、株式会社三菱総合研究所の未来共創イニシアティブの会員企業約 250 社、営業本部リストの一部(保険業、サービス業、情報・通信業)約 1800 件に対してメールでの案内を行った(図表 45)。

図表 45 官民連携協議会 集客メール内容

<p>① 自治体の介護予防担当者向け (令和4年1月14日配信)</p>
<p>Subject: 「官民研究開発投資拡大プログラム (PRISM: プリズム) スマート介護予防プラットフォーム 官民連携協議会」開催のご案内</p> <p>各都道府県市町村 介護予防ご担当者様 ※本メールは各都道府県の介護予防ご担当者様にお送りしておりますが、管内市町村にもご転送いただきますようお願いいたします。</p> <p>平素より大変お世話になっております。 厚生労働省老健局老人保健課です。</p> <p>この度、国立研究開発法人国立長寿医療研究センターが、自治体の介護予防担当者および民間事業者を対象に標記の協議会を開催することとなりましたので、お知らせ致します。(本協議会の事務局業務は、株式会社三菱総合研究所に委託しています。)</p> <p>国立研究開発法人国立長寿医療研究センターでは、官民研究開発投資拡大プログラム (PRISM: プリズム) において、オンライン通いの場アプリ等より取得するライフログデータ等を収集するプラットフォームを作成するとともに、収集したデータを用いて、現在専門職が行っている介護予防業務を補助・代替する AI を開発することで、官民の協力に基づく効果的な介護予防・日常生活支援総合事業等を促進するための事業を実施しています。</p> <p>本協議会の目的は、自治体ならびに民間事業者に、本事業の狙い、成果、今年度の計画等を広く周知することです。</p>

本事業では自治体の協力のもと、オンライン通いの場アプリ等を活用した介護予防の取組の実証事業も行っております。当日は実際の地域での実証内容についてもご報告を予定しております。

新しい介護予防の取組についてご関心のある自治体の介護予防のご担当者様におかれましては、添付ファイルの本協議会の詳細をご確認いただき、ぜひご参加いただきたく、ご検討の程、宜しく願い申し上げます。

②民間事業者向けメール（令和4年1月14日配信）

Subject: 「官民研究開発投資拡大プログラム（PRISM：プリズム） スマート介護予防プラットフォーム 官民連携協議会」開催のご案内

平素より大変お世話になっております。

この度、国立研究開発法人国立長寿医療研究センターが、自治体の介護予防担当者および民間事業者を対象に標記の協議会を開催することとなりましたので、お知らせ致します。（本協議会の事務局業務は、株式会社三菱総合研究所に委託しています。）

国立研究開発法人国立長寿医療研究センターでは、官民研究開発投資拡大プログラム（PRISM：プリズム）において、オンライン通いの場アプリ等より取得するライフログデータ等を収集するプラットフォームを作成するとともに、収集したデータを用いて、現在専門職が行っている介護予防業務を補助・代替する AI を開発することで、官民の協力に基づく効果的な介護予防・日常生活支援総合事業等を促進するための事業を実施しています。

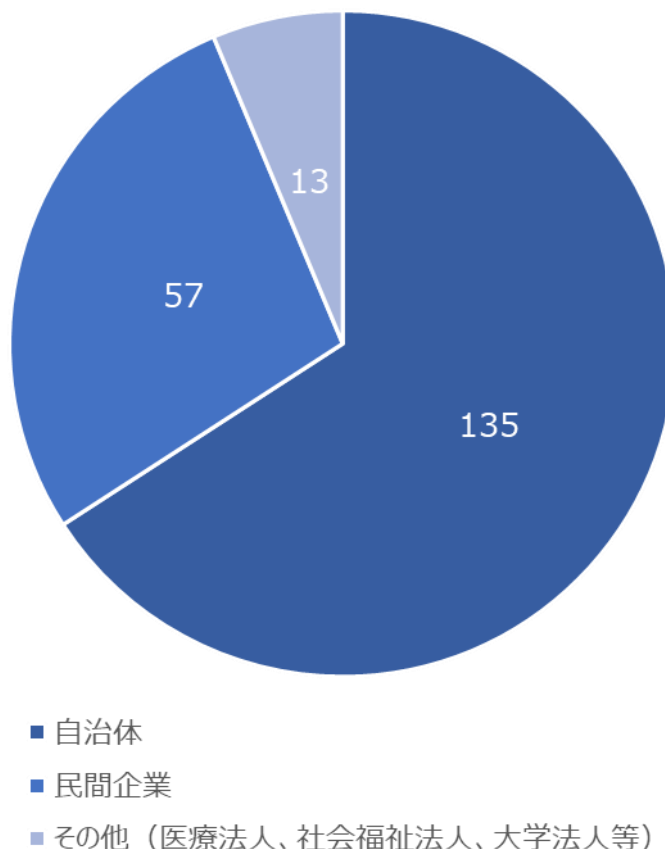
本協議会の目的は、自治体ならびに民間事業者に、本事業の狙い、成果、今年度の計画等を広く周知することです。

本事業では自治体の協力のもと、オンライン通いの場アプリ等を活用した介護予防の取組の実証事業も行っております。当日は実際の地域での実証内容についてもご報告を予定しております。

高齢者のライフログに関するデータ利活用や新たな介護予防サービスについてご関心のある企業の皆様におかれましては、添付ファイルの本協議会の詳細をご確認いただき、ぜひご参加いただきたく、ご検討の程、宜しく願い申し上げます。

また、上記メールの配信の際には、参加を希望する自治体および民間事業者より参加申し込みが可能になるよう、受付用画面を構築し、そのリンクを記載したプログラム案を添付するとともに、参加申込者に対しては申し込み受付完了メールにて協議会当日の配信用 URL の案内を行った。参加申し込みの受付期間は案内メール配信時点の令和4年1月14日から、協議会前日の令和4年1月25日まで行った。計205名の申し込みがあった。参加申込者の内訳は図表46、アドバイザーボードの委員意見は図表47の通りである（一部、同じ自治体および民間事業者からの複数申し込みを含む。）

図表 46 官民連携協議会 参加申込者の内訳



また、別途、問い合わせ用メーリングリスト (r3-prism-kanmin@ml.mri.co.jp) を開設し、上記の協議会前の参加申し込みから協議会終了後まで参加者からの問い合わせについては対応を行った。アドバイザーボードの委員に対する振込依頼書の確認について対応を行った。今回、アドバイザーボードにて意見聴取を行った5名の委員に対しては、委嘱内容について確認した上、国立研究開発法人国立長寿医療研究センター諸謝金支給基準 (平成22年4月1日規定第128号) に基づいた報酬1回当たり18,000円および実費相当額の旅費をお支払いする内容での依頼状および承諾書を発行した。

図表 47 アドバイザーボードの委員意見一覧

No.	委員	ご意見
1	唐澤委員	● 本事業の取組は今後、高齢化が進む他の国の参考になるものとしての展開が期待できる。
2	大沼委員	<ul style="list-style-type: none"> ● 退職前の者に勧めるなど。オンライン通いの場アプリへのアクセスポイントとして自治体と提携するのは意義があると考えられる。 ● 地域包括支援センターを挟むのもよいと考えられる。要介護認定調査時に認定調査員が聞き取った結果と組み合わせるなど、周辺状況をもう少し拾っていけるとよい。要介護認定されなかった理由を知ることが重要であると考えられる。 ● 官民連携について、食事と運動は収益化しやすく、民間企業が入りやすい領域と考えられる。また、整体や鍼灸なども、高齢者のコミュニティができつつある。

3	高橋委員	<ul style="list-style-type: none"> ● 本プラットフォームの構築については、健康寿命を延ばした結果、地域・現場でフィードバックすることは大事である。介護データベースは提供された介護サービスの量・費用などはわかるが、それらの変化に対するイベントまでは把握できない。 ● 服薬状況は高齢者の健康や要介護度悪化に影響を与えるため、服薬のデータも重要である。マイナンバーポータルで電子処方箋が始まると収集しやすくなるのではないか。 ● 高齢者向けといいながら、孫や子供と使用できるのが一番のメリットになった。既存のLINEやFacebookと連携した方がよい。
4	前田委員	<ul style="list-style-type: none"> ● 高齢者の事故入力ではデータが間違っている可能性もあり、アプリを通じて客観的なデータを収集できるとよいと考える。 ● 将来的なあるべき姿として、NDBオープンデータ等の活用も検討した方がよい。

3) 民間企業へのヒアリング

- ヒアリングの目的
 - 本事業で構築する介護予防プラットフォームを民間企業が活用する目的や想定される活用方法、活用によって得られるメリットを把握する。
 - 特に本プラットフォームが提供するデータ（オンライン通いの場アプリの利用データや介護予防AIの出力結果）を活用することで民間企業が得られるメリットや活用方法を整理する。
- ヒアリング項目
 - 通いの場アプリの活用に向けて
 - ◇ 通いの場アプリを通じたデータ活用の可能性（マーケティング活用）
 - ◇ 通いの場アプリを活用するための「条件」
 - ◇ 行政に対する期待・要望
 - 通いの場への参画・活性化に向けて
 - ◇ 通いの場への参画・活用の「可能性」（例：イベント、アンテナショップ等）
 - ◇ 通いの場の参画・活用に向けた「条件」（例：エリア・場所、ターゲット層等）
 - ◇ 行政への期待・要望
- ヒアリング対象
 - ヒアリング対象については、厚生労働省および国立長寿医療研究センターとの協議の上、本プラットフォームへの参画が想定される業界別に大手企業または高齢者向けビジネスを展開している企業を中心に選定し、計12社に対して打診を行い、最終的に以下の表の計8社に対してヒアリングを実施した（図48）。

図表 48 民間企業のヒアリング実施概要

想定業界	社名	ヒアリング日時	ヒアリング方法
運動	Moff	令和4年3月23日（水）16:00-17:00	オンライン会議
口腔	東京都健康長寿医療センター	令和4年2月28日（月）	書面
ポイント事業	ロイヤリティマーケティング	令和4年2月28日（月）	書面
ゲーム・エンタメ	第一興商	令和4年3月10日（木）10:30-	オンライン会議

		12:00	
マッチングビジネス	シニア就活サイト（マイナビ）	令和4年3月11日（金）	オンライン会議
コミュニティビジネス	BCC株式会社（レクリエーション介護士資格認定）	令和4年2月22日（火）12:30-13:30	オンライン会議
住まい	大和ハウス	令和4年3月9日（水）	オンライン会議
保険	JA 共済	令和4年3月24日（木）16:30-17:30	オンライン会議

● ヒアリング結果

- ▶ 各民間企業の本プラットフォーム参画イメージを図表 49 および図表 50 から図表 53 の通り整理した。この参画イメージについては、ヒアリング対象企業に事前に提供した上で、意見を伺った。
- ▶ ヒアリング結果を受けて、民間企業の本プラットフォーム参画イメージへの意見を受けた修正案や、民間企業の本プラットフォームへの参画を促進させるために必要な条件の整理等を行った。

図表 49 民間企業の本プラットフォームの参画イメージ

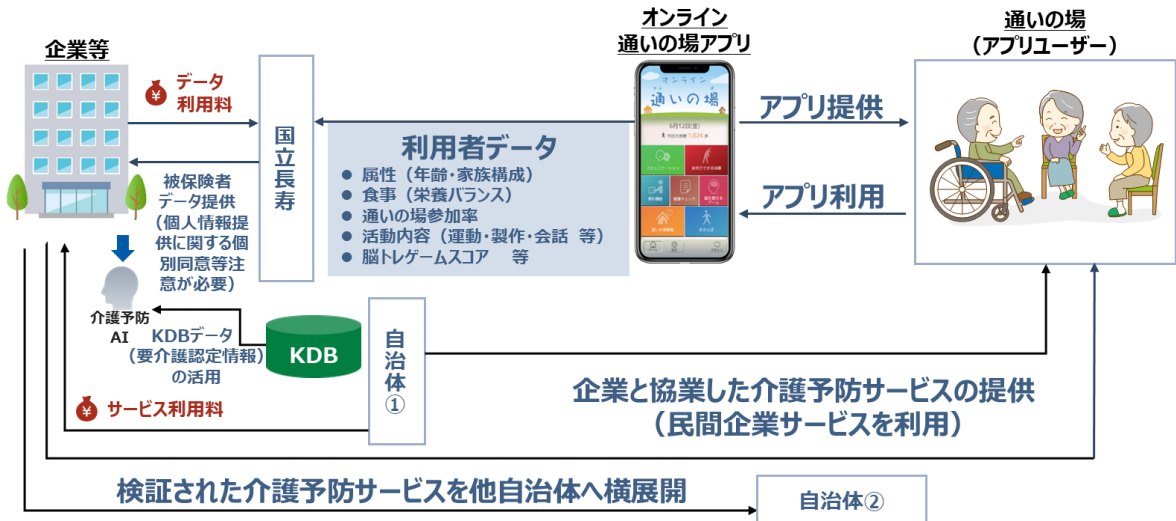
	B to C （消費者・市民）	B to G （自治体等）
想定業界例	運動、口腔、旅行、小売り、食品、美容、保険	運動、口腔、カルチャーセンター
A) データ	<p>A) ①：自社サービスの開発・営業の目的でデータを活用</p> <p>【民間参画イメージ】</p> <p>・本プラットフォームのデータ（介護予防 AI で出力される要介護リスクやアプリの活動量データなど）を活用し、高齢者の健康・介護状態を把握することで、高齢者向けサービスの創出や改良を行う。（例：保険、食品、小売りなど）</p>	<p>A②：自社サービスの利用者の効果分析</p> <p>A②：自社データと PRISM データを組み合わせたデータ活用</p> <p>【民間参画イメージ】</p> <p>・自社サービスを自治体の介護予防事業コンテンツとして提供する。その過程で自社データと KDB データ等の突合解析を行い、エビデンスに基づいたサービスを展開することで、効果的な介護予防プログラムを提供する。（例：運動、口腔など）</p>

B) モデル	<p>B) ①: 自社サービスの利用者の効果分析 (フレイル推定リスクモデル結果活用)</p> <p>【民間参画イメージ】</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 自社ユーザーのデータを介護予防AI のモデルに投入し、要介護リスクを予測することで、自社サービスの効果検証を行う。(例: 運動、口腔、食品など) 	
C) アプリ	<p>C) ①: アプリを通じて自社サービスを紹介</p> <p>C) ①: アプリを通じて自社用データを収集 (アンケート等)</p> <p>【民間参画イメージ】</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 介護予防に効果的な (QOL 向上含む) 高齢者向け商品の紹介 (特に事業立ち上げ期で、マーケティング費用がそこまで潤沢で無いため、元気なシニアや、地域のインフルエンサー的シニア (顔役、町内会長など) へのアクセスおよびサービス認知向上が魅力的) 	<p>C②: アプリを通じて自社サービスを紹介</p> <p>C②: アプリを通じて自社用データを収集 (アンケート等)</p>
D) コミュニティ	D) リアルの場の活用 (イベント、アンテナショップ)	

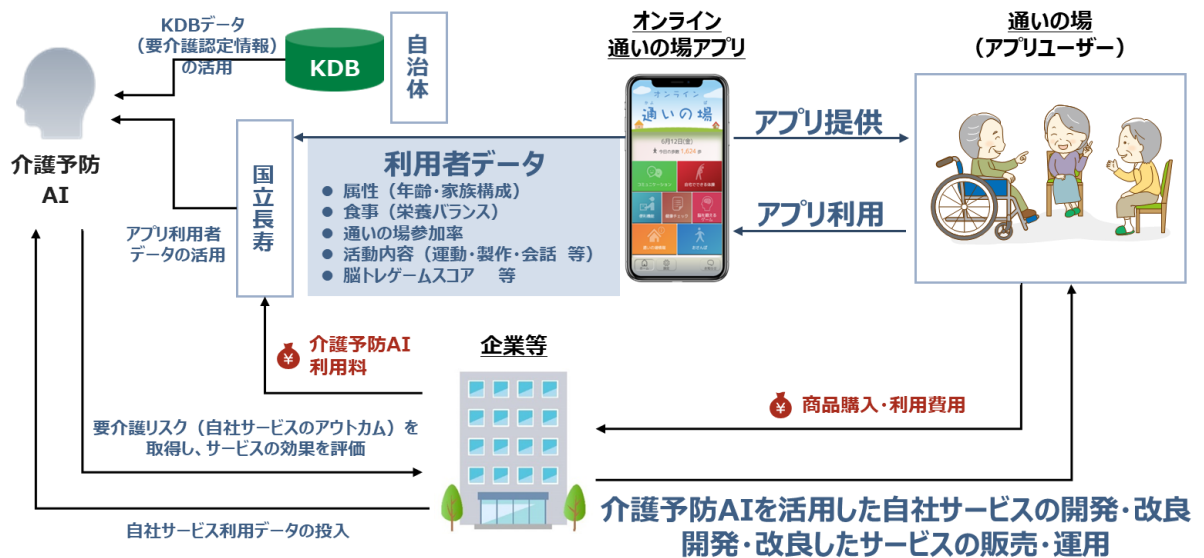
図表 50 民間企業の本プラットフォームの参画イメージ (ヒアリング前の想定) A①



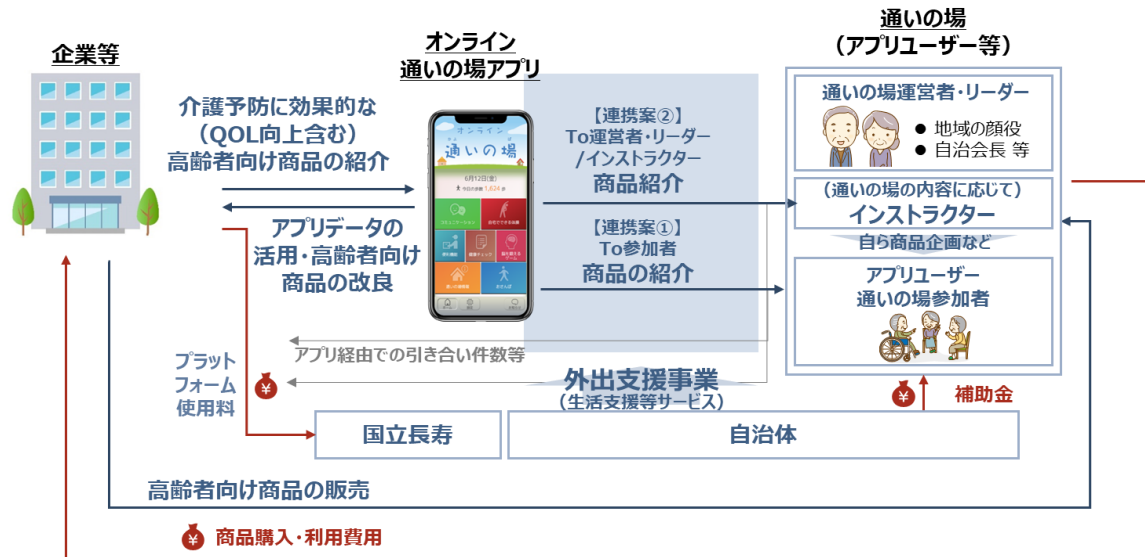
図表 51 民間企業の本プラットフォームの参画イメージ（ヒアリング前の想定）A②



図表 52 民間企業の本プラットフォームの参画イメージ（ヒアリング前の想定）B①



図表 53 民間企業の本プラットフォームの参画イメージ（ヒアリング前の想定）C①



D. 考察

本事業で構築した介護予防 AI の性能をより高めるためには、モデル構築に使用するデータの拡充が必要であると考えられる。具体的には、以下のデータを拡充する必要があると考えられる。

- 通いの場アプリ各種機能の利用実績データ
 - ユーザー1人1人の通いの場アプリ利用実績データ数が少なかったため、学習に使用可能なデータが少なく、性能が上がらなかった可能性がある。各ユーザーが定期的に通いの場アプリを使用し、データの入力頻度が上がることで、モデル構築・評価の対象となるユーザー数を増やし、また欠損値を減らすことができると考えられる。
 - 本事業では実証期間が短かったため、時系列性の考慮が不十分だった可能性がある。今後、各ユーザーが長期的に通いの場アプリを使用し、時系列性を有するデータを蓄積することで、RNN や LSTM などのニューラルネットワークを使用した手法もより性能が向上すると考えられる。
- 正例データ（要介護になった方あるいは基本チェックリストが悪化した方のデータ）
 - 本事業では実証期間が短かったため、通いの場アプリを利用開始してから要介護状態の判定をするまでの期間が短く、正例データ数が少なかった。そのため十分な学習ができず、性能が上がらなかった可能性がある。今後、通いの場アプリの利用開始から一定期間経過すると正例データが増え、性能が向上する可能性があると考えられる。

E. 結論

本事業によって、通いの場アプリで収集したデータおよびその他の自治体や民間企業から提供されたデータを用いて、令和2年度の事業で開発した高齢者の介護予防 AI を更に改修することができた。本事業により、通いの場の活動自粛下でも在宅高齢者が健康を維持するために必要なプラットフォームの構築、全国の自治体および民間企業へ展開するための仕組みを整備することができた。

F. 健康危険情報

該当事項なし

G. 研究発表

1. 論文発表

Makino K, Lee S, Bae S, Chiba I, Harada K, Katayama O, Shinkai Y, Shimada H. Absolute Cardiovascular Disease Risk Assessed in Old Age Predicts Disability and Mortality: A Retrospective Cohort Study of Community-Dwelling Older Adults. J Am Heart Assoc, 10(24): e022004, Dec 21, 2021.

Chiba I, Lee S, Bae S, Makino K, Shinkai Y, Katayama O, Harada K, Takayanagi N, Shimada H. Difference in sarcopenia characteristics associated with physical activity and disability incidences in older adults. J Cachexia Sarcopenia Muscle, 12(6): 1983-1994, Dec, 2021.

Nakakubo S, Doi T, Tsutsumimoto K, Kurita S, Ishii H, Suzuki T, Shimada H. The Association of Sleep Habits and Advancing Age in Japanese Older Adults: Results from the National Center

for Geriatrics and Gerontology Study of Geriatric Syndromes. *Gerontology*, 68(2): 209-213, Feb, 2022.

Katayama O, Lee S, Bae S, Makino K, Chiba I, Harada K, Morikawa M, Tomida K, Shimada H. Association between Non-Face-to-Face Interactions and Incident Disability in Older Adults. *J Nutr Health Aging*, 26(2): 147-152, Jan 22, 2022.

Doi T, Tsutsumimoto K, Ishii H, Nakakubo S, Kurita S, Kiuchi Y, Nishimoto K, Shimada H. Impact of social frailty on the association between driving status and disability in older adults. *Arch Gerontol Geriatr*, 99: 104597, Mar-Apr, 2022.

Katayama O, Lee S, Bae S, Makino K, Chiba I, Harada K, Morikawa M, Tomida K, Shimada H. Are non-face-to-face interactions an effective strategy for maintaining mental and physical health? *Arch Gerontol Geriatr*, 98: 104560, Jan-Feb, 2022.

Makizako H, Shimada H, Tsutsumimoto K, Makino K, Nakakubo S, Ishii H, Suzuki T, Doi T. Physical Frailty and Future Costs of Long-Term Care in Older Adults: Results from the NCGG-SGS. *Gerontology*, 67(6): 695-704, Dec, 2021.

Makino K, Lee S, Bae S, Chiba I, Harada K, Katayama O, Tomida K, Morikawa M, Shimada H. Simplified Decision-Tree Algorithm to Predict Falls for Community-Dwelling Older Adults. *J Clin Med*, 10(21): 5184, Nov 5, 2021.

Kurita S, Doi T, Tsutsumimoto K, Nakakubo S, Ishii H, Kiuchi Y, Shimada H. Predictivity of International Physical Activity Questionnaire Short Form for 5-Year Incident Disability Among Japanese Older Adults. *J Phys Act Health*, 18(10): 1231-1235, Oct, 2021.

Ishii H, Doi T, Tsutsumimoto K, Nakakubo S, Kurita S, Shimada H. Driving cessation and physical frailty in community-dwelling older adults: A longitudinal study. *Geriatr Gerontol Int*, 21(11): 1047-1052, Nov, 2021.

Makino K, Lee S, Bae S, Chiba I, Harada K, Katayama O, Shinkai Y, Shimada H. Development and validation of new screening tool for predicting dementia risk in community-dwelling older Japanese adults. *J Transl Med*, 19(1): 448, Oct 26, 2021.

Kurita S, Doi T, Tsutsumimoto K, Nakakubo S, Ishii H, Shimada H. Computer use and cognitive decline among Japanese older adults: A prospective cohort study. *Arch Gerontol Geriatr*, 97: 104488, Nov-Dec, 2021.

Katayama O, Lee S, Bae S, Makino K, Chiba I, Harada K, Shinkai Y, Shimada H. Life Satisfaction and the Relationship between Mild Cognitive Impairment and Disability Incidence: An Observational Prospective Cohort Study. *Int J Environ Res Public Health*, 18(12): 6595, Jun 19, 2021.

Makino K, Lee S, Bae S, Chiba I, Harada K, Katayama O, Shinkai Y, Shimada H. Absolute Cardiovascular Disease Risk Is Associated With the Incidence of Non-amnesic Cognitive Impairment in Japanese Older Adults. *Front Aging Neurosci*, 13: 685683, Jun 14, 2021.

2. 学会発表

島田裕之. 共催セミナー 特別講演3『活動促進による認知症予防』. 第48回日本赤十字リハビリテーション協会学術集会, ハイブリッド開催, 2022年2月27日.

片山脩, 李相侖, 裴成琉, 牧野圭太郎, 千葉一平, 原田健次, 新海陽平, 森川将徳, 富田浩輝, 島田裕之. 社会活動が少ない高齢者でもウォーキング習慣により要介護発生リスクは抑えられる. 第8回日本予防理学療法学会学術大会, Web開催, 2021年11月13日. 口述発表.

島田裕之. 教育講演 地域におけるICTデバイスの活用と介護予防. 第5回日本リハビリテーション医学会秋季学術集会, 名古屋市(ハイブリッド開催), 2021年11月12日.

島田裕之. 教育講演1「認知症予防のためのポピュレーションアプローチ」. 第10回日本認知症予防学会学術集会, ハイブリッド開催, 2021年6月25日.

李相侖, 裴成琉, 牧野圭太郎, 原田健次, 千葉一平, 片山脩, 新海陽平, 島田裕之. 独居高齢者の健康状態とフレイルとの関連: 大規模地域コホートをを用いた検討. 第10回日本認知症予防学会学術集会, ハイブリッド開催, 2021年6月24日. 口述発表.

片山脩, 李相侖, 裴成琉, 牧野圭太郎, 千葉一平, 原田健次, 新海陽平, 島田裕之. 認知機能低下と要介護発生との関連の強さは生活満足度により異なる—地域在住高齢者による縦断的検討—. 第10回日本認知症予防学会学術集会, ハイブリッド開催, 2021年6月24日. 口述発表.

島田裕之. ランチョンセミナー4 運動と脳の健康: 認知症予防最前線. 第10回日本認知症予防学会学術集会, ハイブリッド開催, 2021年6月24日.

片山脩, 李相侖, 裴成琉, 牧野圭太郎, 千葉一平, 原田健次, 新海陽平, 島田裕之. 身体的フレイルに関連する社会活動レベルの検証. 第63回日本老年医学会学術集会, Web開催, 2021年6月11日~6月13日.

島田裕之. 専門職教育講演「認知症リスクの低い地域づくり」. 第58回日本リハビリテーション医学会学術集会, ハイブリッド開催, 2021年6月10日.

H. 知的財産権の出願・登録状況 該当なし