

# 健康寿命および健康度予測システムの開発と実用化

(研究助成金 70万円)

京都府立医科大学大学院 医学研究科 循環器内科学 併任助教 西 真 宏

[2010年 京都府立医科大学 医学部 医学科卒]

共同研究者 京都府立医科大学大学院医学研究科循環器内科学・教授 的 場 聖 明  
京都府立医科大学大学院医学研究科地域保健医療疫学・助教 長 光 玲 央

## 〔研究応募書〕

### 研究目的

長寿国日本では平均寿命は年々延伸しているが、超高齢化社会を迎えている現状では寿命の延伸だけでなくいかに健康に長生きできるかが重要な課題となっている。健康寿命を延伸するためには、全国規模のデータを用いて、AI/機械学習など最新の解析技術を駆使し解明することが求められている。本研究目的は、高齢者が活躍する真の健康長寿社会の実現を目指して、健康寿命AI予測モデルの作成および健康度診断アプリケーションツールの開発と社会実装を行い、健康寿命の延伸年数の設定とそれを達成するための施策の具体化など医療政策への活用や、国民の健康意識向上と行動変容を行うことである。

#### I. 健康寿命を予測する機械学習モデルの作成と保健医療政策への活用

国民生活基礎調査データ（2010～2019年まで3年毎、240万人分）の質問項目で、健康寿命の算出に使われている「日常生活への影響の有無」をターゲットとして予測を行った。全データの10%をテストデータ、90%を学習用データとし、過学習を防ぐためにランダム化と交差検証により学習データと検証データに層化抽出した。すでにAUC=0.85、正答率87%の高精度のAI予測モデル（XGB classifier）の作成に成功している。年齢、メンタルヘルス、整形外科的要因、神経疾患、脳卒中、心血管病などがインパクト上位の予測因子として見られた。全国の年度ごとの健康寿命をサリバン法で算出し予測と実測を比較したところ、誤差は-0.8～1.8年と小さく十分に実用に耐えうる精度であった（図1）。この予測モデルは健康寿命を延伸するための医療政策に利用可能であり、全国または都道府県や市町村の健康寿命延伸のための具体的な施策や延伸

年数の提示が可能となる。

## II. 健康度診断アプリケーションツールの開発と社会実装

Pythonで作成した予測モデルのプログラミングコードを元に健康度を予測するWebアプリケーションツールの開発も行っている(図2)。今後ツール開発を推進し、社会実装を行う予定である。特定健診や特定保健指導、医療機関での検診や定期受診時、スポーツジムなどで使用することを想定している。ツールを普及させることで国民の健康への意識向上をもたらす。実際にアプリ内では健康を阻害している要因とその対策を提示しており、行動変容を促す効果が期待できる。

### 研究実施計画の概要

#### ①健康寿命を予測する機械学習モデルの作成

国民生活基礎調査データ(2010~2019年まで3年毎, 240万人分)を厚労省より取得済みであり, AI/機械学習により健康寿命を予測する。

#### ②健康度診断アプリケーションツールの開発

アプリケーションツールを開発中であり, 現在特許申請中。出願後に論文投稿予定。

#### ③アプリケーションツールの使用状況調査

京都府立医科大学循環器内科の関連施設21箇所にて使用状況調査を行い, 外来受診患者に対するツールの使用状況や使用感の聞き取りを行う。

#### ④研究成果の保健医療政策への活用

##### ○健康寿命を予測する機械学習モデルの保健医療政策への活用

全国または都道府県や市町村の健康寿命延伸のための具体的な施策や延伸年数の提示と健康に対する市民啓発を行う。実際に申請者が医務主幹として所属する京都府において府民の健康寿命延伸のための目標設定を行っている。

##### ○健康度診断アプリケーションツールの実用化

特定健診や特定保健指導, 医療機関での検診や定期受診時, スポーツジム, その他健康関連商品を扱う企業での健康度診断ツールの利用を考えている。

#### 【倫理面の配慮】

本研究は京都府立医科大学の医学倫理審査委員会の承認を得ている(受付番号: ERB-C-2496)。本研究は, インフォームドコンセントを必ずしも必要としないため, 研究対象者に対して情報公開文を用いてオプトアウト手続きを取り, 研究対象者が参加することを拒否できるようにする。

## I 緒言

公衆衛生、安全な社会システム、医療技術の進歩は、世界中の人々の平均寿命と健康寿命の延伸に寄与してきた。健康寿命は、障害や病気のない生活としてだけでなく、ウェルビーイングおよび包括的な人生を反映している。平均寿命が延びているにもかかわらず、健康寿命はまだその速度に追いついておらず、その溝を狭めるための効果的な医療政策が必要である。<sup>1, 2)</sup>

健康寿命を推定するためのいくつかの指標がある。世界保健機関は、さまざまな疾病、傷害、および後遺症に関する特殊な健康調査から障害の重みを算出し health-adjusted life expectancy (HALE) を使用している。<sup>3-5)</sup> 日本、アメリカ、イギリスなどの国では、活動制限の有無に関するアンケートを使用して健康寿命を推定するための全国調査が行われている。

これまでに、健康寿命と関連する活動制限のいくつかの決定因子が特定されている。典型的なリスク要因である肥満、高血圧、高血糖、喫煙、過度なアルコール摂取は、健康な生活と逆相関している。<sup>6, 7)</sup> 身体活動と運動<sup>8-11)</sup>、多様で健康的な食事は健康寿命を延伸すると期待されている。<sup>12, 13)</sup> 生死に関わる疾病に加えて、精神障害、筋骨格の問題、眼科疾患などの非致命的な状態も、活動制限の重要な決定因子である。<sup>10, 14, 15)</sup>

健康な生活への関心が高まる中、統合された特徴量による健康寿命の予測モデルは報告されていない。本研究では、機械学習を使用して活動制限のない健康寿命の予測モデルを開発し、集団および個人レベルで健康寿命を延ばすための医療政策にモデルを展開することを目的とした。

## II 研究方法

### 研究デザインとセッティング

厚生労働省によって3年ごとに実施される全国横断的な調査である「国民生活基礎調査 (The Comprehensive Survey of Living Conditions (CSLC))」は、国民の生計に関する健康、医療、福祉、年金、収入などの基本的な因子を調査するために行われている。<sup>16)</sup> CSLCの健康アンケートでは、主観的な症状、日常生活での健康問題、治療中の疾患または傷病、主観的な健康評価、悩みやストレス、精神状態、健康診断の受診率などが調査される。2019年の回答率は、厚生労働省によれば72.5%であった。2013年、2016年、2019年のデータのうち、1,537,773人の回答者のデータが分析に用いられた。「日常の活動を制限する健康上の問題はあるか?」という質問により活動制限あり・なしのグループに分類された。活動制限、年齢、性別、および治療中の40種類の疾患または傷病が分析に含まれた。本研究は既存の全国調査データを使用したため、参加者からの同意の取得は免除された。

## モデリング

活動制限のあるグループは1，活動制限のないグループは0で分類され，モデルのターゲットとして設定された。年齢，性別，および加療中の40種類の傷病が特徴量として含まれた。我々は，広く使用されているツリーベースの教師ありモデルであるXGB classifierを実装し<sup>17-19)</sup>，活動制限の2値分類を行った。Python 3.10.4でscikit-learn 1.1.1パッケージを使用した。<sup>20)</sup> train\_test\_split関数を使用して，データセットをトレーニングセット（90%）とテストセット（10%）にランダムに分割した。トレーニングデータセットでは，XGB classifierをestimatorとして使用し，RFE（recursive feature elimination）関数を使用して最適な特徴量セットを選択した。ハイパーパラメータの調整には，5分割の交差検証を行い，トレーニングセットでGridSearchCV関数を使用した。異なるハイパーパラメータの組み合わせを使用して合計480のXGBモデルを比較した。結果として，n\_estimators = 200，max\_depth = 9，eta = 0.1，min\_child\_weight = 2，max\_delta\_step = 5，subsample = 0.5のハイパーパラメータを持つモデルが，最も高いarea under the receiver operating characteristics curve（AUROC）を示し，このモデルを選択した。最後に，テストデータセットに対するモデルのパフォーマンスを評価した。

特徴量のモデル精度への影響は，特徴量の値がランダムにシャッフルされたときの誤差を表すpermutation importanceを用いて推定された。各サンプルごとにモデルの出力に対する特徴量の寄与を説明するShapley Additive Explanations（SHAP）値を使用して，特徴量のモデル出力への影響を評価した。<sup>21)</sup> XGB classifier，ランダムフォレスト，ロジスティック回帰のモデル精度指標として，AUCとlog loss（予測確率が観測値にどれだけ近いかを測定する指標）を計算した。その他の指標は混同行列に基づいて計算された。予測のための最適なカットオフを決定するために，予測確率と陽性者の割合を10のビンに分割してモデルの較正を行うためにcalibration\_curve関数を使用した。京都府の女性の活動制限のない健康寿命は，全国平均を大幅に上回る代表的な疾患の通院率の現状値とターゲット値をもとに予測モデルを使用して予測された。各疾患ごとに集団のランダムサンプリングが行われ，目標値である通院率に近づけた。モデルのアプリケーションツールはウェブアプリケーションプラットフォーム上で開発された（<https://self-check-health.herokuapp.com/>）。

## 統計解析

一般的な記述統計はR4.2.0で行われた。<sup>22)</sup> カテゴリー変数は数値（%），数値変数は中央値（四分位範囲）で表現された。カテゴリー値に対してはカイ二乗検定を，非正規分布を持つ連続値に対してはMann-Whitney U検定を使用した。P値<0.01が統計的に有意とみなされた。活動制限のない健康状態（health condition without activity limitation（HCAL））指数は，活動制限の予測確率の割合を100から差引いて計算された。三次多項式回帰を使用してcurve fittingを行った。Sullivan法を使用して，活動制限の有病率を日本の生命表に組み込むことで，活動制限のない健康寿命を計算した。<sup>23, 24)</sup>

### Ⅲ 研究結果

#### 参加者の特性

参加者の特性は、活動制限の有無に応じて層別化された（表1）。活動制限のないグループと制限のあるグループでは、中央値の年齢が47歳対69歳であった（ $P < 0.001$ ），男性の割合は51.3%対56.9%であった（ $P < 0.001$ ）。不妊症を除く加療中の疾患も、両グループ間で有意に差がみられた。うつ病またはその他のこころの病気は、1.0%対7.4%；認知症は、0.2%対4.2%；脳卒中、脳出血または脳梗塞は、0.6%対5.2%；狭心症または心筋梗塞は、1.2%対6.3%；関節リウマチは、0.4%対3.0%；関節炎は、1.2%対9.5%；腰痛は、3.2%対18.3%；腎疾患は、0.6%対3.8%；悪性腫瘍またはがんは、0.6%対3.0%であった。すべての参加者（ $n = 1,537,773$ ）は、特性が類似しているトレーニング（90%， $n = 1,383,995$ ）およびテスト（10%， $n = 153,778$ ）のサブセットにランダムに分割された（補足表1）。

表1 活動制限の有無により層別化された参加者の特性

Characteristics	All ( $n = 1,537,773$ )	Activity limitation, no ( $n = 1,329,901$ )	Activity limitation, yes ( $n = 207,872$ )	p value
Age	50 (32-67)	47 (30-64)	69 (54-80)	<0.001
Sex	800,133/1,537,773 (52)	681,794/1,329,901 (51.3)	681,794/207,872 (56.9)	<0.001
Diabetes	77,672/1,537,773 (5.1)	53,671/1,329,901 (4)	53,671/207,872 (11.5)	<0.001
Thyroid disease	19,811/1,537,773 (1.3)	14,360/1,329,901 (1.1)	14,360/207,872 (2.6)	<0.001
Depression or other mental disease	29,074/1,537,773 (1.9)	13,727/1,329,901 (1)	13,727/207,872 (7.4)	<0.001
Dementia	11,087/1,537,773 (0.7)	2,420/1,329,901 (0.2)	2,420/207,872 (4.2)	<0.001
Parkinson disease	3,194/1,537,773 (0.2)	533/1,329,901 (0)	533/207,872 (1.3)	<0.001
Other neurological disorders, pain, or paralysis	11,028/1,537,773 (0.7)	4,311/1,329,901 (0.3)	4,311/207,872 (3.2)	<0.001
Eye disease	83,577/1,537,773 (5.4)	52,941/1,329,901 (4)	52,941/207,872 (14.7)	<0.001
Ear disease	16,411/1,537,773 (1.1)	9,354/1,329,901 (0.7)	9,354/207,872 (3.4)	<0.001
Stroke, cerebral hemorrhage or infarction	19,270/1,537,773 (1.3)	8,452/1,329,901 (0.6)	8,452/207,872 (5.2)	<0.001
Angina, myocardial infarction	29,510/1,537,773 (1.9)	16,467/1,329,901 (1.2)	16,467/207,872 (6.3)	<0.001
Other cardiovascular disease	28,703/1,537,773 (1.9)	15,653/1,329,901 (1.2)	15,653/207,872 (6.3)	<0.001
Acute nasopharyngitis, common cold	5,125/1,537,773 (0.3)	3,549/1,329,901 (0.3)	3,549/207,872 (0.8)	<0.001
Infertility	1,536/1,537,773 (0.1)	1,359/1,329,901 (0.1)	1,359/207,872 (0.1)	0.024

Characteristics	All (n = 1,537,773)	Activity limitation, no (n = 1,329,901)	Activity limitation, yes (n = 207,872)	p value
Dental disease	80,560/1,537,773 (5.2)	63,668/1,329,901 (4.8)	63,668/207,872 (8.1)	<0.001
Gout	15,396/1,537,773 (1)	12,090/1,329,901 (0.9)	12,090/207,872 (1.6)	<0.001
Obesity	8,038/1,537,773 (0.5)	5,013/1,329,901 (0.4)	5,013/207,872 (1.5)	<0.001
Dyslipidemia	81,338/1,537,773 (5.3)	63,404/1,329,901 (4.8)	63,404/207,872 (8.6)	<0.001
Hypertension	206,103/1,537,773 (13.4)	153,500/1,329,901 (11.5)	153,500/207,872 (25.3)	<0.001
Allergic rhinitis	32,310/1,537,773 (2.1)	24,472/1,329,901 (1.8)	24,472/207,872 (3.8)	<0.001
Chronic obstructive pulmonary disease (COPD)	2,250/1,537,773 (0.1)	813/1,329,901 (0.1)	813/207,872 (0.7)	<0.001
Asthma	19,022/1,537,773 (1.2)	13,149/1,329,901 (1)	13,149/207,872 (2.8)	<0.001
Other respiratory disease	15,134/1,537,773 (1)	8,517/1,329,901 (0.6)	8,517/207,872 (3.2)	<0.001
Stomach or duodenum disease	26,285/1,537,773 (1.7)	17,048/1,329,901 (1.3)	17,048/207,872 (4.4)	<0.001
Liver or gallbladder disease	14,624/1,537,773 (1)	9,283/1,329,901 (0.7)	9,283/207,872 (2.6)	<0.001
Other digestive disease	18,656/1,537,773 (1.2)	11,028/1,329,901 (0.8)	11,028/207,872 (3.7)	<0.001
Atopic dermatitis	14,353/1,537,773 (0.9)	11,553/1,329,901 (0.9)	11,553/207,872 (1.3)	<0.001
Other skin disease	29,205/1,537,773 (1.9)	20,475/1,329,901 (1.5)	20,475/207,872 (4.2)	<0.001
Rheumatoid arthritis	11,392/1,537,773 (0.7)	5,153/1,329,901 (0.4)	5,153/207,872 (3)	<0.001
Arthritis	35,435/1,537,773 (2.3)	15,682/1,329,901 (1.2)	15,682/207,872 (9.5)	<0.001
Stiff shoulder	43,474/1,537,773 (2.8)	28,093/1,329,901 (2.1)	28,093/207,872 (7.4)	<0.001
Back pain	80,836/1,537,773 (5.3)	42,856/1,329,901 (3.2)	42,856/207,872 (18.3)	<0.001
Osteoporosis	28,790/1,537,773 (1.9)	14,606/1,329,901 (1.1)	14,606/207,872 (6.8)	<0.001
Kidney disease	15,281/1,537,773 (1)	7,415/1,329,901 (0.6)	7,415/207,872 (3.8)	<0.001
Prostatic hypertrophy	19,932/1,537,773 (1.3)	12,293/1,329,901 (0.9)	12,293/207,872 (3.7)	<0.001
Menopausal or postmenopausal disorder	3,041/1,537,773 (0.2)	1,980/1,329,901 (0.1)	1,980/207,872 (0.5)	<0.001
Bone fracture	10,464/1,537,773 (0.7)	3,345/1,329,901 (0.3)	3,345/207,872 (3.4)	<0.001
Other injury or burns	10,230/1,537,773 (0.7)	5,451/1,329,901 (0.4)	5,451/207,872 (2.3)	<0.001
Anemia or blood disease	10,660/1,537,773 (0.7)	5,980/1,329,901 (0.4)	5,980/207,872 (2.3)	<0.001
Malignant neoplasm or cancer	13,843/1,537,773 (0.9)	7,594/1,329,901 (0.6)	7,594/207,872 (3)	<0.001
Pregnancy, puerperium, threatened abortion or placenta previa	2,198/1,537,773 (0.1)	1,565/1,329,901 (0.1)	1,565/207,872 (0.3)	<0.001

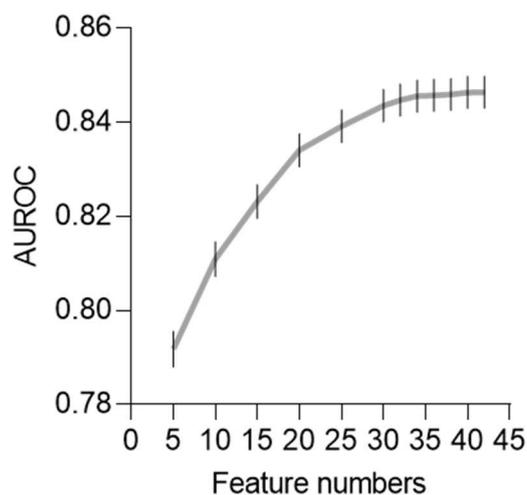
補足表 1 トレーニングデータとテストデータにおける参加者の特性

Characteristics	Training data	Test data	p value
	(n = 1383995, 90%)	(n = 153778, 10%)	
Age	50 (32-67)	50 (32-67)	0.08
Sex	663825/1383995 (48)	73815/153778 (48)	0.78
Activity limitation	187305/1383995 (13.5)	20567/153778 (13.4)	0.08
Diabetes	69804/1383995 (5)	7868/153778 (5.1)	0.21
Thyroid disease	17782/1383995 (1.3)	2029/153778 (1.3)	0.25
Depression or other mental disease	26132/1383995 (1.9)	2942/153778 (1.9)	0.50
Dementia	9966/1383995 (0.7)	1121/153778 (0.7)	0.70
Parkinson disease	2887/1383995 (0.2)	307/153778 (0.2)	0.48
Other neurological disorders, pain, or paralysis	9897/1383995 (0.7)	1131/153778 (0.7)	0.37
Eye disease	75026/1383995 (5.4)	8551/153778 (5.6)	0.02
Ear disease	14802/1383995 (1.1)	1609/153778 (1)	0.40
Stroke, cerebral hemorrhage or infarction	17292/1383995 (1.2)	1978/153778 (1.3)	0.22
Angina, myocardial infarction	26519/1383995 (1.9)	2991/153778 (1.9)	0.43
Other cardiovascular disease	25865/1383995 (1.9)	2838/153778 (1.8)	0.52
Acute nasopharyngitis, common cold	4616/1383995 (0.3)	509/153778 (0.3)	0.88
Infertility	1386/1383995 (0.1)	150/153778 (0.1)	0.79
Dental disease	72460/1383995 (5.2)	8100/153778 (5.3)	0.60
Gout	13862/1383995 (1)	1534/153778 (1)	0.89
Obesity	7267/1383995 (0.5)	771/153778 (0.5)	0.22
Dyslipidemia	73382/1383995 (5.3)	7956/153778 (5.2)	0.03
Hypertension	185542/1383995 (13.4)	20561/153778 (13.4)	0.69
Allergic rhinitis	29035/1383995 (2.1)	3275/153778 (2.1)	0.41
Chronic obstructive pulmonary disease (COPD)	2036/1383995 (0.1)	214/153778 (0.1)	0.46
Asthma	17051/1383995 (1.2)	1971/153778 (1.3)	0.09
Other respiratory disease	13657/1383995 (1)	1477/153778 (1)	0.32
Stomach or duodenum disease	23618/1383995 (1.7)	2667/153778 (1.7)	0.43
Liver or gallbladder disease	13123/1383995 (0.9)	1501/153778 (1)	0.29
Other digestive disease	16760/1383995 (1.2)	1896/153778 (1.2)	0.46
Atopic dermatitis	12882/1383995 (0.9)	1471/153778 (1)	0.32
Other skin disease	26191/1383995 (1.9)	3014/153778 (2)	0.06
Rheumatoid arthritis	10292/1383995 (0.7)	1100/153778 (0.7)	0.22
Arthritis	31918/1383995 (2.3)	3517/153778 (2.3)	0.64

Characteristics	Training data (n = 1383995, 90%)	Test data (n = 153778, 10%)	p value
Stiff shoulder	39074/1383995 (2.8)	4400/153778 (2.9)	0.39
Back pain	72701/1383995 (5.3)	8135/153778 (5.3)	0.54
Osteoporosis	25929/1383995 (1.9)	2861/153778 (1.9)	0.72
Kidney disease	13727/1383995 (1)	1554/153778 (1)	0.49
Prostatic hypertrophy	17947/1383995 (1.3)	1985/153778 (1.3)	0.85
Menopausal or postmenopausal disorder	2739/1383995 (0.2)	302/153778 (0.2)	0.92
Bone fracture	9445/1383995 (0.7)	1019/153778 (0.7)	0.37
Other injury or burning	9182/1383995 (0.7)	1048/153778 (0.7)	0.41
Anemia or blood disease	9614/1383995 (0.7)	1046/153778 (0.7)	0.52
Malignant neoplasm or cancer	12424/1383995 (0.9)	1419/153778 (0.9)	0.33
Pregnancy, puerperium, threatened abortion or placenta previa	1998/1383995 (0.1)	200/153778 (0.1)	0.16

### モデルの性能評価

モデルの特微量セットを作成するために、特微量数毎の AUROC を比較した。AUROC が最高値となる合計42の特微量が特微量セットに含まれた (補足図1)。Permutation importance によって推定された特微量の影響は、年齢が最大で、次いでうつ病やその他のこころの病気、腰痛症、骨折、その他の神経障害・痛み・麻痺、脳卒中 (脳出血または脳梗塞)、関節症、パーキンソン病、認知症、およびその他の怪我や火傷が続いた (図1)。



補足図1 特微量の選択とインパクト

各特微量数に対する area under the ROC curve (AUROC) が示された。  
エラーバー：95%信頼区間。

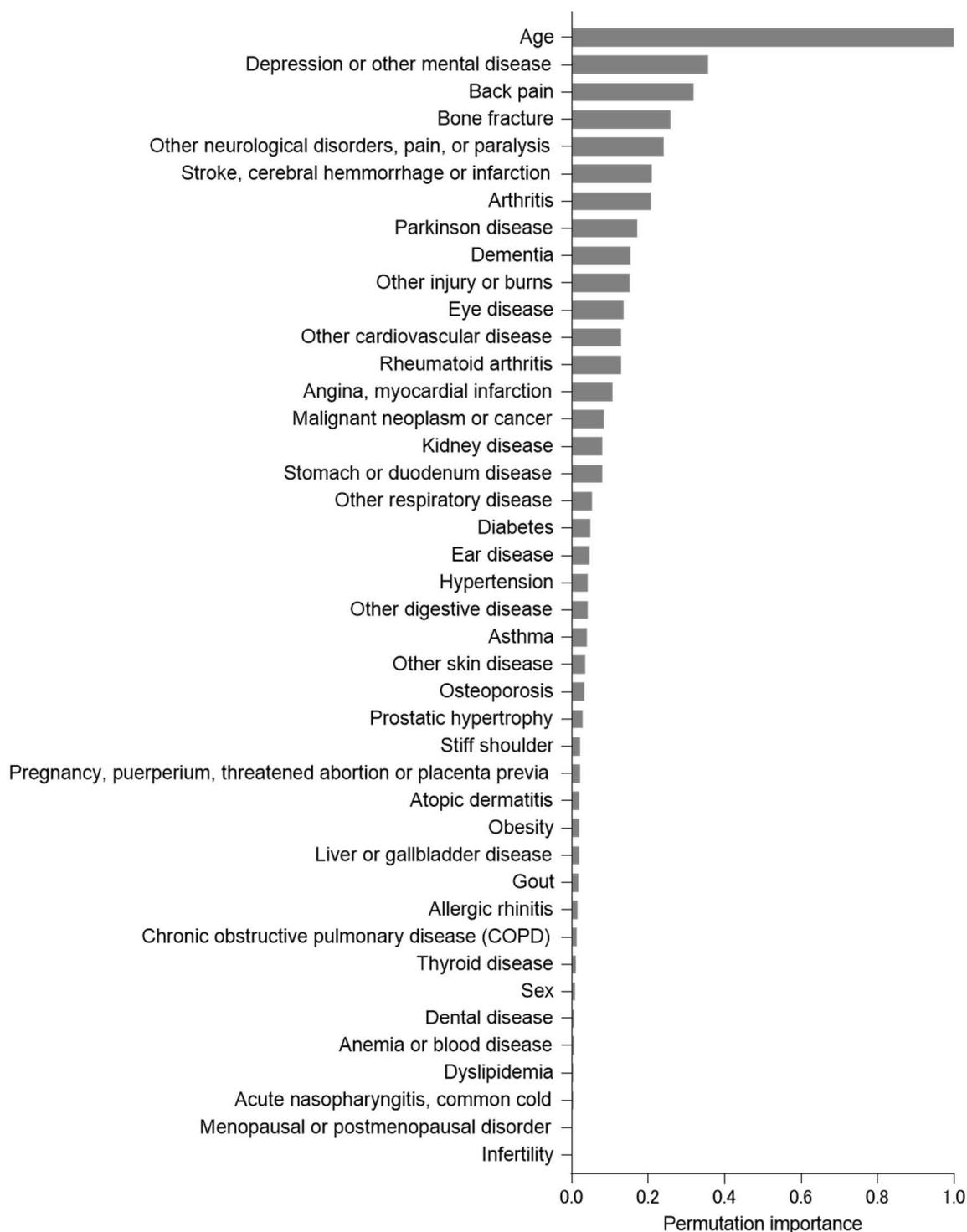


図1 特徴量のインパクト

パーミュテーションインポータンスがテストデータを用いて計算された。

いくつかの学習器に対して精度指標を比較した。ランダムフォレストとロジスティック回帰と比較して、XGB classifierが高いAUORCと低いlog lossを示したため、XGB classifierを学習器として選択した(補足表2)。モデルの性能はreceiver operating characteristic (ROC) 曲線により評価され、AUROCは0.85 (95%信頼区間 [CI]: 0.84-0.85)であった(図2A)。キャリブレーションプロットは平均確率と陽性の割合に対して正確な較正を示した(図2B)。平均コストベネフィットの絶対値が最も低いカット

トオフ = 0.31を設定した (図2C)。予測結果は、各年の男女の健康寿命の観察値と一致した (男性の予測値と観測値の差の範囲: -0.89から0.16, 女性の予測値と観測値の差の範囲: 0.61から1.23) (図2D)。開発されたモデルは活動制限のない健康寿命の予測において非常に高い性能を示した。

Model	AUC (95% CI)	Log loss (95% CI)
XGB classifier	0.85 (0.84-0.85)	0.29 (0.28-0.29)
Random forest	0.84 (0.84-0.85)	0.29 (0.28-0.29)
Logistic regression	0.84 (0.84-0.84)	0.50 (0.50-0.50)

補足表 2 機械学習モデルの性能比較

モデル性能はテストデータを用いてarea under the curve (AUC) と log loss によって比較評価された。

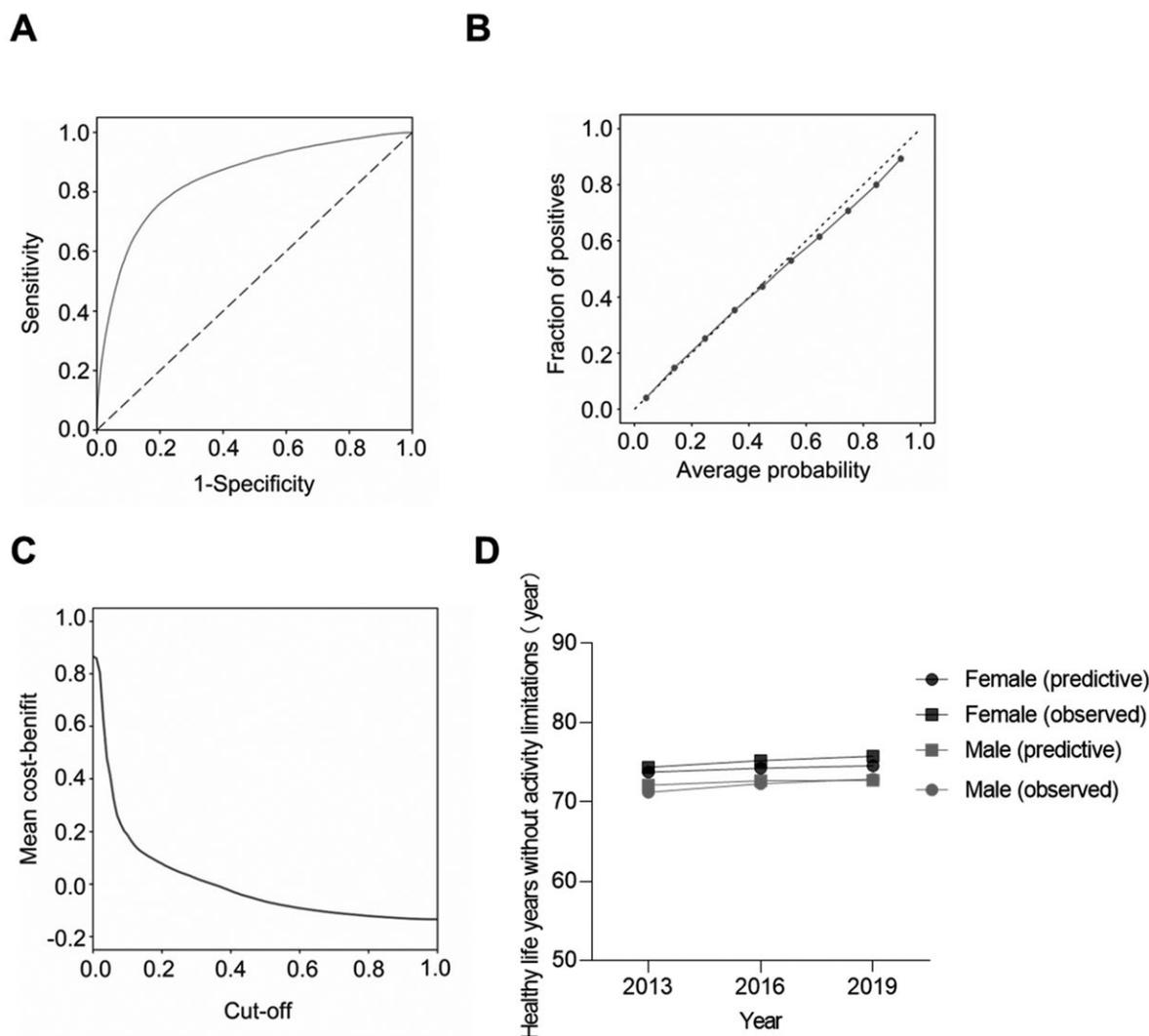


図 2 モデル性能の評価

(A) Receiver operating characteristic (ROC) 曲線. Area under the ROC curve (AUROC): 0.85 (95%信頼区間: 0.84-0.85). (B) キャリブレーションプロット. サンプルは確率に基づいて10個のビンに分割された. (C) Mean cost-benefit 曲線. (D) 男女別の健康寿命の予測値と観測値.

## 集団および個人の健康に対するモデルの適用

集団レベルでのモデルの適用のために、健康寿命に関する地域の医療政策に対して予測モデルを使用した（補足表3）。日本の京都府の女性の2019年の活動制限のない健康寿命を、うつ病やその他のこころの病気、腰痛、肩こり症などの代表的な予測因子の現状の通院率を目標値（全国値）に近づけて健康寿命を予測した。その結果、活動制限のない健康寿命は、現状の73.25から目標の73.81に延長し、その差は0.56であった。このように、地域の医療政策のため予測モデルの使用を通じて、集団レベルで健康寿命を延伸する方法を提示した。

モデルの出力に対する特徴量の影響の解釈性を向上させるために、各特徴量のSHAP値が表示された（図3）。これにより、年齢がモデルの出力に最も大きな影響を与えていることが分かる。活動制限のない健康状態（HCAL）指数は、加齢とともに減少した（図4）。個人レベルでモデルの広範な利用を促進するために、HCALを表示するアプリケーションツールを開発した（補足図2）。

	Original	Target	Difference
Depression or other mental disease (%)	2.76	2.23	-0.53
Back pain (%)	6.65	5.77	-0.88
Stiff shoulder (%)	4.61	3.59	-1.02
Healthy life years (years)	73.25	73.81	0.56

補足表3 健康寿命の予測モデルの使用例

代表的な予測因子の現状の通院率を目標値（全国値）に近づけることで2019年京都府女性の活動制限のない健康寿命が予測された。各疾患が目標値に近づくよう参加者のランダムサンプリングが行われた。

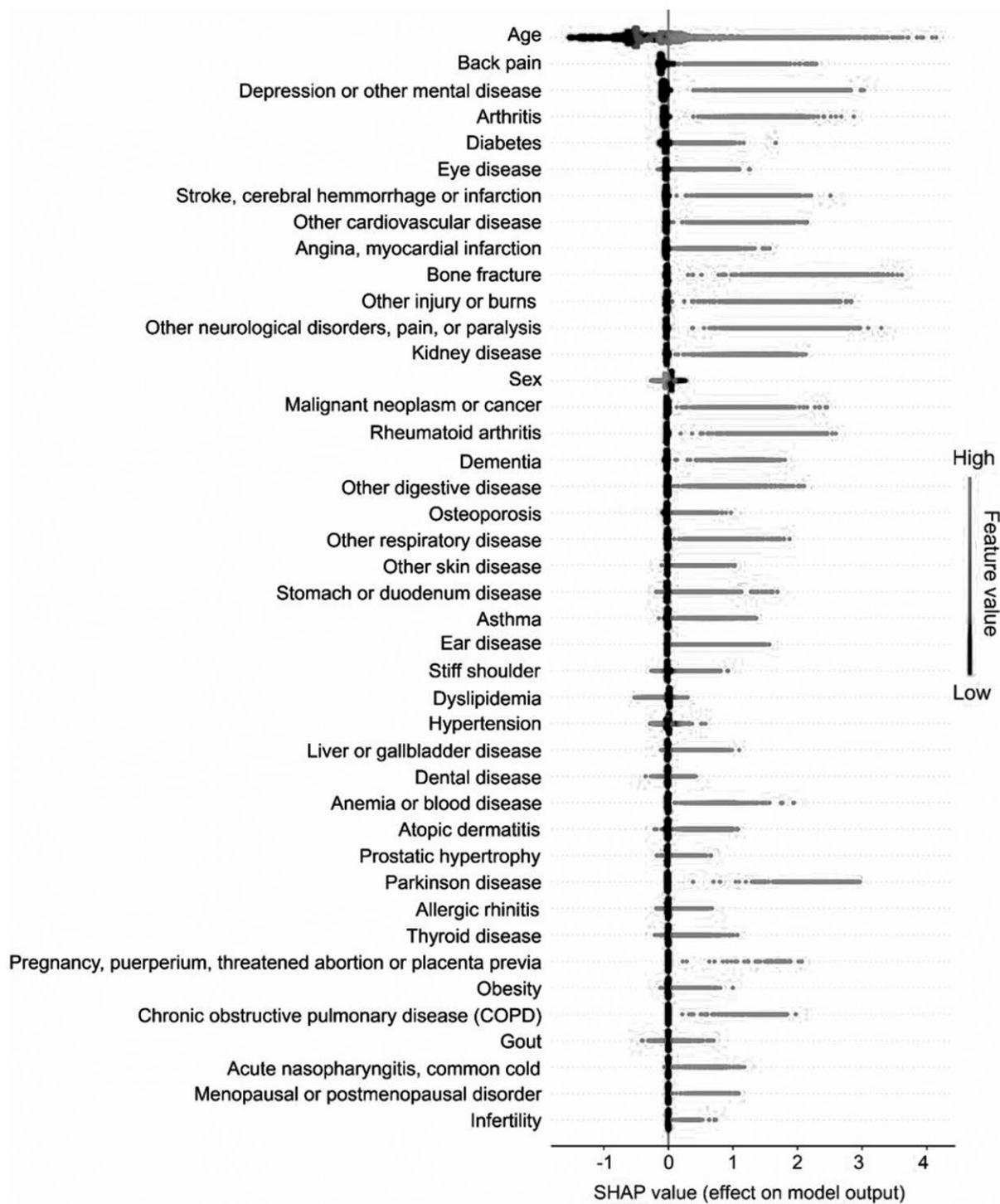


図3 モデルアウトプットに対する特徴量の効果

Shapley Additive Explanations (SHAP) 値がテストデータを用いて計算された。

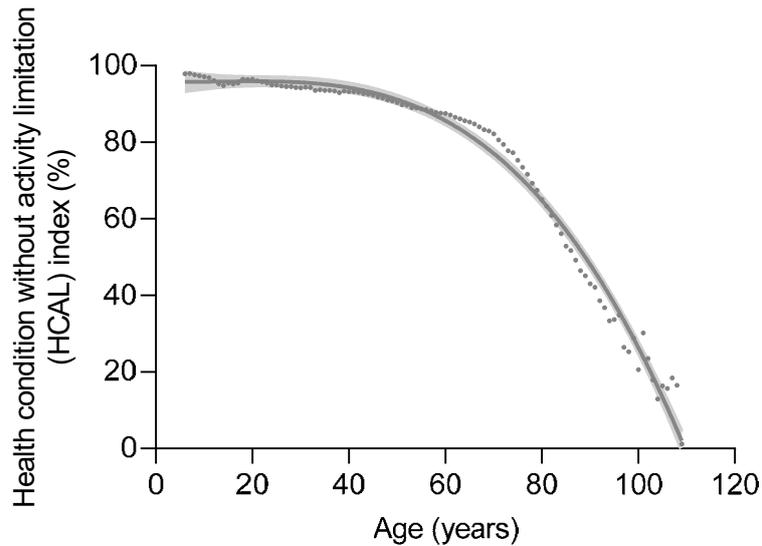


図4 年齢毎のHCAL index

Health condition without activity limitation (HCAL) indexとは予測確率を100から差引いた値である。三次多項式回帰を用いてcurve fittingが行われた。エラーバー：95%信頼区間。各ドットは年齢毎の平均のHCAL indexを表す。

## 健康度AI診断ツール

～健康寿命に相関する健康度をAI/機械学習で予測～

健康に長生きするためには健康寿命の延伸が大切です。健康度AI診断ツールは、健康寿命を算出するために用いられる国民生活基礎調査データの「日常生活への影響の有無」を機械学習で予測し開発されました。

### 健康度セルフチェック

年齢を入力してください:

50

性別を選択してください:

男  
 女

現在加療中の病気を選択してください（複数選択可）:

肥満症 ×
腰痛症 ×

**健康度のAI予測を実行します**

実行

あなたの健康度は **75.3%** です。

あなたの健康度は **74歳** の方の平均健康度に相当します。

**年齢毎の健康度**

**健康寿命を延伸するためには↓**

健康を阻害する要因	対策
1 肥満症	間食を控えてカロリー制限をしましょう。減量しましょう。過度な運動をしましょう。飲酒量を減らしましょう。
2 腰痛症	ストレッチや過度な運動をしましょう。減量しましょう。負担の大きい作業は控えましょう。

補足図2 健康度のアプリケーションツールのイメージ

## IV 考察

本研究では、横断的な全国調査データを分析し、活動制限のない健康寿命の予測モデルを機械学習の手法により開発した。このモデルは顕著に高い性能を示した。また、代表的な予測因子を目標通院率に調整することで、地域の健康寿命を延伸するための医療政策に本予測モデルを適用できることを示した。さらに、活動制限のない健康状態（HCAL）指数を提示し、個人の健康促進のためのアプリケーション開発を行った。

モデルの精度に対する特徴量の影響を permutation importance で推定し、モデル出力への影響を SHAP 値で評価した。モデルの精度に影響を与える特徴量として、年齢が最も大きな影響を与え、次いでうつ病やその他のこころの病気、腰痛、骨折、その他の神経障害・痛み・麻痺、脳卒中（脳出血または脳梗塞）、関節症、パーキンソン病、認知症、その他の怪我や火傷が続いた。興味深いことに、影響の大きい特徴量には、精神疾患、筋骨格の問題、神経疾患など、非致命的な状態が含まれていた。これらの発見は、過去の報告と一致しており、精神疾患や筋骨格の問題が活動制限の重要な予測因子であることを示唆している。<sup>10, 15)</sup> 精神疾患の中でも、統合失調症とうつ病は、global burden of disease (GBD) 研究によれば特に重い障害負荷を持っている。<sup>3)</sup> また、日本の都道府県ごとの一般的なヘルスシステムと健康上のアウトカムとの間に関連性は見られないというという報告もある。<sup>25)</sup> これらの知見は、活動制限のない健康寿命は、他の典型的な生活習慣関連因子よりも、精神的、筋骨格的、または神経的原因に大きく依存していることを表している。

機械学習を利用して、活動制限のない健康寿命を予測した。主観的なアンケートで評価された活動制限の有無が予測のターゲットとして使用されたが、機械学習により客観的な42個の予測因子で健康寿命を正確に予測することが可能であった。機械学習の使用は、集団レベルと個人レベルでのアプリケーション開発によるモデルの展開を容易にした。自然言語処理は、電子カルテデータを使用して HALE を計算するために適用可能であることが報告されている。<sup>26)</sup> 健康医療データに対する機械学習と自然言語処理の組み合わせは、健康寿命に関するグローバルな健康問題に対する解決策を提供すると期待できる。

本研究はいくつかの限界を有している。主観的なデータを含む調査に基づいており、日本のデータのみが使用された。さらに、モデルの様々な民族への適応性、特に平均寿命が短い国々への適応性を検証するための調査が今後必要であろう。

## V 結語

活動制限のない健康寿命の予測モデルを、機械学習を用いて開発した。この予測モデルを用いることで、国や地域の行政機関が集団および個人レベルでのリスク予防のための効果的な健康増進施策を確立し、健康寿命の延伸に貢献できると考えられる。

## 【参考文献】

- 1) Salomon JA, Wang H, Freeman MK, et al. Healthy life expectancy for 187 countries, 1990–2010: a systematic analysis for the Global Burden Disease Study 2010. *Lancet*. Dec 15 2012; 380(9859): 2144–62. doi:10.1016/S0140-6736(12)61690-0
- 2) GBD 2017 DALYs and HALE Collaborators. Global, regional, and national disability-adjusted life-years (DALYs) for 359 diseases and injuries and healthy life expectancy (HALE) for 195 countries and territories, 1990–2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *Lancet*. Nov 10 2018; 392(10159): 1859–1922. doi:10.1016/S0140-6736(18)32335-3
- 3) Salomon JA, Vos T, Hogan DR, et al. Common values in assessing health outcomes from disease and injury: disability weights measurement study for the Global Burden of Disease Study 2010. *Lancet*. Dec 15 2012; 380(9859): 2129–43. doi:10.1016/S0140-6736(12)61680-8
- 4) Salomon JA, Haagsma JA, Davis A, et al. Disability weights for the Global Burden of Disease 2013 study. *Lancet Glob Health*. Nov 2015; 3(11): e712–23. doi:10.1016/S2214-109X(15)00069-8
- 5) World Health Organization. Mortality and global health estimates. URL: <https://apps.who.int/gho/data/node.main.686?lang=en>.
- 6) Willcox BJ, He Q, Chen R, et al. Midlife risk factors and healthy survival in men. *JAMA*. Nov 15 2006; 296(19): 2343–50. doi:10.1001/jama.296.19.2343
- 7) Stenholm S, Head J, Kivimaki M, et al. Smoking, physical inactivity and obesity as predictors of healthy and disease-free life expectancy between ages 50 and 75: a multicohort study. *Int J Epidemiol*. Aug 2016; 45(4): 1260–1270. doi:10.1093/ije/dyw126
- 8) Monma T, Takeda F, Noguchi H, Takahashi H, Tamiya N. The Impact of Leisure and Social Activities on Activities of Daily Living of Middle-Aged Adults: Evidence from a National Longitudinal Survey in Japan. *PLoS One*. 2016; 11(10): e0165106. doi:10.1371/journal.pone.0165106
- 9) Yamada M, Arai H. Self-Management Group Exercise Extends Healthy Life Expectancy in Frail Community-Dwelling Older Adults. *Int J Environ Res Public Health*. May 15 2017; 14(5)doi:10.3390/ijerph14050531
- 10) Myojin T, Ojima T, Kikuchi K, et al. Orthopedic, ophthalmic, and psychiatric diseases primarily affect activity limitation for Japanese males and females: Based on the Comprehensive Survey of Living Conditions. *J Epidemiol*. Feb 2017; 27(2): 75–79. doi:10.1016/j.je.2016.09.007
- 11) Monma T, Takeda F, Noguchi H, Takahashi H, Watanabe T, Tamiya N. Exercise or sports in midlife and healthy life expectancy: an ecological study in all prefectures in Japan. *BMC Public Health*. Sep 9 2019; 19(1): 1238. doi:10.1186/s12889-019-7570-y
- 12) Imai T, Miyamoto K, Sezaki A, et al. Traditional Japanese Diet Score - Association with Obesity, Incidence of Ischemic Heart Disease, and Healthy Life Expectancy in a Global Comparative Study. *J Nutr Health Aging*. 2019; 23(8): 717–724. doi:10.1007/s12603-019-1219-5
- 13) Miyamoto K, Kawase F, Imai T, Sezaki A, Shimokata H. Dietary diversity and healthy life expectancy-an international comparative study. *Eur J Clin Nutr*. Mar 2019; 73(3): 395–400. doi:10.1038/s41430-018-0270-3
- 14) Hashimoto S, Kawado M, Yamada H, et al. Gains in disability-free life expectancy from elimination of diseases and injuries in Japan. *J Epidemiol*. 2012; 22(3): 199–204. doi:10.2188/jea.je20110112
- 15) Monma T, Takeda F, Noguchi H, Tamiya N. Age and sex differences of risk factors of activity limitations in Japanese older adults. *Geriatr Gerontol Int*. Jun 2016; 16(6): 670–8. doi:10.1111/ggi.12533
- 16) Ministry of Health, Labour and Welfare, Japan. Comprehensive Survey of Living Conditions 2019. URL <https://www.mhlw.go.jp/toukei/list/20-21kekka.html>.
- 17) Chen. T, Guestrin. C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining Aug13–17, 2016 Aug13–17, 2016; doi:10.1145/2939672.2939785
- 18) Yadaw AS, Li YC, Bose S, Iyengar R, Bunyavanich S, Pandey G. Clinical features of COVID-19 mortality: development and validation of a clinical prediction model. *Lancet Digit Health*. Oct 2020; 2(10): e516–e525. doi:10.1016/S2589-7500(20)30217-X
- 19) Wenzl FA, Kraler S, Ambler G, et al. Sex-specific evaluation and redevelopment of the GRACE score in non-ST-segment elevation acute coronary syndromes in populations from the UK and Switzerland: a multinational analysis with external cohort validation. *Lancet*. Sep 3 2022; 400(10354): 744–756. doi:10.1016/S0140-6736(22)01483-0
- 20) Fabian P, Gaël V, Alexandre G, et al. Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*. 2011; 12(85): 2825–2830.
- 21) Lundberg S, Lee S. A unified approach to interpreting model predictions. *Adv Neural Inf Process Syst* 2017; (30): 4768–77.
- 22) R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing V, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- 23) Director-General for Statistics, Information Policy and Industrial Relations Ministry of Health, Labour and Welfare

JAPAN. VITAL STATISTICS. URL: <https://www.mhlw.go.jp/english/database/db-hw/index.html>.

- 24) Sullivan DF. A single index of mortality and morbidity. HSMHA Health Rep. Apr 1971; 86(4): 347-54.
- 25) Nomura S, Sakamoto H, Glenn S, et al. Population health and regional variations of disease burden in Japan, 1990-2015: a systematic subnational analysis for the Global Burden of Disease Study 2015. Lancet. Sep 23 2017; 390(10101): 1521-1538. doi:10.1016/S0140-6736(17)31544-1
- 26) Ruan X, Li Y, Jin X, et al. Health-adjusted life expectancy (HALE) in Chongqing, China, 2017: An artificial intelligence and big data method estimating the burden of disease at city level. Lancet Reg Health West Pac. Apr 2021; 9: 100110. doi:10.1016/j.lanwpc.2021.100110

#### ■論文発表

1. Nishi M, Nagamitsu R, Matoba S. Development of a prediction model for healthy life years without activity limitation: National Cross-sectional Study. JMIR Public Health and Surveillance. 2023 May 17; 9: e46634.
2. Nishi M, Nagamitsu R, Matoba S. Associations between daily step counts and healthy life years: a national cross-sectional study in Japan. BMJ Health & Care Informatics. 2024; 31: e101051.

#### ■報道発表

1. 京都府立医科大学プレスリリース 2023年5月17日「健康寿命の高精度予測システムと新たな健康指標の開発～健康寿命の阻害因子を解明し、集団と個人の健康増進への活用に期待～」  
<https://www.kpu-m.ac.jp/doc/news/2023/20230517.html>
2. 京都新聞 2023年4月4日朝刊「健康度をAI予測」
3. m3.com Vol.1 : 2023年9月29日 <https://www.m3.com/news/kisokoza/1166058>  
Vol.2 : 2023年10月6日 <https://www.m3.com/news/kisokoza/1166066>
4. 京都府立医科大学プレスリリース 2024年5月1日「一日の歩数と健康寿命の関係が明らかに～健康寿命延伸につながるウォーキング目標歩数を提唱～」<https://www.kpu-m.ac.jp/doc/news/2024/20240501.html>
5. 読売新聞 2024年5月2日夕刊「健康寿命1日9000歩目標」  
<https://www.yomiuri.co.jp/medical/20240502-OYT1T50053/>
6. 時事通信 2024年5月1日「1日9000歩で健康寿命延伸 AI指標で分析」  
<https://www.jiji.com/jc/article?k=2024050100120&g=soc>
7. 日刊工業新聞 2024年5月1日「1日9000歩で健康寿命延伸」 <https://www.nikkan.co.jp/articles/view/00710005>
8. 河北新報 2024年5月3日朝刊「1日9000歩 健康寿命↑ AI指標で分析」

#### ■特許権等知的財産権の取得及び申請状況

予測装置、予測方法、予測プログラム、予測システム 特願 2022-194839、2022年12月6日出願