

食事記録データからの健康度予測の検討とデータ取得

石野 耀久[†] 唐澤 弘明[†] 川原田美雪[†] 天野 宗佑^{††} 江口 洋子^{†††}

山肩 洋子[†] 相澤 清晴[†]

[†] 東京大学 〒113-8654 東京都文京区本郷7丁目3番1号

^{††} foo.log 株式会社 〒113-0033 東京都文京区本郷4丁目37番17号 本郷トーセイビル2階

^{†††} 慶應義塾大学 〒160-8582 東京都新宿区信濃町35

E-mail: [†]{ishino,karasawa,kawarada,yamakata,aizawa}@hal.t.u-tokyo.ac.jp, ^{††}amano@foo-log.co.jp,
^{†††}yeguchi@keio.jp

あらまし スマートフォンやウェアラブルデバイスの普及により、食事記録アプリを用いて個人が自身の食事記録を作成し健康管理に役立てることが増えている。作成された食事記録はユーザが後から閲覧したり、栄養価情報を集計したりすることで活用されるが、より直接的なフィードバックを与えることができればユーザの健康意識の更なる向上が期待される。一方で、既存の食事記録アプリによって集められるデータは、精神状態や身体の調子といった個人の健康情報に乏しく、ユーザの健康度を定量的に予測することは困難であった。本研究では食事記録からの健康度予測に向けた第一歩として、学生と高齢者合計42名を対象に、健康に関する質問票への回答と、2週間にわたる食事記録の作成を行ってもらい、新たに6,279件の食事記録からなるデータセットを作成した。質問票の回答結果を健康度として扱い、このデータセットの料理品目名を用いて深層学習による健康度予測を行ったところ、年齢については学生か高齢者かの分類問題を0.8の精度で予測できたが、健康度の予測は困難であった。

キーワード 料理と画像・映像、機械学習、統計的学習、マルチメディア、ヘルスケア

1 はじめに

1.1 背景と目的

近年、日本人の平均寿命はますます長くなっており[1]、それに伴い健康への関心も高まりを見せている。その中で、Apple Watch[2]に代表されるウェアラブルデバイスおよびスマートフォンの普及に伴い、誰でも容易に自分の生活をデジタルデータとして記録し、自分の健康管理に役立てることができるようになった。これらのデータはライフログと呼ばれ、ますます注目を集めている。

我々は食を対象としたライフログサービス FoodLog App[3]を開発しており、2010年のサービス開始以降2018年8月10日までに、7万9千人のユーザーに利用され、合計690万件を超える食事記録データが入力されている。このサービスでは図1に示すように、スマートフォンのカメラで食事を撮影し、撮影された画像において料理ごとの領域を選択すると、画像認識により料理名が返される。この料理名の中から正解を選んだり、あるいは自分で料理名を入力することで料理名とカロリー情報および食事画像によるユーザーの食事日誌を簡単に作成できるアプリケーションである。

このようにライフログサービスの発展とそれに伴うデータの蓄積が進んでいる一方で、食事記録データの活用については自身が摂取した食事のカロリーや栄養価を確認することができる程度であり、データを十分に活用できているとは言えない。ライフログデータからサービスユーザーに対してより有益なフィ-



図1: FoodLog App[3]の仕組み ([4]より)

ドバックを返すことができれば、ライフログサービスを活用する人口の増加とそれに伴う更なるデータの蓄積およびライフログ分野全体の発展が期待できるため、ライフログデータの有効な活用は非常に重要である。

食事記録データ活用の一番の目的としてユーザーの健康度の定量評価が挙げられるが、ユーザーの健康情報に乏しい既存の食事記録データでは、健康度の予測を行うこと、とりわけ予測された健康度を評価することは困難である。

本研究では、食事記録データをより有効に活用するための第一歩として、食事記録と、食以外を含む生活全般に関わる健康度との関係を調査するためのデータセットの作成し、実際に作成されたデータセットから、健康度を始めとする個人の属性の予測を行う。

2 関連研究

2.1 健康に影響する要素

個人の健康には食事以外にも様々な要素が関わっていることが知られている。徳永ら [5] は健康を身体的健康度・精神的傾向度・社会的健康度に分類し、それらに寄与する指標を求めた。その中では「健康の自己評価」や「生き方への満足度」といった主観的な指標が大きく寄与することが明かされた。さらに三徳ら [6] は主観的健康感を実際に生命予後に対する高い予測効果を持つことを示した。

また、熊谷ら [7] や笠原ら [8] は高齢者の食生活において食事の多様性が損なわれると高次生活機能の低下が早くなると指摘している。さらに、藤田ら [9] は外出頻度の低い高齢者ほど、身体・心理・社会的な健康水準が低水準になることを明らかにした。

2.2 健康の指標化

前節で述べたような研究を踏まえて、実際に個人の健康度を定量的な指標として扱うことを目的とした研究が数多く行われており、様々な健康関連要素に関する診断表と、それらによって得られる指標が存在する。

松本 [10] は徳永ら [5] の研究を受けて、身体的・精神的・社会的健康度を測定するための 50 の質問からなる診断表を作成した。Peel ら [11] は高齢者の生活範囲の広さを表す指標として LSA (Life-Space Assessment) を作成した。また、高齢者の「人との繋がり」を表す尺度として、Lubben が作成した LSNS (Lubben Social Network Scale) [12] がある。さらに、ウェルビーイングの指標として WHO-5 [13]・SWLS (Satisfaction With Life Scale) [14]・PGC モラールスケール (Philadelphia Geriatric Center Morale Scale) [15] などが知られている他、抑うつ状態の尺度として、PHQ-9 [16] や QIDS [17] がある。特に食事と健康の関係性に焦点を当てた指標として、岩佐らによる食事関連 QOL 尺度 [18] が存在する。

2.3 食事記録を利用した食生活の分類

食事記録からユーザーの属性を分析する研究として合田ら [19] の研究がある。合田らは FoodLog から入力された食事記録の栄養価を統計処理可能な特徴量にするための手法として、2 つの手法を提案した。1 つ目は一食ごとの栄養価平均から分類される食事クラスタに対して Bag-of-Words を用いてベクトル化する手法 (Bag-of-Foods) であり、2 つ目は深層学習を用いて特徴量を抽出する方法である。

評価手法として、得られた特徴量からユーザーの性別や年齢の属性当てを行い、管理栄養士による手付けと比較した結果、提案手法は管理栄養士を超える精度を示し、特に深層学習による手法が最も良い精度を出した。

3 データセットの作成

ライフログ活用の一歩の目的としてユーザーの健康度の定量

表 1: FoodLog Dataset の項目

項目名	内容
user_id	ユーザーに固有の ID
datetime_code	ユーザーによって入力された日付記録
location_x	画像上の料理の位置の中心点 x 座標
location_y	画像上の料理の位置の中心点 y 座標
scale	画像上の料理の位置の矩形サイズ
menu_amount	料理の分量
title	ユーザーが画像につけるメモ書き
taken_at	写真の撮影時刻 (タイムゾーン情報がない)
taken_location_latitude	緯度
taken_location_longitude	経度
title	記録した料理名
note	料理に関するメモ書き
base_calorie	1 人前あたりのカロリー
base_amount	1 人前あたりの分量
unit_code	分量の単位
image_uri	画像のパス
gender	性別 (1:男性, 2:女性)
birthday	誕生日

評価があるが、既存研究で用いられるデータセットはユーザーの健康度に関するデータに乏しく、健康度を予測しても十分な評価ができないという課題があった。

そこで本研究では第一に、食事記録と個人の健康度の紐付けを可能にするデータセットを作成する。

3.1 既存のデータセット

健康度情報を持たない既存の食事記録システムとして、我々は FoodLog というサービスを開発し、公開している。2013 年 8 月にアプリ版をリリースしてから 2020 年 1 月までの 6 年半の間で、約 33 万人のユーザーにより、のべ 1,000 万件のデータが収集されている。以降このデータセットを FoodLog Dataset (FLD) と呼ぶ。FLD に含まれる項目を表 1 に示す。

FLD には以下のような性質がある。

- ・膨大な料理品目名クラス数

表 1 の title に見られる料理品目名は予め定められた 1,870 種類のシステムメニューから正しいものを選択する他、ユーザーが自ら新たな料理品目名を定義することも出来る。その結果、現在合計 10 万種類以上の料理品目名クラスが定義されており、分布が非常に偏っている。

- ・細かいクラス分類

カロリーなどの栄養情報を正確に反映するために、同じカテゴリの料理でも具材の種類によって異なるクラスとなる料理が存在する。例えば同じ味噌汁でも具の種類によって「味噌汁 (大根)」、「味噌汁 (豆腐)」のように別の料理品目名クラスが割り当てられている。これにより、似た食事であっても料理品目名の入力にばらつきが生じる。

3.2 提案手法

新たに被験者実験を行いデータセットを作成する。実験参加者は健康に関する質問票への回答と、食事記録の作成の 2 つを行う。



図 2: FoodLog Athlete (アスリート側) における食事記録作成フロー ([20] より)

3.2.1 健康に関する質問票

実験参加者はまず最初に、健康に関する質問票に回答する。質問票としては、WHO-5 [13]・松本の質問票 [10]・岩佐による食事関連 QOL の質問票 [18] の 3 つを用いる。

WHO-5 は精神的健康状態の指標としてよく用いられている。松本の質問票は質問項目数が 50 と比較的多く、また、総合得点として算出される総合的健康度を、身体的・精神的・社会的健康度という 3 つの成分に分解して捉えることができるという特徴がある。食事関連 QOL は食事と健康の関係に注目した指標であり、食事記録の内容と関連が高いことが期待される。それぞれの値を実験参加者の健康度合いとして用いる。

3.2.2 食事記録の作成

食事記録の作成には FoodLog App の改良版である FoodLog Athlete [20] を用いる。これは、食事記録機能については FoodLog App から継承しつつ、メッセージ機能を充実することでアスリートと管理栄養士のコミュニケーションを促進することを目的としたアプリである。食事記録を作成するアスリート側のアプリと、事前に紐付けを行った複数のアスリートの食事記録を一覧できる、管理栄養士側のアプリの 2 つに分かれている。アスリート側のアプリについては、App Store および Play Store で無料で公開されており、誰でも利用可能である。

アスリート側のアプリでは、食事画像を入力し、図 2 に示すフローに従って、食事記録を作成する。作成された食事記録は管理栄養士側アプリで一覧することができる。図 3 に食事記録

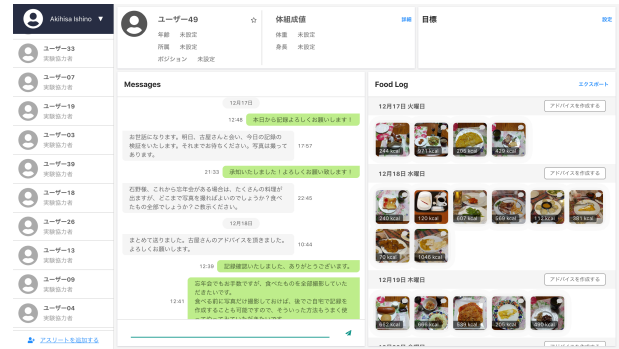


図 3: FoodLog Athlete (管理栄養士側) における食事記録一覧画面



図 4: 実際の食事記録例

表 2: FoodLog App [3] と FoodLog Athlete [20] の違い

入力ツール	位置情報	料理名の入力方法
FoodLog App	緯度経度 (登録画像の exif から取得)	システムメニューに なければ自由記述可能
FoodLog Athlete	自宅食か外食か (ユーザー自ら入力)	システムメニュー からの入力のみ

一覧画面の様子を示す。管理栄養士側アプリでは、事前に紐付けを行ったアスリートを選択し、当該アスリートの食事記録をカレンダー形式で閲覧したり、必要に応じてメッセージを送ったりすることができる。

管理栄養士側アプリから食事記録を確認する様子を図 4 に示す。主な内容として、食事時間、食事画像、料理品目名、食事の栄養価情報、アスリート側アプリユーザが入力したコメントを確認することができる。

実験参加者は 2 週間にわたり、このアスリート側アプリを用いて、毎食、食事記録を作成する。

FoodLog App との重大な差異として FoodLog Athlete は緯度経度による位置情報を取得していない。そこで本研究では、実験参加者は食事ごとに自宅食だったか外食だったかを食事記録にコメントとして記入する。また、FoodLog Athlete では料理名の自由入力を許可していないので、食べた料理がシステムメニューに含まれない場合は、実験参加者が一番近いと感じる料理名をシステムメニューから選択する。

この被験者実験により得られるデータセットを FLD-labeled とする。FLD と FLD-labeled それぞれの入力に用いられる、FoodLog App と FoodLog Athlete の違いを表 2 にまとめた。

表 3: 実験参加者の年齢・性別の属性

	学生 (20 - 25 歳)	高齢者 (61 - 78 歳)	合計 [人]
男性	10	14	24
女性	7	11	18
合計 [人]	17	25	42

3.3 実験

健康度情報を含んだ食事記録 FLD-labeled を得るために被験者実験を行った。学生と文京区シルバーセンターの高齢者に実験への参加を依頼し、学生 17 名・高齢者 25 名の計 42 名が参加した。実験参加者の年齢・性別の属性を表 3 に示す。実験参加者は、実験意図および食事記録アプリの使用方法についての説明を受けた後に、健康に関する質問票に回答し、2019 年 12 月 10 日から 2019 年 12 月 30 日 までのうちの 2 週間にわたって食事記録を作成した。

記録は食事画像を含むことを原則としたが、撮影を失念してしまった場合は食事画像は含まず、料理品目名を始めとするその他の情報について記録することとした。また、実験実施者は、管理栄養士側アプリを通じて実験参加者の記録を確認し、アプリのメッセージ機能を用いて記録忘れ防止のリマインドや、アプリ使用法に関する質問への対応を行った。

3.4 結果

3.4.1 健康に関する質問票

実験参加者による質問票の回答結果を図 5 に示す。

WHO-5 は精神的健康状態に関する 5 つの項目について、過去 2 週間の自分の状態に最も近いものを 6 段階から選択することで算出される値で、百分率で表される。

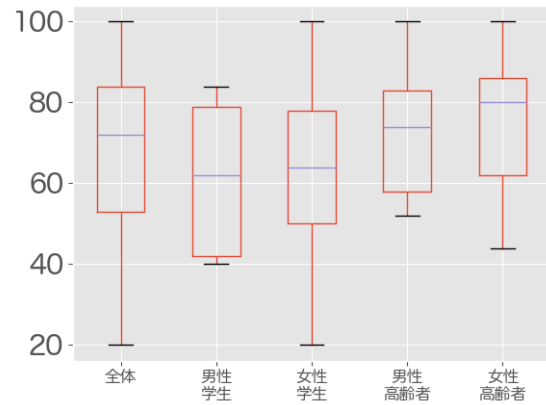
松本の質問票は日常生活での健康状態に関する 50 の項目について、自分の状態に最も近いものを 4 段階から選択することで算出される値で、値域は 50 点から 200 点である。

食事関連 QOL は食事の満足度に関する 18 の項目について、過去一ヶ月間の自分の状態に最も近いものを 5 段階から選択することで算出される値で、値域は 18 点から 90 点である。

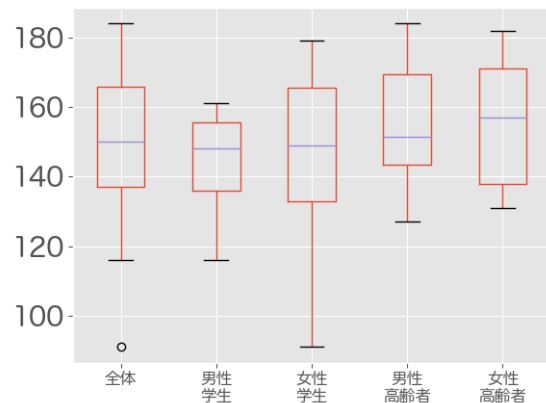
また、実験参加者の年齢と各種健康度の相関関係を、表 4 に示す。年齢と各種健康度よりも各種健康度どうしの方が相関係数が高いことがわかり、健康度が単純に年齢から捉えられるものではないことがわかる。さらに、年齢と各種健康度との間には正の相関があることがわかる。これは高齢者ほど健康度が高いことを示しており、一般的な直観に反する結果である。この原因として、実験参加者のうち高齢者については、シルバーセンターから募集しているということにより、標準より活発な高齢者が集まりやすいというバイアスがはたらいた可能性が考えられる。

3.4.2 食事記録の作成

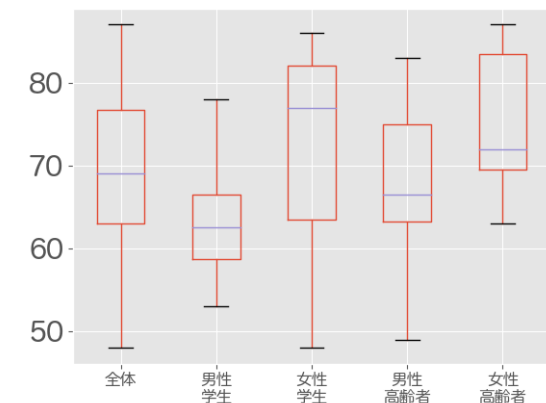
FLD-labeled のデータ件数は 6,279 件であり、そのうち料理品目名データを含む記録は 6278 件、画像を含む記録は 4,512 件 (およそ 72%) であった。入力された料理品目名の種類数は 1,557 種で、画像は 2,310 枚であった。また食事場所について、自宅食と記録されたものは 4,402 件、外食と記録されたものは



(a) WHO-5 [13]



(b) 松本の質問票 [10]

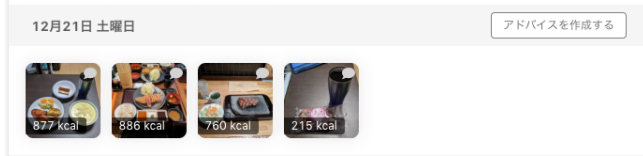


(c) 食事関連 QOL [18]

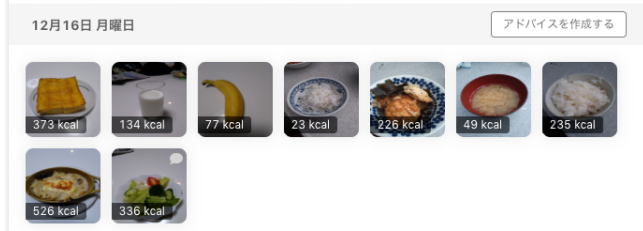
図 5: 実験参加者による健康に関する質問票の回答結果

表 4: 年齢および各種健康度の相関係数

	年齢	WHO-5	松本の質問票	食事関連 QOL
年齢	1	0.33	0.28	0.2
WHO-5	0.33	1	0.79	0.69
松本の質問票	0.28	0.79	1	0.58
食事関連 QOL	0.2	0.69	0.58	1



(a) 実験参加者 A による記録



(b) 実験参加者 B による記録

図 6: 実際の食事記録の例

1,545 件であり、残りの 332 件は食事場所の情報が欠損していた。食事場所情報の欠損した記録のうち 266 件 (およそ 80%) はたった 2 名による記録であったが、これらの参加者はほとんど全ての記録について食事場所情報が欠損しており、実験意図が十分に伝わっていなかったと考えられる。

実験参加者によって FoodlogAthl を通じて作成された実際の食事記録の例を図 6 に示す。食事画像について、実験参加者 A のように食事全体を 1 枚に収めて記録する場合と、実験参加者 B のように食事一つ一つをアップで写して、一度の食事で複数枚の画像を記録する場合があった。

4 健康度の予測

4.1 提案手法

前節で作成した FLD-labeled の、特に料理品目名について、Encoder-Decoder を用いたモデルに入力して、実際に参加者の健康度および年齢を予測した。提案手法の全体像を図 7 に示す。

4.1.1 食事記録の時間方向量子化

前節で述べた通り、実験参加者は一回の食事をまとめて記録する場合と、一つずつ順番に記録している場合がある。後者の場合、一回の食事の中で品目ごとに食事時刻のタイムスタンプが異なって記録されている。このような記録方法の差異によってデータの扱いが変わることは望ましくないため、事前にタイムスタンプの集約を行う。

凝集型クラスタリングの要領で、差が閾値未満であるタイムスタンプを併合し、両者の平均値に変更する。表 5 に例を示す。この処理により食事を「一食」単位で扱うことが可能になる。食事は通常複数の料理品目からなるため、それらを時間軸上で同一視することは、自然である。

また、食事の回数や頻度は人それぞれであるが、Encoder-Decoder への入力には固定長である必要がある。そこで、1 日を N 等分し、それぞれの期間について、タイムスタンプがその期間に含まれる全ての食事の料理品目名を 1 セグメントとしてまとめて扱う。これは食事記録の時間方向量子化にあたる作業であり、図 7 は $N = 3$ の例である。その期間に食事が行われてい

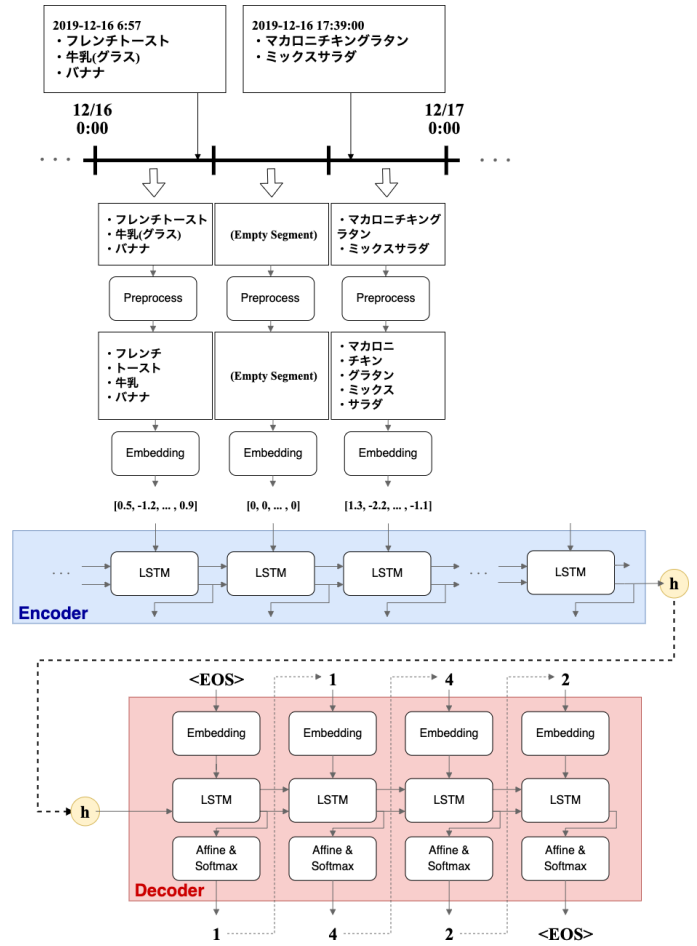


図 7: 提案手法の全体像

表 5: タイムスタンプ集約化の例

(a) 集約前

タイムスタンプ	料理品目名
2019-12-16 6:56:00	フレンチトースト
2019-12-16 6:57:00	牛乳 (グラス)
2019-12-16 6:58:00	バナナ
2019-12-16 17:33:00	マカロニチキングラタン
2019-12-16 17:45:00	ミックスサラダ

(b) 集約後

タイムスタンプ	料理品目名
2019-12-16 6:57:00	フレンチトースト, 牛乳 (グラス), バナナ
2019-12-16 17:39:00	マカロニチキングラタン, ミックスサラダ

なかった場合は、この後の特徴量抽出の過程で零ベクトルが得られ、Encoder-Decoder に入力することで、「何も食venaかった」ことを伝える。

4.1.2 テキスト特徴量の抽出

時系列データのそれぞれのセグメントに含まれる料理品目名をベクトルに変換するには、川原田ら [21] による word2vec モ

表 6: 料理オントロジーの一例 ([21] より)

正規表現	非正規表現
サケ	鮭, シャケ, サーモン, 鮭フレーク, 紅鮭 etc.
マグロ	鮪, ビンナガ, ピナガ, クロマグロ, シビ etc.
鳥肉	手羽, 鶏のささみ, 鴨, せせり etc.
ハム	焼き豚, チャーシュー, スパム, SPAM, コンビーフ etc.
うり	とうがん, へちま, 糸瓜, そうめんかぼちゃ etc.

デルを用いる。このモデルは Wikipedia データ [22] と基本料理知識ベース [23] と楽天レシピ [24] を基に形成されたコーパスから構築されており, 料理品目名を入力として 200 次元の実数ベクトルを出力する。

word2vec モデルに入力する前処理として, 日本語形態素解析ツール MeCab [25] を用いて料理品目名を単語に分割し, 名詞・動詞・形容詞だけを残す。それぞれについて括弧などの記号の除去や, 料理オントロジーを用いた類義語の置換を行う。料理オントロジーは難波ら [26] によって作成された, 料理品目名の表記揺れに関する辞書データベースである。表 6 に一例を示す。

通常, ある単位期間には複数の料理品目名が含まれることが想定されるが, その場合は各料理品目名を word2vec に入力して得られたベクトルの平均値を, その単位期間の代表値として用いる。

4.1.3 Encoder-Decoder による予測

前小節までで得られた, 各セグメントに対応する実数ベクトルの代表値を, 順に Encoder の LSTM に入力することで, 隠れ状態 h を得る。 h を Decoder の LSTM の始状態として用いて, 年齢や健康度を “文章” (数字の順序系列) として生成する。図 7 の例では「142」という数値が出力されている。

4.2 実験

タイムスタンプ集約の際の閾値を 60 分, 量子化の際の 1 日の分割数 $N = 3$, 隠れ状態 h の次元数を 200 として, 各種健康度および年齢の予測を行った。

また, 実験参加者が学生と高齢者に二分できたため, 年齢予測を, 学生か高齢者かを予測する 2 クラス分類に帰着させ, その精度も算出した。具体的には, 予測された年齢に対して 40 歳を閾値として 2 クラスに分割し, 予測クラスが正しいかを判定した。

42 名の実験参加者を, train : valid : test = 4 : 1 : 1 に分割して利用した。Encoder-Decoder の学習について, 最適化手法としては SGD を用い, 学習率は 0.0001 とした。損失関数は, 回帰問題ではクロスエントロピー誤差, 分類問題では平均二乗誤差 (MSE) を用いた。

データ数不足を補うために, 3 日間の食事記録を 1 データとして扱い, それぞれの参加者について, 開始日を 1 日ずつずらして別データとして扱うことで, 擬似的にデータ数を 10 倍に増強した。また, データをランダムに分割して 3 回予測を行い, 平均値を算出した。

4.3 結果

年齢および各種健康度について, 予測対象と予測結果の間の二乗平均平方根誤差 (RMSE) および相関係数 (CORR) を表 7

表 7: 年齢および各種健康度の予測結果

		RMSE ↓	CORR ↑
年齢		21.58	0.327
WHO-5		27.983	- 0.073
松本の質問票	総合	25.343	0.164
	身体	10.689	-0.207
	精神	8.126	0.313
	社会	9.808	- 0.015
食事関連 QOL		12.288	0.158

表 8: 年齢 (学生 or 高齢者) の 2 クラス分類予測結果

	ACC ↑
年齢 (学生 or 高齢者)	0.807

表 9: 年齢と各種健康度との相関関係

	WHO-5	松本の質問票				食事関連 QOL
		総合	身体	精神	社会	
年齢との相関係数	0.33	0.28	0.05	0.41	0.27	0.2

に示す。松本の質問票については, 身体的健康度, 精神的健康度, 社会的健康度および, それらの和である総合的健康度についての結果を示す。また, 2 クラス分類問題としての年齢予測の精度 (ACC) を表 8 に示す。

表 7 より, 年齢と精神的健康度以外は相関係数が低く, ほとんど予測できていないことが分かる。また, 年齢と精神的健康度に関しても, 相関係数は 0.3 程度と高くない。これはデータ数の不足により十分に特徴を捉えきれていないためだと考えられる。

また, 表 8 より, 2 クラス分類問題としての年齢予測の精度は 0.8 を超え, 実験参加者の年齢について, 料理品目名から何らかの特徴を捉えることに成功したと考えられる。

さらに, 年齢と各種健康度との相関係数を表 9 に示す。ここから, 本実験で用いた健康度指標の中で, 松本の質問票における精神的健康度が, 年齢との相関が最も高いことがわかる。

以上のことから, 料理品目名を用いた予測により, 参加者の年齢については弱いながらも特徴を捉えることに成功しているが, 健康度についてはほとんど全く特徴を捉えられていないことが分かる。特に, 表 7 において, 精神的健康度の予測値と真値の相関係数が他の健康度の場合よりも高いのは, 精神的健康度が他の健康度よりも年齢との相関関係が強いことが理由であると考察される。

5 まとめ

本研究では, 食事記録の有効な活用として, 既存研究で扱ってきた年齢・性別といった属性に留まらず, ユーザーの健康度合いを予測するために, 健康に関連する質問票を用いた被験者実験を行い, ユーザーの健康度が付帯した食事記録データセットである FLD-labeled を作成した。

さらに, FLD-labeled から, 料理品目名を用いて実際に健康

度予測を行ったところ、年齢については多少の特徴を捉えることに成功したが、健康度についてはほとんど特徴を捉えることができず、健康度予測が一筋縄ではいかないタスクであることが分かった。

今後の展望としては、FLD-labeled の料理品目名以外の項目を用いた健康度予測に取り組む予定であり、食事画像や栄養価情報を用いることを考えている。

文 献

- [1] 平成 30 年簡易生命表の概況. <https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/life/life18/index.html>.
- [2] Apple Watch. <https://www.apple.com/watch/>.
- [3] FoodLog. <http://www.foodlog.jp/>.
- [4] Qing Yu, Masashi Anzawa, Sosuke Amano, Makoto Ogawa, and Kiyoharu Aizawa. Food image recognition by personalized classifier. In *2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 171–175. IEEE, 2018.
- [5] 徳永幹雄, 岡部弘道, 金崎良三, 多々納秀雄. 健康度診断指標の検討とその関連要因. 1984.
- [6] 三徳和子, 高橋俊彦, 星且二. 主観的健康感と死亡率の関連に関するレビュー. 川崎医療福祉学会誌, Vol. 16, No. 1, pp. 1–10, 2006.
- [7] 熊谷修, 渡辺修一郎, 柴田博, 天野秀紀, 藤原佳典, 新開省二, 吉田英世, 鈴木隆雄, 湯川晴美, 安村誠司ほか. 地域在宅高齢者における食品摂取の多様性と高次生活機能低下の関連. 日本公衆衛生雑誌, Vol. 50, No. 12, pp. 1117–1124, 2003.
- [8] 笠原大吾, 平良一彦. 沖縄県大宜味村老人健康調査における食品摂取多様性と高次生活機能の低下との関連. 日本未病システム学会雑誌, Vol. 13, No. 2, pp. 284–286, 2008.
- [9] 藤田幸司, 藤原佳典, 熊谷修, 渡辺修一郎, 吉田祐子, 本橋豊, 新開省二. 地域在宅高齢者の外出頻度別にみた身体・心理・社会的特徴. 日本公衆衛生雑誌, Vol. 51, No. 3, pp. 168–180, 2004.
- [10] 松本壽吉. 健康度診断検査についての研究. 健康科学, No. 9, pp. 159–180, 1987.
- [11] Claire Peel, Patricia Sawyer Baker, David L Roth, Cynthia J Brown, Eric V Bodner, and Richard M Allman. Assessing Mobility in Older Adults: The UAB Study of Aging Life-Space Assessment. *Physical Therapy*, Vol. 85, No. 10, pp. 1008–1019, 10 2005.
- [12] J.E. Lubben. Assessing social networks among elderly populations. *The Journal of Health Promotion & Maintenance*, Vol. 11, No. 3, pp. 42–52, 1988.
- [13] World Health Organization: Regional Office for Europe. Wellbeing measures in primary health care: The depcare project. 1998.
- [14] Ed Diener, Robert A. Emmons, Randy J. Larsen, and Sharon Griffin. The satisfaction with life scale. *Journal of Personality Assessment*, Vol. 49, No. 1, pp. 71–75, 1985. PMID: 16367493.
- [15] M. Powell Lawton. The Philadelphia Geriatric Center Morale Scale: A Revision1. *Journal of Gerontology*, Vol. 30, No. 1, pp. 85–89, 01 1975.
- [16] Kurt Kroenke, Robert L. Spitzer, and Janet B. W. Williams. The phq-9. *Journal of General Internal Medicine*, Vol. 16, No. 9, pp. 606–613, 2001.
- [17] A.John Rush, Madhukar H Trivedi, Hicham M Ibrahim, Thomas J Carmody, Bruce Arnow, Daniel N Klein, John C Markowitz, Philip T Ninan, Susan Kornstein, Rachel Mamber, Michael E Thase, James H Kocsis, and Martin B Keller. The 16-item quick inventory of depressive symptomatology (qids), clinician rating (qids-c), and self-report (qids-sr): a psychometric evaluation in patients with chronic major depression. *Biological Psychiatry*, Vol. 54, No. 5, pp. 573 – 583, 2003.
- [18] 岩佐一, 吉田祐子, 鈴鴨よしみ. 地域高齢者における「食事関連 qol 尺度」とその短縮版の計量心理学的特性. 日本公衆衛生雑誌, Vol. 66, No. 3, pp. 151–160, 2019.
- [19] Yuji Goda, Sosuke Amano, Yoko Yamakata, and Kiyoharu Aizawa. Bag-of-foods: Analysis of personal foodlogging data. In *Proceedings of the Joint Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities and Multimedia Assisted Dietary Management*, CEA/MADiMa '18, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.
- [20] FoodLog Athlete. <https://karszawa.github.io/food-consul-app/usage-for-athletes>.
- [21] 川原田美雪, 唐澤弘明, 坂本美沙子, 天野宗佑, 山肩洋子, 相澤清晴. 食習慣理解に向けた大規模レシピを用いた食事記録の解析. *LOIS*, 2020(3 月発表予定).
- [22] Wikipedia. <https://www.wikipedia.org>.
- [23] 清丸寛一, 黒橋禎夫, 遠藤充, 山上勝義. 料理レシピとクラウドソーシングに基づく基本料理知識ベースの構築. 言語処理学会第 24 回年次大会, 2018.
- [24] 楽天レシピ. <https://recipe.rakuten.co.jp/>.
- [25] Mecab: Yet another part-of-speech and morphological analyzer, 2015. <https://taku910.github.io/mecab/>.
- [26] Hidetsugu Nanba, Yoko Doi, Miho Tsujita, Toshiyuki Takezawa, and Kazutoshi Sumiya. Construction of a cooking ontology from cooking recipes and patents. In *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, UbiComp '14 Adjunct, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery.