

<平成 30 年度助成>

生活習慣病改善のための嗜好に基づく食事メニュー推奨システム

福本 文代・鈴木 良弥

(山梨大学大学院 医工農総合研究部)

1. はじめに

生活習慣病は、現代社会における深刻な病であり、予備群を含めると 4 人に 1 人が該当すると言われている。生活習慣病はとりわけ食生活の改善が重要である。しかし、健康診断などで医師に食生活を見直すよう促されても病に関する危機感が薄いことから、日々の多忙な生活の中で継続的に改善に取り組むことは困難である。さらに、生活習慣病の改善には時間を要する。例えば肥満病の場合、標準体重まで減量することが求められる。しかし急激な減量は健康障害を招くため、月に 1～2 kg と定められていることから速やかな改善は困難を伴う。これらの問題を解決するためには日常生活の中で誰もが手軽に、かつ継続的に食生活を見直すことにより、生活習慣病を改善することができるユビキタスシステムを開発する必要がある。

本研究は、生活習慣病の改善・治癒へと導くための食事メニューを自動的に提示するシステムを開発することを目的とする。本研究は、利用者の健康を考慮しつつ嗜好を最大限反映したメニューを提示することにより、利用者の主体性と持続性に着目した支援環境を構築することを目指す。具体的には、一定期間のメニュー列を系列ラベリング問題と捉え、Bi-Directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)¹⁾により系列を学習した結果を Conditional Random Fields (CRF)²⁾と呼ばれる識別モデルに適用することにより、最適なメニュー系列を求める手法を提案する。食事メニューは、主食、および副菜などに関する各栄養素名とその値から成る。最適なメニュー系列は、必要な栄養素を満たす最適な系列ラベリン

グを求めればよい。しかし、CRF は順方向による解析であるため、本研究のように、特定の日に指定したメニュー（例えば誕生日には、利用者が指定した食事を優先するなど）に対して柔軟に対応することができない。そこで双方向解析が可能な BiLSTM により、健康を考慮しつつ、利用者の嗜好を最大限反映したメニューを提示する手法を新たに提案する。

2. 提案手法

2.1 Bi-Directional Long Short-Term Memory (BiLSTM)

Bi-Directional Long Short-Term Memory (BiLSTM) は双方向 LSTM と呼ばれる手法である。LSTM は時系列問題を扱うモデルであり、系列データが長い場合に、初期に出現したデータを系列の後方においても利用できるようにするため、中間部分を隠蔽することにより初期のデータを系列の後方で用いることを可能にしたモデルである。LSTM は系列の左から右へ解析するモデルであり、BiLSTM は双方向、すなわち左から右、および右から左への双方を取り入れた解析モデルである。本研究では、特定の日に指定したメニュー（例えば誕生日には、利用者が指定した食事を優先するなど）に対して過去のメニューに遡り全体を加味した上で最適なメニューを提示する必要があるため、BiLSTM を用いたメニュー提示を提案する。

2.2 Conditional Random Fields (CRF)

Conditional Random Fields は、系列ラベリング問題のための識別モデルであり、正しい系列ラベリン

グを全ラベリングの候補と弁別するような学習を行う。CRF は、形態素解析や固有表現抽出などの自然言語処理タスクに適用され、多数の素性が複雑に関係するような問題に対しても、最適な系列ラベリングが導出可能であり、高い識別精度が報告されている^{3,4)}。入力系列を x とし、出力系列を $y = ((m_1, t_1), \dots, (m_n, t_n))$ の条件付き確率を $P(y|x)$ とおくと

$$P(y|x) = \frac{1}{Z_x} \exp\left(\sum_{i=1}^n \sum_k \lambda_k f_k((m_{i-1}, t_{i-1}), (m_i, t_i))\right)$$

Z_x は正規化項を示し以下で示される。

$$Z_x = \sum_{n' \in N(x)} \exp\left(\sum_{i=1}^{n'} \sum_k \lambda_k f_k((m'_{i-1}, t'_{i-1}), (y'_i, t'_i))\right)$$

また、関数 f_k は i 番目と $i-1$ 番目の出力ラベルに依存する素性関数を示し、以下の 2 値関数で表現できる。

$$f((m', t'), (m, t)) = \begin{cases} 1 & \text{if } t' \text{ satisfies nutrient} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

本研究では、メニューが各栄養素を満たすときに 1、そうでない場合に 0 となる。 λ は関数 f_k に関する重みパラメータを示す。入力 x に対する最適な出力 y は以下の式で求められる。すなわち、全系列の中で最も低いコストである系列 y を出力する。

$$y = \operatorname{argmax} P(y|x)$$

関数 f_k に関する重みパラメータ λ は最尤推定法、すなわち学習データに関する対数尤度の最大化を行うことにより求められる。

2.3 食事メニュー系列生成手法

本手法は、ユーザの健康診断結果に関するデータと食に関するユーザの嗜好に基づきメニューを提示する手法を提案する。最適系列の出力は、系列ラベリング問題と捉えることができる。本手法は、系列ラベルを食事メニュー系列に置き換え、ラティス構造の各ノードを食事メニューとし、系列間のエッジの重みを献立の類似性と嗜好の度合いにより表現する。本手法の流れを図 1 に示す。

図 1 において、ユーザは、自身の好みのメニュー、および健康診断の結果などを含む身体情報を入力する。本研究では、生活習慣病のうち、肥満症、糖尿病、動脈硬化症、および高血圧症を対象とした健康診断データからユーザが一定期間の摂取すべき栄養条件が一意に定まる。これらの入力、および栄養条件からメニューデータベースに基づき、一定期間のメニュー系列集合が作成される。メニュー系列は BiLSTM を適用することにより系列候補が得られる。得られた系列候補を入力とし CRF により最適なメニュー系列が出力される。食事メニュー系列の生成手法を図 2 に示す。

食事メニューは、主食、および副菜などに関する各栄養素名とその値から成る。BiLSTM により候補系列を求める。得られた候補系列から CRF によりユーザの嗜好を最大限反映し、かつ必要な栄養素を満たすメニュー系列を求める。CRF は、メニューの

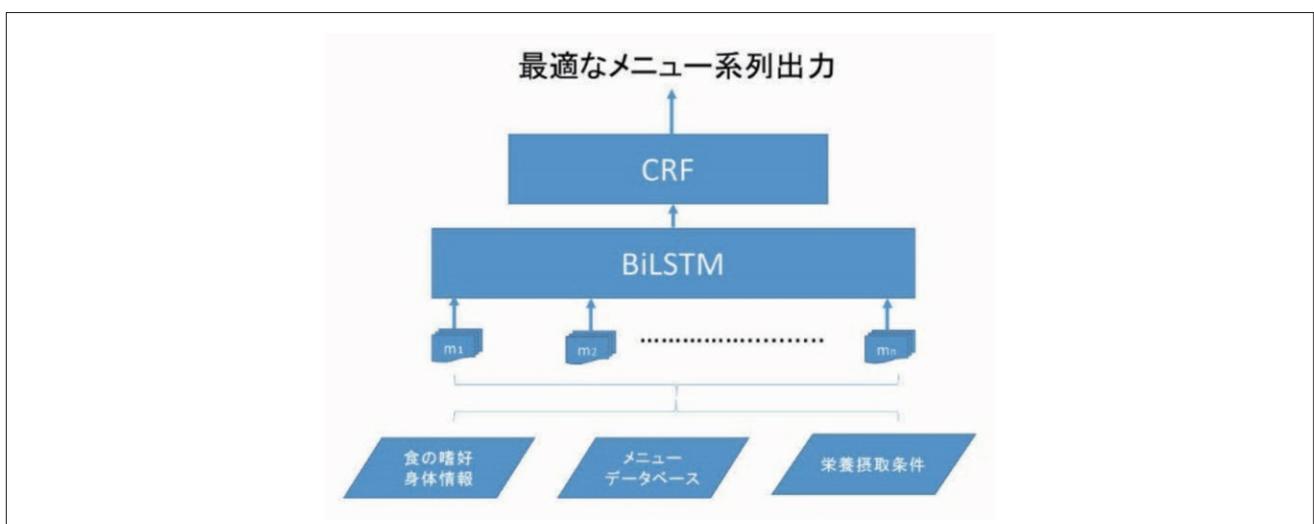


図1 食事メニュー系列生成の処理過程

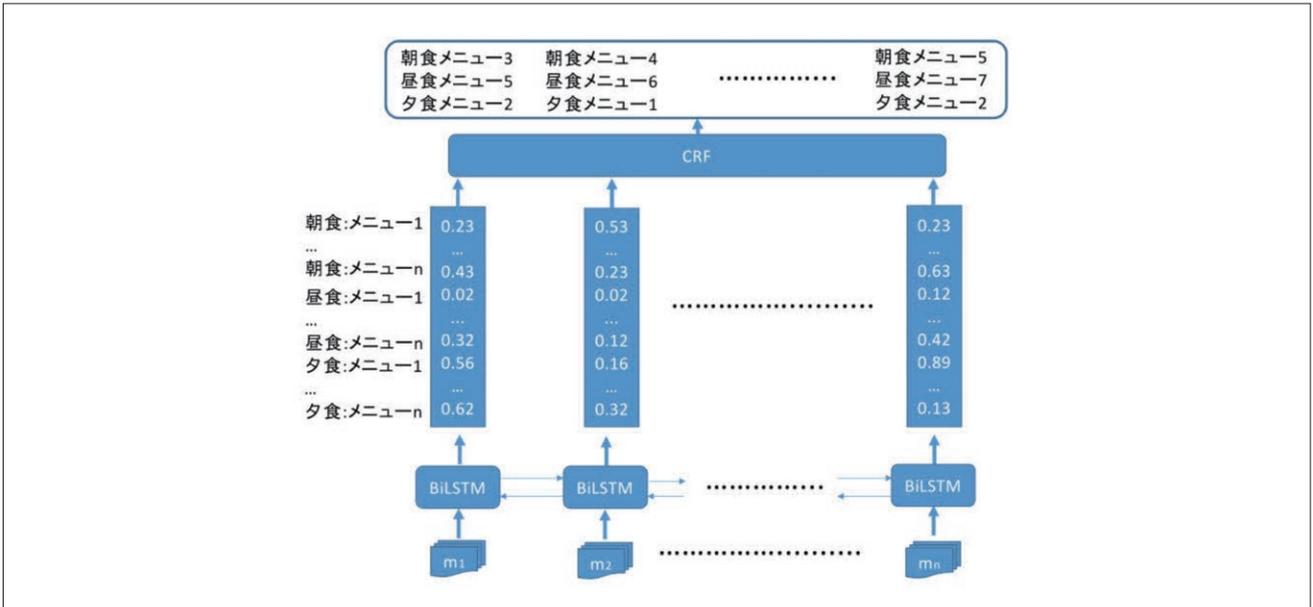


図2 食事メニュー系列の生成手法

候補を列挙したラティス構造から最適なメニュー系列を出力する。ラティス構造の各ノードとなる食事メニューは、主食、汁物、主菜、および副菜で構成されると仮定し、各々は、素性（栄養素）と素性値（栄養素の値）で表現した。ノード間の接続は、1. 利用者の嗜好が強い、2. 前ノードと後続ノードとの類似性が少ない（類似の内容のメニューでない）ほど高くなるように設定した。CRFの素性とし、一日あたりの栄養素（エネルギー、たんぱく質、炭水化物、脂質など）を基礎代謝量を考慮した上で算出し、各検査項目の改善に必要な食品の条件を抽出した。例えば、肥満症の場合、肉、魚などは、脂質の少ないものを選ぶ、糖質の多い果実類やイモ類は避けるなどである。これらは最適なメニュー系列を求める際の制約条件として用いた。

2.4 食事メニューの拡充

分類問題で広く用いられている Convolutional Neural Network (CNN) を用い、食事メニュー数の拡充を行った。食材、調理方法、各栄養素が自明であるメニューを利用し、CNNにより学習モデルを作成する。メニュー、食材、調理方法からなるテストデータを用い、その栄養素を判別することにより、栄養素が付与された食事メニュー数を得た。

3. システム構築

小規模からなる健康診断データを用い、研究補助者の協力を得て、スマートフォン上動作するシステムの構築を行った。システム画面を図3、および図4に示す。

図3は、システム立ち上げ時の画面を示す。性別、身長、年齢、運動活動量、生活習慣病の予備群としての病名を入力する。入力データを基に、一週間で摂取可能な各栄養素、栄養素のチャート、および、

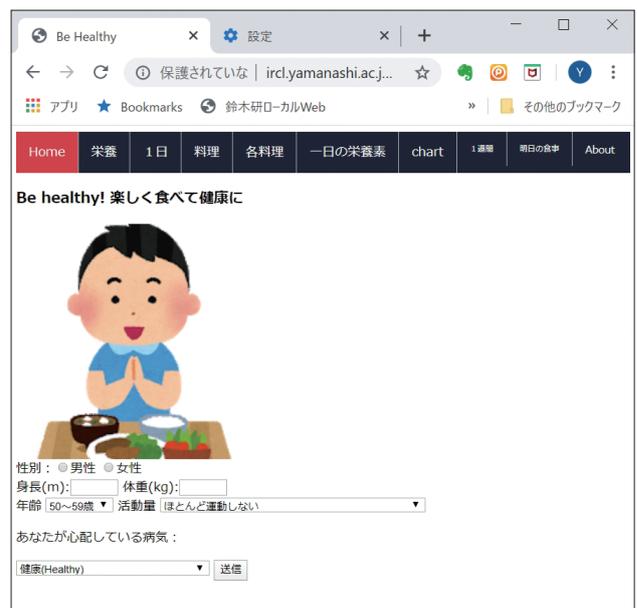


図3 システム画面

id	種類	料理 ID	料理名	エネルギー	タンパク質	脂質	炭水化物	ナトリウム	カルシウム	リン	鉄	レチノール当量	ビタミン E	ビタミン B1	ビタミン B2	ビタミン C	コレステロール	食物繊維	食塩相当量
1	main_dish	1	アイナメの木の芽焼き	78	11.9	2.1	1.3	318	38	144	0.4	8	1.1	0.15	0.17	3	46	0.2	0.8
2	main_dish	2	アイナメの南蛮酒かけ	145	15.9	4.7	8.5	465	53	193	0.5	5	1.5	0.2	0.23	4	61	0.4	1.2
4	main_dish	7	青菜のお漬し	7	0.8	0.1	1.2	121	69	21	1.2	208	0.4	0.04	0.06	16	0	0.8	0.3
10	main_dish	14	揚げどりのレモンじょうゆかけ	149	14.1	6.9	6.7	370	11	139	0.3	155	1.3	0.06	0.08	6	42	0.5	0.9
11	main_dish	15	あさつき入り卵焼き	101	6.7	6.2	3.8	346	34	103	1	81	0.8	0.04	0.23	5	210	0.6	0.9
			アジとな																

図4 推奨メニュー提示画面

栄養素を基に、ユーザが入力した嗜好から一日、および一週間のメニューが表示される。図4の上段は、メニューデータベースを表示し、各メニューとメニューに含まれる各栄養素が表で表示されている。また下段は、ユーザが入力した情報から BiLSTM, CRF により1日分の最適なメニューを表示した結果となる。ユーザはメニューを確認した後、新たに嗜好に沿ったメニューを入力すると、システムは、摂取可能な栄養素に基づき再計算した後、最適なメニュー系列を再表示する。

4. おわりに

本研究は、生活習慣病の改善・治癒へと導くための食事メニューを自動的に提示する手法を提案した。利用者の主体性と持続性に着目した支援環境を構築するために利用者の健康を考慮しつつ嗜好を最大限反映したメニューを提示する手法を提案し、システムを構築した。今後の課題として、ユビキタス環境下での定量的な評価とユーザインタフェースの評価が挙げられる。

謝辞

本研究の遂行にあたり、研究助成を賜りました公益財団法人 浦上食品・食文化振興財団に厚く御礼を申し上げます。

参考文献

- 1) M. Schuster and K. K. Paliwal, "Bidirectional Recurrent Neural Networks", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 45, No. 11, pp. 2673-2681, 1997.
- 2) J. Lafferty and A. McCallum and F. Pereira, "Conditional Random Fields Probabilistic Models for Segmenting and Labelling Sequence Data", Proc. of the 18th International Conference on Machine Learning, pp.282-289, 2001.
- 3) Y. Jiang and C. Hu and T. Xiao and C. Zhang and J. Zhu, "Improved Differentiable Architecture Search for Language Modeling and Named Entity Recognition", Proc. of the 2019 Conference on Empirical Method in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, pp. 3585-3590, 2019.
- 4) J. Strakova and M. Straka and J. Hajic, "Neural Architectures for Nested NER through Linearization", Proc. of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp. 5326-5331, 2019.

Menu Recommendation System based on user preference for ameliorating lifestyle-related diseases

Fumiyo FUKUMOTO and Yoshimi SUZUKI

Graduate Faculty of Interdisciplinary Research, University of Yamanashi

Lifestyle-related diseases represent a serious class of diseases in our society, and one of four persons, including those in the preliminary group, will contract such a disease. Effectively improving one's dietary life is a very important step towards recovery. However, this is difficult to accomplish, as these diseases usually have no symptoms.

Motivated by the above situation, we are proposing a menu recommendation system for ameliorating lifestyle-related diseases, with a particular focus on the user's menu preferences, in order to promote continuous recovery from such diseases. In order to accomplish this, our system integrates Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) and Conditional Random Fields (CRF) to suggest an optimal menu sequence. BiLSTM is an extension of traditional LSTM that is able to improve model performance for sequence classification problems, while CRF is a discriminative model used to predict sequences. BiLSTM is widely used in morphological analysis and named entity recognition in the natural language processing research field. We applied this approach to menu sequencing to produce a set of candidate menu sequences. These menu candidates are then passed to the CRF, where an optimal sequence of menus is selected. We developed a system for implementing this approach, and evaluated it empirically. The experimental results indicated that our model is both effective and applicable to users within the preliminary group.