

食事・行動履歴に基づく非侵襲的空腹度推定手法

A Method for non-invasively estimating Hunger degree based on Meal and Exercise Logs

杉田 敢[†] 諏訪 博彦[†] 荒川 豊[†] 安本 慶一[†]
Isamu Sugita Hirohiko Suwa Yutaka Arakawa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

1980年代頃より肥満人口の世界的な増加が顕著であり、深刻な問題となっている [1][2]. 肥満によるリスクは、高血圧や高脂血症に伴う脳卒中や腎臓病などの脳・内臓の疾患や、癌などの深刻な疾患・障害に及ぶ。肥満を引き起こす要因は日常生活に数多く存在するが、「空腹状態を正しく自覚できていない」ために、食事を過剰摂取する、または、不適切なタイミングで食事を摂るといった行為が一つの大きな要因であると考えられる。そのため、人間の空腹の度合い（空腹度）を推定し、適切なタイミングで食事を推薦することで、肥満を改善できると考える。

血糖値と空腹状態に着目した研究は、栄養・代謝に関する分野において文献が存在するが、空腹度を定量的に推定することを目的とした研究はみあたらない。一方でユーザの生体情報の推定については幾つかの文献が存在する [3][4]. しかし、既存の推定手法は、いずれも携帯性や入手・利用が困難な特殊なデバイスに依存しているなど、一般ユーザ向けに汎用化されていない。

本研究では、スマートフォン等の普及端末を用いて容易に収集・入力可能な食事・行動の履歴情報を基に空腹度と血糖値を非侵襲的に推定する手法を提案する。提案手法を実現するにあたり、推定対象が空腹度という感覚的な物である事を考えると、(1) 空腹度を定量的指標として取り扱うこと、(2) 食事・行動履歴を空腹度に関連付けること、(3) 個人差を考慮した推定を行うこと、(4) 少ない入力情報で推定すること、が技術的課題として挙げられる。

課題(1)(2)を解決するために、本研究では空腹度と密接な関係を持つ客観的指標として血糖値を使用する。血糖値は血中に含まれるブドウ糖の濃度を表す指標であり、食事の摂取後 60 分~90 分でピークまで上昇し、次に食事を摂取するまで緩やかに減少していく推移をとる。一方、空腹度は食後速やかに低下して下限に達し、次に食事を摂るまで緩やかに上昇していくような推移が考えられる。このことから、血糖値は空腹度に対して 90 分前後の遅延を持ち、双方の間には逆相関の関係があるといえる。従って本研究ではこの関連性に基づき、空腹度とそれに対する裏付けとして血糖値の推定を行う。

本研究では (i) 得られた食事・行動情報から血糖値を推定するモデル、(ii) 推定した血糖値から空腹度を推定するモデル、の 2 段階の推定モデルを用いて血糖値・空腹度の推定を行う。推定モデル (i) における血糖値推定では、対数正規分布関数をフィッティング関数として使用し、訓練データに基づいて係数パラメータの決定を行う。推定モデル (ii) における空腹度推定では、血糖値と空腹度との間の遅延時間を考慮するとともに、正規化された血糖値を 1 から引いてベースのパラメータとすることで逆相関の関係を表現する。

課題(3)を解決するために、本研究では身体的な特徴でカテゴリ化された個別の推定モデルを構築する。具体的には、ユーザ毎の性別、BMI といった身体的特徴ごとにモデル式のパラメータを決定し、ユーザのタイプに応じてそれぞれの推定モデルを使い分けることにより、課題を解決する。最後に課題(4)については、本研究では一般ユーザを対象としているため、ユーザビリティに重点を置き、数段階での主観的食事量や歩数といった、より少ない入力から、ある程度の（例えば、食事タイミング推薦などに十分な）精度での血糖値・空腹度の推定を行う。

提案手法の有効性および推定精度を調査するために測定実験を実施した。被験者は 20 代前半の男性 6 名・女性 3 名の計 9 名とし、A 群（男性 3 名、BMI が 22 未満）、B 群（BMI が 22 以上）、C 群（女性のみ）の 3 つに分け、群毎に推定モデルの分析・評価を行った。実験の結果、血糖値の推定値・実測値の全データ間の相対誤差の平均は、A~C 群でそれぞれ 16.16%、23.67%、10.69%、相関値は 0.5824、0.2514、0.2644 であった。また空腹度の相対誤差平均は、A~C 群でそれぞれ平均して 17.49%、19.07%、21.12% で、相関値は 0.5824、0.4204、0.5122 となった。このことから、個人差を考慮した推定モデルがある程度の精度で血糖値・空腹度の推定を行う事ができる事がわかった。

2. 関連研究

Lester らは、エネルギー摂取と消費のバランスの監視のための、消費カロリー推定システムを提案した [3]. このシステムでは、運動時の加速度と移動距離、および呼吸に含まれる酸素と二酸化炭素の濃度が、消費カロリーの推定に使用されている。このシステムでは、被験者は

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, NAIST

加速度センサ・呼吸吸気センサを屋内外での運動中に着用する必要がある。取得されたセンサデータは消費カロリーの推定値を得るために推定モデルに対して適用される。この研究では人間の体内状態の変化として消費カロリーに着目し推定を行なっているが、呼吸に含まれる酸素二酸化炭素濃度の測定のために、大掛かりで用途の限定されたセンサを必要としている。本稿で提案する手法は、血糖値と空腹度の推定に特殊なデバイスを使わず、通常のモバイル端末のみを使用している点で異なっている。

山口らは、血糖モニタ、代謝率モニタおよびそれらを接続したコンピュータ上から入力したデータに対してデータマイニングを行い、推定モデルを構築することによって血糖値を推定する手法を提案している [4]。ソフトウェア上で食事内容を入力することで総摂取カロリーを計算し、加えて血糖モニタ、代謝率モニタ、モバイルコンピュータの3つのポータブルデバイスを用いることでデータ収集を行う。これらのデバイスを通して得られた入力データに対し、データマイニングを行い、血糖値推定モデルを構築することで、翌朝の血糖値を最高90%の精度で推定することができる。この研究における問題点は、ユーザの翌朝の血糖値しか推定できない点、およびデータマイニングに際して血糖値だけでなく代謝率および代謝率測定モニタ、食事による摂取カロリーを必要とする点が挙げられる。また、この研究は対象ユーザとして糖尿病患者を想定しているが、提案手法では糖尿病患者ではない通常の血糖値推移を示すユーザを対象として想定している点が、相違点として挙げられる。

De Pessemier らは、フォロプレスチモグラフ (PPG) と機械学習技術を用いることで、血糖値および血圧の収縮期・拡張期を非侵襲的に推定している [5]。この手法は機械学習アルゴリズムを PPG センサや活動検出モジュール、および信号処理モジュールより得られたデータに対して適用することで、これらを推定することが出来る。410人の被験者に対して本手法を適用する実験において、交差検定後に得られた結果とこの手法を適用した際の臨床的な推定精度は約87.7%であることが確認されている。我々の提案手法と同様に、Monte-Moreno は、血糖値を正確かつ非侵襲的に推定している [6]。しかし、この研究では推定データを得るために高価でかつ一般的なでない装置が必要である。例えば、PPG センサ、活動検出モジュールなどは一般的なモバイルデバイスには内蔵されておらず、またこの研究の中で空腹度の推定もしくはその可能性の提示は行っていない。我々の提案手法では、血糖値と空腹度をモバイルデバイスから容易に得られる食事・行動情報を用いて推定している点で異なっている。

Ciampolini らは、消化器系の障害を抱える被験者グ

ループを、訓練グループとテストグループに分類し、テストグループの被験者が、訓練グループにおける学習結果（空腹感の強さと血糖値との相関）から、血糖値を約14-16%の誤差で推定できる事を示した [7]。この研究は我々の提案手法と同じく、血糖値と空腹感との間の関連性に注目することで、空腹感の強さからの血糖値の予測を統計的に確かめている。しかしながら、この手法は主観的な空腹度から血糖値を推定しており、我々の提案手法とは逆向きの推定となっている。また、この研究はアルゴリズム的な推定ではなく、被験者の主観的な感覚に基づいている。

ここまで述べたように、ユーザの感覚的状态や内部状態を推定する既存研究は、いずれも専用の機器やセンシングデバイス等を必要とし、一般的なモバイル端末上で動作させる事は出来ないため日常での使用は非常に困難である [3][8][9][10]。更に既存研究は専門家向けの物が多く、一般的なモバイル端末上での動作への応用は困難であるほか、空腹度推定に直接の関連性が無いものが多い [5][11][12]。またユーザの感覚状態や内的状態を高精度に推定するには、ユーザに対して侵襲的あるいは大掛かりな機器によるデータ収集を行い、得られた生体データを基にして推定することが必要とされているため、ユーザに対する負担が大きい。本研究では、専用の機器を必要とせずモバイル端末上で動作させることができる空腹度推定手法を提案する。

3. 空腹度推定に向けた課題と解決アプローチ

本章では、対象環境と空腹度推定に必要なユーザの情報を示し、解決する課題を明らかにするとともに、解決のためのアプローチについて述べる。

3.1 対象環境とユーザおよび必要なユーザ情報

提案手法は、一般の（健康な）ユーザの空腹度を食事・行動履歴から推定する事を目的としている。本節では、対象ユーザと入力情報および使用するデバイスについて述べる。提案手法では、以下に示すような一般のユーザを対象とする。

- 1日3食の基本的な食事を取り、最低でも1日1食の食事を摂取している。
- 健康であり、血糖値の値が正常な範囲に収まっている（糖尿病でない）。
- 日常生活において、歩行などの身体運動を行っている。
- 食事・行動履歴を入力可能な、スマートフォンやタブレット等のモバイル端末を常用している。

食事情報は、一日の内それぞれの食事（朝食・昼食・夕食）および間食に関する内容から構成され、摂取時刻、

主観的分量，主観的満足度からなる．摂取時刻は各食事を摂取し終えた時刻を表し，主観的分量は食事を摂取する前に普段食べている量に対する多さ，主観的満足度は食後に普段と比べてどの程度満足したかをそれぞれユーザ自身が 10 段階で評価した値を表す．

食事の量を正確に入力する事は，ユーザが日常的に利用するにあたって負担となると考えられるため，本研究では主観的分量・満足度共に 10 段階の主観的な評価値で表している．また食前食後どちらかの情報のみを使用する場合，食前・食後どちらかの状態に偏りが生じた場合に，推定値が実際より大きく外れてしまう恐れがある．そこで食前・食後両方の食事に対する量的感覚の評価値を推定に用いる事で対応する．

行動情報は，その時点での累計歩数と，累計歩数を更新（アプリケーションに入力）した時刻，そして睡眠の有無（睡眠を行った場合は睡眠時間）から構成される．本研究では歩数の累計量および増加の程度を，運動として簡易的に扱う．ここで，予備計測において得られた「睡眠（ここでは日中の仮眠を想定する）前と後では血糖値の変動が少ない」という知見より，睡眠を摂った場合は以前の推定値を考慮する事で対処する．

3.2 課題と解決のためのアプローチ

本節では，解決すべき課題とそれに対するアプローチを明確化する．空腹感や疲労感と言った感覚的な状態を示す定量的な指標は存在しない．これらの度合いを推定するための一つのアプローチは，感覚的な状態の変化に伴う，生体信号（体温，心拍など）の微細な変化を捉える事である．幾つかの既存研究では，そのような微細な生体信号の変化を捉えるため，専用の計測デバイスを使用している．しかし，ユーザにはそれらの特殊なデバイスを身体に装着することや，定期的に侵襲的な測定を行う事が求められるため，日常生活で継続して利用する際の負担が大きい．そこで既存研究と異なり，提案手法ではユーザの空腹度を推定する為に以下のようなアプローチを採用する．

- 空腹度と密接に関連する血糖値に注目し，モバイル端末から記録される食事・行動履歴から，血糖値の時間的な変化を推定する．
- 血糖値と空腹度のそれぞれの値を相互に関連付ける事で，推定血糖値から空腹度を推定する．

上記のアプローチでは，ユーザを性別や年齢，BMI 等をもとに幾つかのカテゴリに分け，そのカテゴリに属する代表的なユーザに対して血糖値の侵襲的測定を行い，各カテゴリの推定モデル（血糖値および空腹度）を構築する必要がある．一旦全てのカテゴリのモデルが構築さ

れると，ユーザは自身のカテゴリを指定するだけで，侵襲的測定を行わずにモバイル端末だけで血糖値ならびに空腹度を推定できるようになり，なおかつ個人差による感覚の違いに対して柔軟に対処できると考えられる．

空腹度のような人間の感覚的な状態は抽象的かつデリケートであり，様々な外部要因によって左右される．例えば身体の体調等や精神的な疲労など，時々刻々と変化するユーザの内的状態が考えられる．従って，空腹度を正確に推定するためには詳細で正確な入力情報が要求される．対象環境では，入力情報として，ユーザの食事情報入力を簡単化するため，評価値を 10 段階の中から選択するようにしている．そのため，推定精度の高さと入力の簡易性とのトレードオフの観点から，推定誤差が大きくなる事が懸念される．本提案手法では健康なユーザのみを対象としており，求められる血糖値推定の精度は，糖尿病患者を対象としたものより低い場合であっても問題はないと考えられる．

4. 単一被験者を対象とした血糖値・空腹度推定手法

本章ではまず，単一被験者を対象とした血糖値・空腹度推定モデルの構築方法について説明し，測定実験によるモデル評価とその結果について述べる．

4.1 血糖値・空腹度推定モデル

空腹度推定モデルは，(1) 食事・行動履歴から血糖値を推定するモデル，(2) 推定血糖値から空腹度を推定するモデル，の 2 つの推定モデルから構成される．

4.1.1 食事・行動履歴からの血糖値推定

血糖値は血中に含まれる糖分の濃度を表す指標であり，空腹時には 70~109[mg/dL]，食後 2 時間で 140[mg/dL] 未満となる．血糖値は食後一定時間後にピークに達し，その後徐々に低下していく．血糖値を推定するために，血糖値推移を近似する関数として，式 (1) の対数正規分布関数をフィッティング関数として用いた．式中の x は確率変数， μ は平均， σ は標準偏差を表す．

$$f(x, \mu, \sigma) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} \exp\left\{-\frac{(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

提案手法では，対数正規分布関数の確率変数は現在時刻 t に対応している．また，平均 μ と標準偏差 σ は，血糖値推移の個人差を表す推定モデルのパラメータに対応している．血糖値推移関数 $G(t)$ を式 (2) に示す．式内で使用している定数の具体的な数値を表 1 に示す．ここで， t および t_0 はそれぞれ現在時刻と前回推定時刻を， w_i

表 1: 血糖値推定モデルの定数

記号	値	内容
c_g	4	全体にかかる補正係数
w_i	140	食事情報にかかる係数
w_e	0.36	行動情報にかかる係数
μ	4	対数正規分布関数の平均
σ	1.03	対数正規分布関数の標準偏差

および w_e はそれぞれ食事情報と行動情報の重み係数を、 c_g は全体の係数を、 $I(t)$ と $E(t)$ は期間 $[t_0, t]$ における、食事と行動の量を表す。

$$G(t) = c_g [w_i I(t) f(t - t_0, \mu, \sigma) - w_e E(t)] + G(t_0) \quad (2)$$

血糖値推定関数 $G(t)$ は、対数正規分布関数として定義され、 $G(t)$ の式内で用いられるパラメータ $c_g, w_i, w_e, \mu, \sigma$ の値は、食事・行動情報に関する幾つかのパラメータを適用する際の推定誤差を最小化するように最適化されなければならない (式 (2))。これらのパラメータは前回推定時からの経過時間に伴って変化する。これらの値の準最適値は、予備実験で得られた訓練データサンプルを式 (2) に対してフィッティングし、対数正規分布関数を平均値にフィッティングする事で得ることが出来る。また、血糖値は睡眠中は変化しない事を考慮し、ユーザが前回の情報記録時から睡眠を取った場合は、睡眠前の血糖値を直接引き継ぐようにする。

4.1.2 血糖値からの空腹度推定

推定血糖値から空腹度を推定するフィッティング関数として、式 (3) を用いる。式内で使用している具体的数値を表 2 に示す。

$$H(t) = c_h l_{max} \cdot \left(1 - \frac{G(t - T_g)}{g_{max}}\right) \quad (3)$$

表 2: 空腹度推定モデルの定数

記号	値	内容
l_{max}	10	空腹度の段階定数
g_{max}	196	血糖値の正規化係数
T_g	90	遅延時間 [分]

ここで、 l_{max} は空腹度の最大値を表す定数 (例えば 10)、 T_g は血糖値推移を早めるためのオフセット時間、 g_{max} は血糖値を正規化するための血糖値の最大値を表す。

血糖値推移は空腹度推移に対して若干の遅れを持つ。そこで、式 (3) では、幾つかのサンプルデータを式に対してフィッティングすることで得られた T_g の最適値を

使用している。血糖値と空腹感との間には摂取した食事の消化吸収に伴う遅延が存在しており、血糖値は食後約 90 分でピークに達することから、本研究における空腹度は食後 90 分の推定血糖値を基準としている。さらに、血糖値は空腹度に対して逆相関の関係にある (血糖値は食後上昇するのに対し空腹度は食後低下する)。従って推定モデルの内部では、1 から正規化された値を引く事によって逆相関の関係を表現し、空腹度の強さを定量的に表現している。

4.2 モデルの推定精度・有用性調査のための評価実験

本章では、血糖値と空腹度との間の関連性、および提案手法の血糖値・空腹度の推定精度を確かめるために行った評価実験について述べる。なお本研究における測定実験は、奈良先端科学技術大学院大学ヒト由来試料を用いた研究に関する倫理審査委員会の承認 (平成 26 年 7 月 3 日承認、承認番号 1401) を得て実施したものである。

4.3 実験概要

単一被験者における血糖値・空腹度推定の推定精度を評価するために、本実験では血糖値と空腹度の実測と食事・行動履歴情報の記録を行い、履歴情報から得られる推定値と実測値とを比較する。実験は 2014 年 6 月から 7 月にかけての 6 日間の期間実施し、期間中は 1 日 4 回、全期間で合わせて 24 回の測定を行った。実験目的としては、推定モデルより得られた血糖値と空腹度が、どの程度実測値に沿っているかを確かめることで血糖値からの空腹度推定の可能性を示すこと、および血糖値・空腹度の実測値と食事・行動履歴情報に関するデータセットを充実させることとする。実験では、血糖値・空腹度の推定値が実際の食事や時間経過に則して変化し、且つ実測値と対応している事を示すため、推定値と実測値との間の正の相関値がより高く、相対誤差の平均値がより低い事が望まれる。従って、推定値と実測値との間の相関値と相対誤差の値を基準として、推定モデルの有用性を評価する。

4.4 実験方法

実験は計 6 日間 (2014 年 6 月 11,12,16,18,19 7 月 16 日) の期間に亘り、20 代前半の被験者 1 名を対象として実施した。被験者は期間中は普段通りの生活を行い、血糖値・空腹度の実測値測定時に、食事・行動履歴情報および実測値に影響を及ぼす可能性のある付加情報 (記録時の体調の良さ (5 段階、5 が正常)、疲労の強さ (5 段階、1 が正常)、消費カロリー) を、予め用意した記録用紙上に記録した。空腹度の実測値は、被験者本人が記録時に実際に感じている空腹の強さを、1~10 (1 を満腹、10 を空腹とする) の評価値で同様に記録した。

測定と記録は昼食前の 12 時 00 分から夕食前の 18 時



図 1: 血糖自己測定器 (左) と穿刺器具 (右)。

表 3: 血糖値・空腹度の実測値および推定値

被験者	日時	血糖値		空腹度	
		実測値	推定値	実測値	推定値
6/11	11:53	98	100.7	8	6.807
	13:56	109	127.5	5	4.894
	15:59	110	127.5	6	4.894
	17:57	96	99.3	7	6.906
6/12	11:56	94	101.4	7	6.756
	13:58	134	132.5	4	4.536
	15:55	102	104.0	5	6.567
	17:52	108	82.3	8	8.125
6/16	11:56	118	106.6	8	6.388
	13:56	155	152.3	4	3.119
	16:13	124	103.8	5	6.584
	17:56	166	103.6	7	6.601
6/18	11:57	105	94.3	8	7.268
	13:57	128	126.8	4	4.946
	15:54	137	102.8	6	6.659
	17:53	125	97.2	7	7.055
6/19	11:58	104	118.5	6	5.536
	13:56	112	137.2	4	4.203
	15:57	106	118.7	6	5.525
	17:55	94	108.2	8	6.271
7/16	11:53	96	111.4	7	6.040
	13:56	154	114.7	5	5.806
	15:54	127	91.1	7	7.493
	17:57	107	91.1	7	7.490

00 分まで、2 時間間隔で 1 日に 4 回行った。

測定にはアークレイ株式会社製の血糖自己測定器「グルコカード G ブラック (以後血糖メータと呼ぶ)」、血糖値センサ「G センサ」、および穿刺器具を使用した (図 1) 血糖メータでの測定は、指の先端を器具により穿刺して微量の血液を採取することで行う。また、行動情報に含まれる累計歩数や、付加的情報としての消費カロリー等は、スマートフォンの運動ログアプリケーションのデータを基に測定・記録した。

4.5 実験結果

表 3 に血糖値及び空腹度の推定値・実測値の時間的な変化を示す。表より、推定血糖値の上下変動は実測値に

対してある程度の再現性を持つ事が分かる。全期間中の実測値・推定値に対して、相対誤差平均は約 14% であり相関値は 0.30 であった。

結果から、血糖値実測値・推定値の間の絶対値の差はまだ大きいことがわかるが、これは食事毎の種類や材料の違いが大きく影響としていられると考えられる。例えばご飯とうどんでは、ご飯の中に含まれる糖分が多いため血糖値の変化がご飯の方が多いためなど、食品に含まれる糖度に応じて血糖値の変化の程度は変化する。ここでの推定モデルは食品の内容や糖度については考慮していないため、絶対値の誤差に繋がったものと考えられる。

一方、表 3 より、空腹度に関しては時間的なタイミング・変化の大きさともかなり正確に推定できている事がわかる。相対誤差平均は 10 段階中約 1.3 段階 (およそ 12.6%) であり、相関値は 0.77 を示した。空腹度は一般的に食物の量に強く依存する。ここで用いた推定モデルは、食事の内容や含まれる糖分の量については考慮せず、量の多さ・ユーザの食後満腹感などの情報に依存している。これにより、血糖値よりも空腹度の誤差が小さいといった結果になったと考えられる。

5. 個人差を考慮した血糖値・空腹度推定手法

本章では、身体的特徴の個人差に対応した血糖値・空腹度推定モデルの構築方法と、複数人被験者を対象とした測定実験によるモデル評価とその結果について述べる。

5.1 基本方針

4. 章では、血糖値・空腹度推定モデルの構築方法を提案し、単一被験者を対象とした測定実験により評価を行った。しかし実験では単一被験者のみを対象としていたため、異なる身体的特徴の複数人被験者に対して有効性が確認されていない。よって、身体的特徴や生活習慣等に関連した要素を推定モデルに反映することで、身体的特徴に応じた補正を行う事が求められる。

本研究では、個人の身体的特徴を表す指標として基礎代謝・BMI を用いる。基礎代謝は人間が身体を動かさない間も、生命活動の維持のために生体内で必要とされるエネルギーである。また BMI (Body Mass Index, ボディマス指数) は体重と身長の関係から算出される、ヒトの肥満度を表す指標であり、18 以上 25 未満が普通体重とされ、25 を超えると肥満、18 に満たない場合に低体重とされる。基礎代謝・BMI は、性別・年齢・身長・体重の 4 つの情報を用いることで算出することが出来る。例えば BMI は体重 [kg] を、身長 [m] の二乗で割った値を基に得ることができ、基礎代謝は以下の式 (4) に示すハリス-ベネディクトの式による得ることが出来る。本研究においては、この基礎代謝・BMI を行動情報にあてはめることで、血糖値の減少・空腹度の増大に反映させる。

$$BEE = \begin{cases} 66.47 + 13.75w + 5.0h - 6.76a, & \text{男性} \\ 655.1 + 9.56w + 1.85h - 4.68a, & \text{女性} \end{cases} \quad (4)$$

5.2 推定モデルの構築方法

提案手法では、基礎代謝は行動情報が示す消費エネルギーにおける基本的な消費レベルとして用いる。具体的には、行動情報を歩行運動による運動消費に対して、基礎代謝による基本消費を足しあわせた値として用いる。また BMI については、値が高い（肥満度が高い）場合に、空腹度の全体的な度合が上がるという仮定のもと、基礎代謝と歩数から得られた値に足しあわせて使用する。

ここで、4.章の式(2)における行動情報 $E(t)$ に基礎代謝・BMI を以下の式(5)のように適用したものを、推定モデルに適用する。 t_0 は前回推定時刻を、 w は体重を、 v は歩行速度を、 c_w, c_m, c_b はそれぞれ歩数、基礎代謝、BMI の補正係数を表す(表4)。歩行速度 v は、事前に得られる身長から得られた歩幅・歩数より得られる歩行距離を、前回測定時間からの経過時間で割った値を用いる。

$$E(t) = (c_w v w + c_{bm} BEE)(t - t_0) + c_b BMI \quad (5)$$

表 4: 行動情報内の定数

記号	値	内容
c_w	1.05	歩数に対する補正係数
c_m	1.042×10^{-3}	基礎代謝に対する補正係数
c_b	3.333×10^{-3}	BMI に対する補正係数

以上のように、身体的特徴に関連する指標を行動情報において組み込む事により、個人差の考慮を行う。これによって新規ユーザは初期値としてシステムに性別、年齢、身長、体重を与えることで、身体的特徴の違いを反映し、空腹度の推定を非侵襲的に行うことが出来る。ここで表4に示す係数は、歩数から消費カロリーを算出する際に汎用的に用いられる、式(6)、(7)のような基本的な計算式を用いる。ここで $Mets$ は歩行の程度を表す指標を表し、 $ActivityLevel$ は一日の活動レベルを表す指標である。また、基礎代謝量を表す $BasalMetabolism$ は、式(4)より得られるものとする。

$$C_1(t) = 1.05 \cdot Mets \cdot t \cdot w \quad (6)$$

$$C_2(t) = BasalMetabolism \cdot ActivityLevel / 24 \cdot t \quad (7)$$

5.3 複数人被験者を対象とした評価実験

本節では、複数人に対する被験者実験について述べる。

5.3.1 実験目的

複数人の異なるカテゴリの被験者に対する、血糖値・空腹度推定モデルの有用性評価のため、血糖値と空腹度の実測と食事・行動履歴情報の記録を行い推定値と実測値とを比較する。実験は2015年の1月8日から28日にかけて、計9名(男性6名、女性3名)の被験者に対して実施した。実験目的としては、個人差を考慮した血糖値・空腹度推定モデルが、被験者のカテゴリ毎に実測値に沿った推定を行えている事確かめ、個人差考慮に向けた可能性を示す事とする。実験では、血糖値・空腹度の推定値が実際の食事や時間経過に則して変化し、且つ実測値と対応している事を示すため、推定値と実測値との間の正の相関値がより高く、相対誤差の平均値がより低い事が望まれる。従って、推定値と実測値との間の相関値と相対誤差の値を基準として、推定モデルの有用性を評価する。

5.3.2 実験方法

評価実験は計6日間の期間に亘り、20台前半の計9名(男性6名、女性3名)の被験者を対象として実施した。被験者はA~C群の3グループにカテゴリ分けし、各群の3名および被験者全体について構築した推定モデルと精度を比較する。AB群を男性、C群を女性とし、BMIにおける普通体重の目安となる18以上25以下の中間となる22を基準として、A群($i=22$)とB群($i=22$)をさらに分類した。空腹度の実測値は、被験者本人が記録時に実際に感じている空腹の強さを、1~10(1を満腹、10を空腹とする)の評価値と同様に記録した。4.章における実験同様、被験者は期間中は普段通りの生活を行い、血糖値・空腹度の実測値測定時に、食事・行動履歴情報と合わせて、血糖値・空腹度に影響を与える可能性のある情報(記録時の体調の良さ(10段階、10が正常)、疲労の強さ(10段階、1が正常))について記録を行った。測定と記録は、昼食前の12時00分から夕食前の18時00分まで、2時間間隔で1日に4回実施した。また、測定に使用した物品は4.章の評価実験で用いたものと同様で、初回測定を医療従事者の立会のもとに行い、各測定機器を被験者ごとに容易することで血液感染等のリスクの防止を行った。

5.3.3 実験結果

血糖値推定に関する推定精度を表5に、空腹度推定に関する推定精度を表6に示す。ここで推定精度を評価するにあたり、グループ毎にleave-one-out交差検証を行った場合を結果1、被験者全体に対してleave-one-out交差検証を行ったものを結果2として表記する。表中の相関

表 5: 血糖値に関する推定精度

被験者	結果 1		結果 2	
	相関値	相対誤差	相関値	相対誤差
被験者 A1	0.4922	23.63%	0.492	22.00%
被験者 A2	0.5153	9.69%	0.4938	9.54%
被験者 A3	0.5418	15.16%	0.5222	10.32%
被験者 B1	0.2124	10.17%	0.2903	13.19%
被験者 B2	0.4809	37.20%	0.4778	296.69%
被験者 B3	0.1367	23.63%	0.1428	8.34%
被験者 C1	0.352	9.38%	0.2626	11.69%
被験者 C2	0.238	10.69%	0.2287	16.90%
被験者 C3	0.2032	12.00%	0.2018	11.94%

表 6: 空腹度に関する推定精度

被験者	結果 1		結果 2	
	相関値	相対誤差	相関値	相対誤差
被験者 A1	0.5291	15.49%	0.5363	21.99%
被験者 A2	0.7602	19.21%	0.6757	17.99%
被験者 A3	0.4579	17.76%	0.4564	12.41%
被験者 B1	0.3022	20.99%	0.3343	20.77%
被験者 B2	0.399	22.32%	0.3981	27.89%
被験者 B3	0.5599	13.91%	0.4999	18.23%
被験者 C1	0.2796	25.75%	0.0516	26.51%
被験者 C2	0.6705	17.04%	0.6358	17.39%
被験者 C3	0.563	20.58%	0.348	19.10%

値と相対誤差平均の値は、結果 1 と 2 を比較して勝っているものを太字で表記する。

血糖値推定の結果では、A 群では結果 1 と結果 2 の相関が被験者 3 名で平均してそれぞれ 0.5164, 0.5027, B 群については 0.2514, 0.3036, C 群については 0.2644, 0.2310 と、全被験者に対して正の相関が得られた。

また空腹度推定でも同様に、A 群は 0.5824, 0.5561, B 群は 0.4204, 0.4108, C 群は 0.5122, 0.3451, と、同じく全被験者に対して正の相関が得られた。

以上の結果より、血糖値・空腹度ともに、推定値は身体的個人差を持つ複数人の被験者およびその群に対して、ある程度の推定精度を保つ事がわかった。しかしながら、表の結果において各群毎に推定精度に多少の差があるため、個人差の考慮という点では若干の課題が存在すると思われる。

6. 評価と考察

本章では、5 章で行った評価実験に対する考察と、提案手法の実装方法について述べる。

6.1 考察

実験では、血糖値・空腹度の実測値および食事・行動履歴情報の測定を A 群～C 群の計 9 名の被験者に実施

し、被験者の各群に対応した個別の推定モデルの構築および分析を行った。その結果、相関においては被験者全データにおいて正の相関を得ることが出来た。

ここで、相関値においては結果 1 (群別評価) の値が結果 2 (全体評価) の値より勝っている。このことから身体的特徴毎に構築した推定モデルの有効性を確認することができる。一方で A 群の被験者に注目すると、相関値は全体的に結果 1 が勝るものの、相対誤差平均では結果 2 が優れている。これは、結果 1 が上下推移のタイミングは正確に推定できているが、その変化の度合いで劣っているためと考えられる。

また B 群の推定結果に注目すると、血糖値では被験者ごとの相対誤差平均の差が結果 1, 2 ともに顕著であるが、空腹度では度合いの違いにさほど差は見られない。このことから、B 群の被験者は比較的血糖値・空腹感との間の関連性が弱い、つまり空腹感を適切に認識できていない傾向にある事が暗に示される。

表 5 の C 群については結果 1 と 2 それぞれに対して、血糖値の相関がやや低い傾向にある事が見受けられる。結果 1 に関しては、BMI 別にグループ分けしていた男性被験者とは異なり、女性被験者は身体的特徴でカテゴリ分けしておらず、自分以外の 2 名を訓練事例としてモデルを構築したため、推定誤差が大きくなった事が考えられる。また結果 2 では、被験者全体の割合として男性被験者が多いことから、訓練事例より構築された推定モデルが男性被験者を対象としたモデルに近づいたことが要因の一つであると考えられる。

6.2 提案手法を実装したスマートフォンアプリケーション

本節では、提案手法を実装した血糖値・空腹度推定モデルを実装したスマートフォンアプリケーションについて述べる。

このアプリケーションは、ユーザが食事・行動履歴情報を入力し、推定結果 (血糖値, 空腹度) を確認するまでの手順を容易に行えるよう補助すること、および推定結果や入力履歴を端末上で可視化することを目的としている。測定実験や実用評価を見据えたプロトタイプシステムとしての位置づけとなっている。実装は Android スマートフォン (Xperia Z1 SOL23) 上で行った。図 2 に、本研究において実装したアプリケーションの概観を表す。

図 2(a) に示す情報閲覧画面では、現在時刻における空腹度とその推移、および推定血糖値を確認することが出来る。また、同日に入力した食事および行動情報の履歴を確認することができる。また、この画面より食事・行動情報の入力画面に遷移する。

図 2(b) に示す食事情報入力画面では、グラウンドトゥールズとしての食事の写真の撮影と保存、および食事の

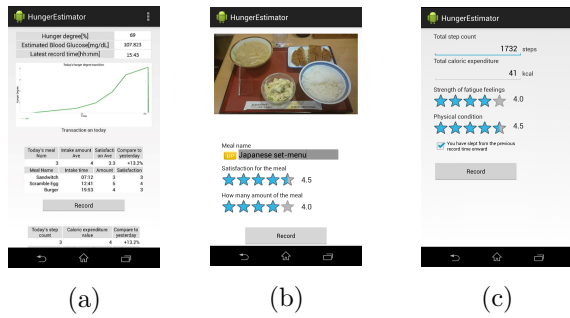


図 2: スマートフォンアプリケーションの概観

名前・主観的分量・主観的満足度を入力する項目が設けられている。ここで入力を極力簡略化するため、主観的分量・主観的満足度についてはレーティングバーによる入力方式を取っている。

図 2(c) に示す行動情報入力画面では、現在までの累計歩数や前回測定時からの睡眠の有無、および補足情報として現在の消費カロリー・疲労度・体調等の情報を入力する項目が設けられている。

これらのアプリケーションの機能を用いることで、必要なデータの入力を簡単化し、かつ視覚的に空腹度や血糖値の推移を確認することが出来ることが考えられる。評価実験では事後アンケートにおいて「食事・行動履歴情報の記録が手間である」という意見が多く得られたことから、記録・推定を手元で容易に行えるスマートフォンアプリケーションが、測定の容易性の向上だけでなく実用上の評価を行う上で重要であると言える。

7. 結論

本論文では、ユーザが端末上から入力した食事・行動履歴情報から、(1) 血糖値推定、(2) 血糖値からの空腹度推定、の 2 段階でユーザの空腹度を推定する手法を提案した。また、個人差を考慮した血糖値・空腹度推定モデルの構築を行い、推定精度評価の為の評価実験を行った。実験では、男性 6 名・女性 3 名の計 9 名の被験者から実際の食事・行動履歴情報を収集し、血糖値と空腹度の実測値の測定を行った。また、被験者を A~C 群の 3 グループに、身体的特徴毎にカテゴリ分けして比較することにより、有効性と推定精度の評価を行った。その結果、血糖値の推定値・実測値の全データ間の相対誤差の平均は、A~C 群でそれぞれ 16.16%, 23.67%, 10.69%, 相関値は 0.5824, 0.2514, 0.2644 であった。また、空腹度の平均は、A~C 群でそれぞれ平均して 17.49%, 19.07%, 21.12% で、相関値は 0.5824, 0.4204, 0.5122 となった。この事から、推定モデルが複数人被験者における身体的特徴にも対応でき、ある程度の精度で血糖値・空腹度の推定が出来る事がわかった。

参考文献

- [1] World Health Organization, Obesity and overweight, (<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs311/en/>)(参照 2014-08).
- [2] 世界の肥満人口は 21 億人 減量に成功した国はひとつもない, (<http://www.dm-net.co.jp/calendar/2014/021932.php>)(参照 2015-3).
- [3] Lester, Jonathan and Hartung, Carl and Pina, Laura and Libby, Ryan and Borriello, Gaetano and Duncan, Glen: Validated caloric expenditure estimation using a single body-worn sensor, *Proc. of UbiComp 2009*, pp. 225-234. ACM, (2009).
- [4] Yamaguchi, Masaki and Kanbe, S and Wårdell, Karin and Yamazaki, Katsuya and Kobayashi, Masashi and Honda, Nobuaki and Tsutsui, Hiroaki and Kaseda, Chosei: Trend estimation of blood glucose level fluctuations based on data mining, *The 7th world multiconference on systemics, cybernetics and informatics*, pp. 86-91, (2003).
- [5] De Pessemier, Toon and Doods, Simon and Martens, Luc: A Food Recommender for Patients in a Care Facility, *In Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems*, pp. 209-212, New York. NY. USA, (2013). ACM.
- [6] E. Monte-Moreno: Non-invasive estimate of blood glucose and blood pressure from a photoplethysmograph by means of machine learning techniques, *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 53, pp. 127138, (2011).
- [7] Mario Ciampolini and Riccardo Bianchi: Training to estimate blood glucose and to form associations with initial hunger, *Nutrition & Metabolism*, Vol. 3, (2006).
- [8] Mattia Zanon, Giovanni Sparacino, Andrea Facchinetti, Michela Riz, Mark S. Talary, Roland E. Suri, Andreas Caduff, Claudio Cobelli: Non-invasive continuous glucose monitoring: improved accuracy of point and trend estimates of the Multisensor system, *Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 350, No. 10, pp. 1047-1050, (2012).
- [9] Anne Flint, Bente K Møller, Anne Raben, Birgitte Sloth, Dorthe Pedersen, Inge Tetens, Jens J Holst, and Arne Astrup: Glycemic and insulinemic responses as determinants of appetite in humans, *The American Journal of Clinical Nutrition*, Vol. 84, No. 6, (2006).
- [10] Andreas Caduffa, Mark S. Talarya, Martin Muellera, Francois Dewarrata, Jelena Klisica, Marc Donathb, Lutz Heinemannc, Werner A. Staheld: Non-invasive glucose monitoring in patients with Type 1 diabetes: A Multisensor system combining sensors for dielectric and optical characterisation of skin, *Biosensors and Bioelectronics*, Vol. 24, No. 9, pp. 2778-2784, (2009).
- [11] Heini, AF and Lara-Castro, C and Kirk, KA and Considine, RV and Caro, JF and Weinsier, RL: Association of leptin and hunger-satiety ratings in obese women, *International Journal of Obesity & Related Metabolic Disorders*, Vol. 22, No. 11, (1998).
- [12] Heini, AF and Lara-Castro, C and Kirk, KA and Considine, RV and Caro, JF and Weinsier, RL: A figurative measure of subjective hunger sensations, *International Journal of Obesity & Related Metabolic Disorders*, Vol. 32, No. 3, pp. 395-404, (1999).