

なぜダイエットに成功する人としらない人がいるのか？ 行動ログに基づく要因の分析

飯尾 淳^{†1} 鷗戸口 志郎^{†1}
小山 欣泰^{†2} 長谷川 祐子^{†2}

健康維持を支援するウェブアプリケーション「イートスマート」は、会員（ユーザ）のダイエット活動をサポートする機能として食事や運動の記録はもとより日記やコメントといったユーザ同士のコミュニケーション機能を提供する。これらの機能はダイエットに効果的な影響を及ぼす。しかし同コミュニティに参加しているユーザの間でも、ダイエットに成功したユーザと成功していないユーザに分かれているという状況が見られる。そこで本研究では、それぞれのユーザによる情報の記録内容分析することによって、効果的にダイエットを成功させるためには何が重要かを明らかにすることを試みた。その結果、やはりダイエットをするという意識や意欲の発露が重要であること、ただ漫然と記録するだけでは効果がないことなどが明らかになった。

Log-based Assessment of the Underlying Reasons for the Success and Failure of Dieting

JUN IIO,^{†1} SHIRO UDOGUCHI,^{†1} YOSHIHIRO KOYAMA^{†2}
and YUKO HASEGAWA^{†2}

The web application named “Eat Smart” provides functions for its users to keep dietary records, exercise programs, daily comments, and other information, as the functions to support the users’ activities for dieting. Although these functions are considered effective in dieting, we have found the users are divided into two groups; the one is the users who have succeeded in dieting and the other is the users who have not succeeded. Therefore, this study aimed to clarify what was important in effective dieting, by analyzing the information recorded by each user. As a result, it was confirmed that the expression of users’ firm intention in dieting was important, and that the aimless records did not make sense in keeping effective activities.

1. 本研究の背景

現代における健康課題として、メタボリック症候群の対策が指摘¹⁾されている。また自らの容姿を気にする若い世代による強い興味もあり、ダイエット（減量）は国民的関心事の1つとなっている。そのようななかで、ICT を効果的に活用して健康支援を行う試みがいくつも提唱されている。例えば、生活習慣改善プログラムの ASP 化によるサービスの提案²⁾はその1例である。本研究の対象とした「食と健康の総合サポート イートスマート」(以下、イートスマート)^{*1}も、同様の狙いによる情報サービスである(図1)。



図1 カロリー・栄養計算からダイエット日記まで。健康管理の総合サポートサイト「イートスマート」
Fig. 1 To calculate calorie diet diary. Comprehensive health support site. “Eat Smart”

^{†1} 株式会社三菱総合研究所
Mitsubishi Research Institute, Inc.

^{†2} 株式会社 Eat Smart
Eat Smart, Inc.

*1 <http://www.eatsmart.jp/>

イートスマートは、食事、運動、体重・体脂肪等の情報を記録することにより健康を維持することを目的としたウェブアプリケーションである。会員（ユーザ）はインターネットを介してイートスマートにアクセスし、各自の生活に関する情報を日々、記録する。またイートスマートはユーザの食事情報や運動情報を管理して簡単な分析結果を提供するだけでなく、SNS 的な機能としてユーザ同士のコミュニケーションも支援する。

イートスマートのサービスは健康管理全般を支援するものとして設計されているが、イートスマートには目標体重を設定する機能が備えられており、ダイエットや体重管理を目的として参加するユーザも多い。実際、食事を全て記録することで食事に対する意識を強調する「レコーディングダイエット」と呼ばれるダイエット手法³⁾は効果があるとされており⁴⁾、イートスマートも同ダイエット法の実施に効果的な機能を提供する。

2. 問題設定

イートスマートのような支援サービスは、レコーディングダイエットのために効果的な機能を数多く提供し、実際にユーザをダイエットの成功に導いている。しかし、全てのユーザが確実にダイエットに成功しているかというと、残念ながらそうでもないという現実に直面する。特定のユーザは本サービスを利用してダイエットに成功している一方で、本サービスを利用しつつも、設定した目標体重には一向に近づかないどころか乖離が大きくなる一方のユーザも少なからぬ割合で存在する。

現在イートスマートが提供しているサービスでは、ユーザ自らの手により情報の登録と管理が行われている。実際のダイエット活動において各ユーザは、それらの記録を参照しつつも自らの判断において食事を摂ったり運動をしたりという調整を行う。各ユーザにより登録された情報を分析し、記録されたログの質を判断することで各ユーザに何らかのアドバイスを個別に提示することができるようになれば、ダイエット支援サービスの品質をさらに向上させることができる。その結果として本サービスの支援を受けたユーザによるダイエットの成功率も向上することが期待され、本サービスの価値もより高くなる。

本研究では、レコーディングダイエットの効果をより確実なものとし、さらに、記録に基づく生活指導の実現も目標として、イートスマートで収集したユーザのログを分析することでダイエットに成功しやすい人々とそうではない人々の差に何が存在するのかを明らかにした。具体的には、「レコーディングダイエットは効果があるとはいえ、ただ漫然と記録を付けるだけではダメで、記録の質が成否を分ける」という仮説を設け、その仮説を支持するための分析を実施した。

3. 分析方法

本分析においては、イートスマートのサービスを積極的に利用しているアクティブユーザを抽出し、分析の対象として設定する。なおアクティブユーザとは、イートスマートに参加していたユーザのうち、1ヶ月を単位として、その範囲で1週間に1回以上データを投入していたユーザのことをいう。

3.1 成功グループと失敗グループの分類

分析は、体重の記録を利用してダイエット成功グループと失敗グループにユーザを分類、グループ毎に日記データのテキストマイニングや食事データの解析を実施、その結果を解釈するという手順で実施した。ダイエットに関する成功と失敗の分類は、「実体重から目標体重を引いた差分値を時系列でプロットしたものに回帰直線をあてはめ、係数を求める。係数が0以下であれば、成功、係数が0より大きい場合は、失敗」という判定ロジックで分類した。

図2にダイエットの成功・失敗を判定するデータの例を示す。グラフの横軸は対象期間開始時からの経過時間、縦軸は実体重から目標体重を引いた差分の絶対値 (kg) である。なお、比較のために両軸の範囲を揃えたグラフを提示している。縦軸の範囲は0kgから30kgまで、横軸は分析の対象とした1年間の総時間(8,760時間)である。グラフには各ユーザのデータをプロットすると共に、同データから計算される回帰直線も示した。

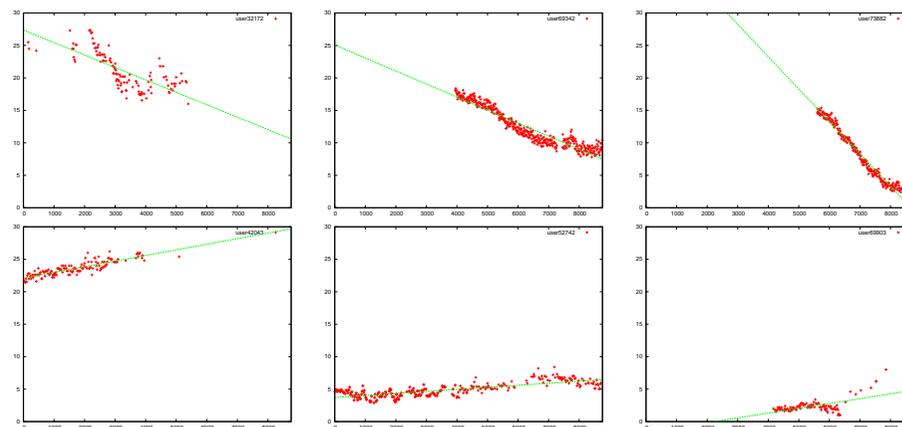


図2 ダイエットの成否を判定するユーザデータの例

Fig.2 Examples of user data which is determined as succeeded or failure in dieting

図2の上段に並べた3つのグラフは、目標体重との差が縮まっており、ダイエットに成功したと判定されているユーザのデータをプロットしたものである。また下段に並べた3つのグラフは、目標体重との乖離が広がっているユーザのデータを示している。これらのユーザはダイエットに失敗しているグループに分類される。

本研究では、以上の手順でユーザを成功グループと失敗グループに分類し、各グループに関して、日記データによる分析と、食事ログデータによる分析を試みた。

3.2 日記データによる分析

まず各グループで分類した日記データに対して、「成功グループと失敗グループで、日記に頻出するキーワードの傾向に差があるはず」との仮説に基づき、テキストの分析を次の手順で実施した。

- (1) 各グループの日記データについて、名詞（一般，サ変，形容動詞語幹，副詞可能）を抽出（名詞の抽出には「茶筌」⁵⁾を用いた）
- (2) 各単語の総出現数で正規化
- (3) グループで比較し、出現頻度に差のある単語を抽出
- (4) 日記でその話題に触れているユーザ数と比率を計測
- (5) 各ユーザについて、その話題に触れている日記の数を集計、平均と分散を計算

この分析の主たる要素は手順(3)の比較である。この比較から、グループ別に関心事が異なる状況の導出が期待された。また手順(4)と手順(5)は、単語の出現頻度の差が、その単語を言及するユーザ数の差によるものなのか、特定のユーザがその単語を特に高い頻度で利用しているのか、いずれの影響によるものかを確認するための手順である。手順(5)の結果として分散が極端に大きな単語は、少数のユーザが集中的にその言葉を使っている状況が全体に影響を与えていることを意味するため、グループ間の違いを判断するための材料として適した単語ではないと判断される。

3.3 食事ログデータの分析

イートスマートは、その日に何を食べたかを記録する機能も有している。日記の分析に加えて、食事ログのデータに関しても両グループで差があるかどうかを分析した。

日記データと同様に、成功グループと失敗グループごとに食事データを集計し、出現頻度の差を比較することで食事の傾向を把握するための分析を加えた。なお食事データはあらかじめ用意された選択肢から登録できるだけでなく、自由文による記述で食事内容を登録することもできる。その結果としてデータに現れる項目は多岐にわたるため、片方のグループのみに出現しているものは除いて集計することとした。

4. 分析結果と考察

本節で、以上の手順で分析を行った結果、および結果に基づく考察について述べる。

4.1 グループの分類結果

2009年8月1日から2010年7月31日までにイートスマートに投入されたデータを対象としてアクティブユーザの抽出を行ったところ、1,299名のユーザが分析対象として抽出された。また抽出された1,299名に対してダイエット成功、失敗の判定を行ったところ、表1に示すユーザがそれぞれのグループに分類された。なおいずれでもないと判定された45名は、食事記録や運動記録の入力頻度が高かったためにアクティブユーザとして抽出されたものの体重の記録が1回以下だったというユーザである。回歸直線を求めるため、少なくとも2回は体重の記録がないと、今回の判定ロジックを適用することができない。

表1の結果をみると、ほぼ6割のユーザが体重管理に成功していることが分かる。

表1 成功グループと失敗グループの分類
Table 1 Classifying success and failure group

グループ	人数(人)	比率(%)	男性(人)	比率(%)	女性(人)	比率(%)
成功グループ	783	60.2	324	62.1	459	59.0
失敗グループ	471	36.2	177	34.1	294	37.8
判定不能	45	3.4	20	3.8	25	3.2
合計	1,299	100.0	521	100.0	778	100.0

4.2 日記データの分析結果

続いて、この分類結果に基づき、成功グループおよび失敗グループに分類されたユーザが記録していた日記データを分類した。ほぼ半数のユーザが日記を記録しており、564名のユーザによる日記を分類することができた。その詳細を表2に示す。

分類できた成功グループ(354人)と失敗グループ(210人)による日記データを対象とし

表2 成功グループと失敗グループの分類(日記)
Table 2 Classifying success and failure group — diary

グループ	人数(人)	日記総数(日分)	平均(日/人)	最高日数(日)
成功グループ	354	8,131	23.0	362
失敗グループ	210	6,987	33.3	345
合計	564	15,118	26.8	—

て、前述した手順で分析を行った。手順(3)の比較から、各グループで出現頻度に差がみられた単語の上位25単語を、表3に示す。表の左側は成功グループに多く出現した単語であり、右側は失敗グループによる日記に多く現れた単語である。成功グループの日記にはダイエットにフォーカスした単語が多く含まれ、失敗グループの日記は日々の雑感を記録しているだけに留まっているという状況を観察することができる。

また手順(4)の分析を行ったところ、各単語について、その単語を日記で使ったユーザの割合は大きな差が見られなかった。これは、出現頻度の差は、各ユーザが積極的にその言葉を使っているか否かによることを示唆している。そこで手順(5)の結果を考える必要が生じるが(5)の結果では、分散が極端に大きな単語が多い。これは、いずれの単語も、1~2名のユーザによる特定単語の集中的な使用が全体に影響を与えていることを意味している。

表3 グループで出現頻度に差がみられた単語

Table 3 Words which have different occurrence rate in each group

単語	成功 Gr	失敗 Gr	差	単語	成功 Gr	失敗 Gr	差
脂肪	1.178	0.439	0.739	睡眠	0.042	0.405	-0.363
カロリー	1.238	0.727	0.511	年齢	0.038	0.364	-0.326
体重	1.677	1.233	0.444	朝	0.552	0.876	-0.324
筋肉	0.552	0.157	0.395	骨格	0.036	0.343	-0.307
日記	4.499	4.106	0.393	時間	0.688	0.948	-0.260
レベル	0.354	0.028	0.326	昨日	0.753	0.976	-0.223
ダイエット	0.786	0.475	0.311	自分	0.523	0.739	-0.216
記録	0.408	0.184	0.224	過食	0.030	0.240	-0.210
内蔵	0.208	0.004	0.204	仕事	0.660	0.823	-0.163
食事	0.540	0.363	0.177	ご飯	0.351	0.497	-0.146
ジム	0.205	0.064	0.141	回り	0.001	0.139	-0.138
お腹	0.411	0.273	0.138	嘔吐	0.007	0.143	-0.136
休肝	0.139	0.002	0.137	今日	2.486	2.598	-0.112
寒天	0.127	0.009	0.118	身体	0.073	0.178	-0.105
運動	0.580	0.468	0.112	久しぶり	0.206	0.308	-0.102
麦茶	0.110	0.001	0.109	日本酒	0.016	0.112	-0.096
明日	0.887	0.782	0.105	お昼	0.231	0.326	-0.095
本日	0.296	0.191	0.105	ジョギング	0.066	0.159	-0.093
今年度	0.107	0.005	0.102	半分	0.096	0.189	-0.093
内臓	0.124	0.023	0.101	夜	0.813	0.905	-0.092
ウォーキング	0.226	0.129	0.097	定食	0.015	0.102	-0.087
栄養	0.178	0.090	0.088	旦那	0.127	0.213	-0.086
起床	0.140	0.054	0.086	出張	0.103	0.186	-0.083
トレーニング	0.134	0.049	0.085	息子	0.073	0.156	-0.083
昼食	0.155	0.071	0.084	スカート	0.013	0.091	-0.078

分析の対象としたテキストデータは、日記という性質上、ある種の属人性を持つこととは否めない。図3は特徴的な日記記述形式の違いを示している(図3の内容は架空の日記だが、実際の日記データはこれに準じたばらつきを持つ)。左側の日記は分析対象として「理想的な日記」だが、右側の日記は特定の形式に従った形式で毎日記載されており、その結果として特定の単語に関して出現頻度に大きな影響を及ぼすため好ましい日記データではない。

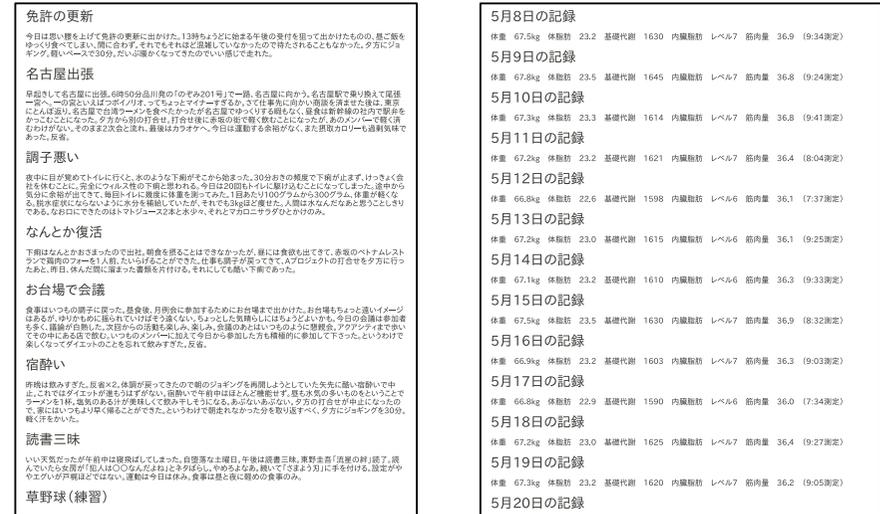


図3 日記の例。理想的なもの(左)と本分析には適さないもの(右)

Fig. 3 Two examples of user diary; an ideal one (left) and an inadequate one (right)

手順(5)はこのような傾向を持つ単語の影響を除くための手順である。手順(5)の結果、日記で言及した日数に関する平均と標準偏差を表4に示す。なおサンプル数が1の「今年度」を除き、標準偏差の差が2.0以内の単語を下線で示した。

この結果から、グループによる出現頻度の差は、「全体として『 』という単語が使われている」というよりは、「『 』という単語を使いがちな人が成功グループ/失敗グループに含まれる」と解釈すべきであるケースが支配的ということが分かる。グループの構成人数が354人あるいは210人という規模なのに対し、最大で362日ないしは344日分の日記を書いているユーザが存在している。そのようなユーザが特定の単語を使いつづけると、全体に与える影響は大きい。今回得られたデータの中では、ある種の誤記が継続的に記録さ

れ、その単語が記録された日数の平均と分散が非常に大きくなっているケースが存在した。

一方で、表4において網掛けで示した「ダイエット」、「食事」、「ジム」といったいくつかの単語に関しては、各ユーザの日記でその単語が用いられた日数の分布において、分散の差が少ない単語として抽出された。これはその単語を使用したユーザ群に上記のような極端な日記を記したユーザが存在しないことを意味し、成功グループにおいてその単語に関する出現頻度が高くなっている理由として、成功グループに含まれる多くのユーザが平均して集中的にその単語を用いているからであると考えることができる。このことから、これらの単語は成功グループの日記を特徴付ける単語群であるという結論が導かれる。

上記の単語に関する出現頻度をカイ2乗検定にて検定した結果、両者の間に0.1%水準で有意な差が存在することが明らかになった ($\chi^2 = 39.92$, 自由度 5, p 値 = 1.553×10^{-7})。

表4 日記で言及した日数に関する平均と標準偏差

Table 4 Mean and standard deviation of number of diaries which contain each word

単語	成功 Gr $[\mu/\sigma]$	失敗 Gr $[\mu/\sigma]$	単語	成功 Gr $[\mu/\sigma]$	失敗 Gr $[\mu/\sigma]$
脂肪	7.42 32.55	5.11 7.35	睡眠	1.88 1.48	17.44 70.50
カロリー	6.37 9.76	7.69 13.81	年齢	1.74 1.62	23.41 83.42
体重	7.98 26.22	9.79 21.18	朝	7.34 14.49	12.72 26.65
筋肉	8.58 42.24	3.06 3.51	骨格	4.83 8.13	53.00 124.12
日記	15.77 35.74	25.39 62.23	時間	5.38 10.04	12.32 39.57
レベル	13.33 61.43	1.68 1.08	昨日	5.01 6.95	9.02 17.52
ダイエット	4.98 6.37	5.50 7.94	自分	4.55 7.46	9.21 15.01
記録	3.50 5.70	2.73 2.57	過食	1.82 1.46	10.79 26.30
内蔵	58.00 98.73	1.33 0.47	仕事	4.90 9.14	10.72 21.20
食事	3.93 4.72	4.36 5.53	ご飯	4.05 8.18	7.05 13.34
ジム	5.76 8.34	4.72 9.71	回り	2.89 3.92	8.58 29.23
お腹	5.30 9.58	5.72 10.42	嘔吐	1.43 0.49	13.71 24.73
休肝	22.43 48.43	1.00 0.00	今日	9.83 20.25	15.24 32.33
寒天	4.47 8.36	1.71 1.39	身体	2.37 2.85	5.83 7.15
運動	4.48 8.90	6.29 12.72	久しぶり	2.74 4.78	5.84 11.15
麦茶	10.12 22.65	1.00 0.00	日本酒	1.54 0.93	11.50 26.96
明日	6.71 12.98	8.64 16.04	お昼	3.37 5.14	6.49 15.06
本日	6.47 18.24	6.74 9.24	ジョギング	2.04 1.97	8.19 20.96
今年度	130.00 0.00	1.67 0.94	半分	2.03 1.76	4.63 7.92
内臓	8.75 27.46	2.55 1.62	夜	6.85 11.31	11.38 24.49
ウォーキング	5.21 14.39	4.19 6.98	定食	1.31 0.58	5.44 12.74
栄養	2.95 3.34	2.50 2.63	旦那	8.00 16.96	11.48 20.97
起床	8.89 24.47	3.73 5.87	出張	3.56 4.63	7.79 19.80
トレーニング	3.23 5.57	3.44 5.02	息子	3.67 4.86	9.67 13.54
昼食	3.33 5.71	2.69 2.40	スカート	1.20 0.40	11.44 27.07

4.3 食事ログデータの分析結果

同様にして、成功グループと失敗グループに関する食事ログデータを分析した。登録した食事アイテムは集計され、その内容に応じて栄養価やカロリーが集計されてグラフと共にユーザにフィードバックされる。

分析においては、まず日記データと同様に成功グループと失敗グループで食事ログを分類する。その結果、成功グループには約80万件の食事データが、失敗グループには約55万件の食事データが分類された。それぞれのグループに属するユーザ数、一人当たり件数の平均および標準偏差を表5に示す。なお成功グループに分類されたユーザのうち最も多く食事データを登録していたユーザは、8,737件のデータを登録しており、失敗グループに分類されたユーザで登録数の最大だったものは、10,268件のデータが登録されていた。

また表6は、それぞれグループで出現頻度に差がみられた食事データのうち、上位25件を抽出したものである。表の左側は成功グループのユーザが多く摂取していたものであり、表の右側は失敗グループのユーザが多く摂取していた食品を示している。

表6の左側と右側に示した結果を比較すると、次のような特徴を見出すことができる。

- 成功グループは、調味料まで細かく記録している傾向がある
- 菓子類として「キャラメル」「塩せんべい」などが挙がっているが、いずれも失敗グループで多い
- 酒類では、健康維持に役立つ報告もある「赤ワイン」は成功グループで多く、それ以外の酒類（「焼酎」「ビール」など）は失敗グループで多い
- 酒以外の嗜好飲料では、ビタミンや食物繊維が期待できる「野菜ジュース」や、エネルギーの低い「ブラックコーヒー」は成功グループで多く、砂糖含有量の多い飲料の代表である「缶コーヒー」は失敗グループで多い
- 主食の料理では、食物繊維が多くエネルギーがやや低い「麦飯」は成功グループで多く、通常の白飯（「ご飯」「こめ 水稻 めし 精白米」など）は失敗グループで多い

表5 成功グループと失敗グループの分類（食事データ）

Table 5 Classifying success and failure group — food log

グループ	人数 (人)	食事データ総件数 (件)	平均 (件/人)	標準偏差	最高件数 (件)
成功グループ	681	808,465	1,187	1,359	8,737
失敗グループ	373	555,948	1,490	1,809	10,268
合計	1,054	1,364,413	1,295	1,539	—

ことから、ただ漫然と日記を付けているだけでは効果が薄く、高い意識をもってダイエットに臨むことの重要性が示唆された。

5. 関連研究

和泉ら⁸⁾は、センサデバイスから得られたデータをオントロジベースの推論システムに入力し、ユーザに健康支援のアドバイスを提示するシステムを開発した。このシステムではユーザの運動状況に応じたアドバイスが提示されるが、その結果としてユーザの健康状態が向上したかどうかのフィードバックまでは行っていない。また高橋ら⁹⁾、小林ら¹⁰⁾は、とくに生活習慣病が顕著となる中高年層でも抵抗なくシステムを利用できるように、実空間で様々なデータを取得、活用して利用者の健康を見守るシステムを「共生型健康支援システム」と位置付けてその実現に向けた研究を進めている。この方法はユーザにデータ入力を意識させない点を特徴とするが、筆者らのアプローチはユーザに積極的なデータ入力を促すという点で真逆の手法を取る。本研究事例が採用する方法のほうがデータを効率的に取得できるが、人手を介するためにデータ入力そのものを支援する方法が必要となる。そのためには何らかのエンターテイメント要素を持たせ、データを入力すること自体に動機付けを持たせることが重要と考えている。

データ入力の動機付け手段として、イートスマートにもソーシャルネットワーク(SNS)的な機能を用意している。SNSと組み合わせた健康支援サービスの有効性は、Newman¹¹⁾らが興味深い調査結果を示している。彼らは、なぜ健康情報をオンラインで共有したがるかを調査した。その結果、目標達成における鍵はソーシャルネットワークの充実と、その中でコミュニケーションの効率にあると結論付けている。

石井ら¹²⁾も健康情報とSNSを組み合わせた健康支援サービスを提唱しており、本研究と同様のアプローチを進めているが、身体情報をより効果的に入力する手法として体内通信技術を開発する方向に進んだ。この方法もデータ入力の手間を軽減することができるが、特別なハードウェアを用意しなければならないというハンディを負っている。1つの案としては、最近かなり身近な存在となったICカードの利用である。今井ら¹⁴⁾は学生証ICカードを利用した健康教育支援システムを提案した。

山田ら¹³⁾の提案するシステムは、バックエンドに管理栄養士や医師が位置付けられており、指導データや診断は人間の判断で行われる。本提案で示したデータ分析手法に基づきアドバイスの半自動生成を行うアイデアは、彼らのシステムにも有効と考えられる。

本論文で報告したイートスマートは非常に細かな食事ログを記録でき、また実際に数多く

のログが記録されているが、それがユーザの負担になっている面もある。入力の手間を軽減し、簡略化したデータ入力から健康支援を行おうという試みが今津ら¹⁵⁾によって提案されている。入力するデータ量とユーザの状態推定に関する精度はトレードオフの関係にあり、本提案のように多数のデータを入力するシステムに対する効果の比較は今後の課題であろう。

また、Preuveneersら¹⁶⁾らはモバイル機器を利用した血糖値モニタリングシステムを提案した。彼らのシステムは運動と食事のデータから血糖値を推定するシステムであり、血糖値管理に特化したものではあるが、モバイル機器の効果的な活用は参考にすべき点も多い。

Luoら^{17),18)}は一般向け電子医療記録システム¹⁷⁾やWebベース個人健康管理システム¹⁸⁾における看護活動に関するアドバイスの導入を示した。これらのシステムは、個人の健康記録と医療知識ベースをエキスパートシステムで突き合わせることで健康支援情報を提示するものである。とくに18)ではこの分野における研究の重要性と、現在、様々な研究が急速に進められていることが強調されている。個人の健康情報を分析してアドバイスを提示するシステムやアドバイスそのものを知識ベースから自動生成する研究も積極的に進められており、Wiesnerら¹⁹⁾らはWikipedia等、インターネット上に存在する医療関連情報から健康支援情報データベースを作成する手法を提案した。この種の自動生成は情報の過不足を調整する手段としては有望と考えられる一方、ユーザの健康に関する情報は他の情報に比べて妥当性の検証を十分に行うべきであり、実用化に向けては更なる精査が必要であろう。

6. まとめと今後の課題

本研究では、イートスマートのアクティブユーザ1,299名を対象として日記データおよび食事ログのデータを分析した。実体重および目標体重の差分に着目し、2009年8月から2010年7月までの1年間でダイエットに成功したユーザと失敗したユーザを分類、各ユーザが記録したデータに着目し、ダイエットの成否を分けた原因を探った。

成功グループの日記データの特徴付ける言葉として「ダイエット」、「食事」、「ジム」といった単語を抽出し、日記においてそれらの単語が意識的に用いられていることから成功グループのダイエットに対する意識の高さを導出した。さらに食事ログのデータを比較した結果からも、成功グループにおける意識の高さを裏付ける要素を指摘することができた。

イートスマートのサービスは、ダイエット支援を中心としたユーザの健康管理を目的に提供されており、その有用性は今回の分析からも確認することができた。ただし同サービスはあくまで支援に留まり、やはり確実にダイエットを成功させるには、本人の意識をどれだけ引き出すかが重要である。今回、ユーザの行動を分析した結果、ダイエットを成功させるた

めにはダイエットに対する意識や意欲の発露が重要であること、ただ漫然と記録するだけでは効果がないことが明らかになった。

この分析結果を踏まえると、同サービスをさらに効果的なものとする施策が考えられる。それは、得られたデータから、そのユーザが成功グループもしくは失敗グループのいずれに分類されるか、つまりユーザの行動状況からダイエットが成功するか失敗するかを予測できるようになるからである。ユーザの日記データや食事ログを、日々、本手法と同様の手順で分析し、ユーザにフィードバックすることでより柔軟なダイエット支援を提供することができる。例えばあるユーザのデータにおいて失敗グループに特徴的な傾向が現れた場合、そのユーザに行動を改善するメッセージを提示することは効果的であろう。関連研究でも示したように、分析結果に関する付加的な情報の提示も有効である。

今回の分析対象は日記データと食事ログが中心であった。イートスマートは他にも運動や歩数計の記録も登録できる。これらのデータに対しても分析を加えることで、どのような運動パターンが有効か、運動と食事の関係にはどのような特徴が現れるかといった興味深い解析を行うことができるだろう。これらのデータを加えたより深い研究や今後の課題として残されている。また一般に健康管理データは性差があるとされている。今回は男女別の詳細な分析を行っていないが、性差を考慮した研究も今後検討すべき重要な課題である。

参 考 文 献

- 1) メタボリックシンドローム診断基準検討委員会, “メタボリックシンドロームの定義と診断基準,” 日本内科学会雑誌, Vol.94, pp.188–203, 2006.
- 2) 杉本 潤哉, 藤岡 宏一郎, 伴 秀行, 岩田 淳也, 中川 徹, “健康分野における新しい日立 ASP ビジネスの取り組み – はらすまダイエット ASP,” 日立評論, Vol.91, No.12, pp.898–901, 2009.
- 3) 岡田 斗司夫, “いつまでもデブと思うなよ,” 新潮新書, 2007.
- 4) K.Y. Lee, K. Uchida, T. Shirota, and S. Kono, “Validity of a Self-administered Food Frequency Questionnaire against 7-day Dietary Records in four Seasons,” *Journal of Nutritional Science and Vitaminology*, Vol.48, pp.467–476, 2002.
- 5) 松本 裕治, 北内 啓, 山下 達雄, 平野 善隆, 松田 寛, 高岡 一馬, 浅原 正幸, “形態素解析システム『茶筌』version 2.3.3 使用説明書,” 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科自然言語処理学講座, 2003.
- 6) 樋口 耕一, “テキスト型データの計量的分析: 2つのアプローチの峻別と統合,” 理論と方法, Vol.19, No.1, pp.101–115, 2004.
- 7) A. Namri, T. Mizoue, M. Noda, Y. Takahashi, M. Kato, M. Inoue, and S. Tsugane, “Rice Intake and Type 2 Diabetes in Japanese Men and Women: the Japan Public Health Center-based Prospective Study,” In *American Journal of Clinical Nutrition*, Vol.92, No.6, pp.1468–77, Dec.2010.
- 8) 和泉 諭, 加藤 靖, 高橋 薫, 菅沼 拓夫, 白鳥 則郎, “オントロジを利用した健康支援システムの提案とその評価,” 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.2, pp.822–837, 2008.
- 9) 高橋 秀幸, 和泉 諭, 小林 有佑, 菅沼 拓夫, 木下 哲男, 白鳥 則郎, “やさしい見守り型健康支援システムの実現に向けて,” 情報処理学会研究報告, マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol.2008, No.54, pp.35–40, 2008.
- 10) 小林 有佑, 和泉 諭, 高橋 秀幸, 菅沼 拓夫, 木下 哲男, 白鳥 則郎, “共生型健康支援システムにおけるセンサデータの効果的な獲得手法,” 情報処理学会研究報告, Vol.2010-DPS-142, No.50, pp.1–8, 2010.
- 11) M. W. Newman, D. Lauterbach, S. A. Munson, P. Resnick, and M. E. Morris, “It’s not that I don’t Have Problems, I’m Just not Putting them on Facebook: Challenges and Opportunities in using Online Social Networks for Health,” *Proceedings of the ACM 2011 Conference on Computer Supported Cooperative Work (CSCW’11)*, pp.341–350, Mar. 2011.
- 12) 石井 克典, 栗政 明弘, 小谷 和彦, 富田 一郎, 徳田 寿教, “人体内通信を利用した e-健康コンサルティング・サービス,” 情報処理学会研究報告, デジタルドキュメント (DD), Vol.2008, No.10, pp.1–6, 2008.
- 13) 山田 敬三, 高橋 克弥, 佐々木 淳, “統合型健康増進支援システム IHSS の設計と評価,” 情報処理学会研究報告, Vol.2009-DPS-140, No.5, pp.1–5, 2009.
- 14) 今井 慈郎, 宮崎 英一, 鎌野 寛, 堀 幸雄, 森 知美, 高井 忠昌, “学生証 IC カードとキャンパス LAN を活用した健康教育支援システムの概要と設計方針,” 情報処理学会研究報告, Vol.2010-CE-107, No.3, pp.1–8, 2010.
- 15) 今津 眞也, 水本 旭洋, 孫 為華, 柴田 直樹, 安本 慶一, 伊藤 実, “ユーザのアクティビティと体重変化履歴に基づいた継続性の高い健康支援手法の提案,” 情報処理学会研究報告, Vol.2011-MBL-57, No.5, pp.1–8, 2011.
- 16) D. Preuveneers and Y. Berbers, “Mobile Phones Assisting with Health Self-care: A Diabetes Case Study,” *Proceedings of the 10th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services (MobileHCI’08)*, pp.177–186, Sep. 2008.
- 17) G. Luo and C. Tang, “Automatic Home Nursing Activity Recommendation,” *Proceedings of AMIA Annual Symposium*, pp.401–405, Nov. 2009.
- 18) G. Luo, C. Tang, and S. B. Thomas, “Intelligent personal health record: experience and open issues,” *Proceedings of the 1st ACM International Health Informatics Symposium (IHI’10)*, pp.326–335, Nov. 2010.
- 19) M. Wiesner and D. Pfeifer, “Adapting Recommender Systems to the Requirements of Personal Health Record Systems,” In *Proceedings of the 1st ACM International Health Informatics Symposium (IHI’10)*, pp.410–414, Nov. 2010.