

推薦論文

# ダイエットの成否に関する行動ログ分析

飯尾 淳<sup>1,a)</sup> 鷗戸口 志郎<sup>1</sup> 小山 欣泰<sup>2</sup> 長谷川 祐子<sup>2,†1</sup>

受付日 2011年11月8日, 採録日 2012年9月10日

**概要:** 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を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、やはりダイエットの成否を分ける潜在的な意識や意欲は記録に明示的に現れること、および、ダイエット支援サービスをより効果的なものとする可能性が明らかになった。

**キーワード:** ダイエット支援サービス, 行動ログ分析, テキストマイニング, 日記分析, 食事記録分析

## Log-based Assessment for the Success and Failure of Dieting

JUN IIO<sup>1,a)</sup> SHIRO UDOGUCHI<sup>1</sup> YOSHIHIRO KOYAMA<sup>2</sup> YUKO HASEGAWA<sup>2,†1</sup>

Received: November 8, 2011, Accepted: September 10, 2012

**Abstract:** 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 clearly expressed in the records, and that there was possibility to improve the supportive service for dieting.

**Keywords:** supportive service for dieting, log-based assesment, text mining, diary analysis, diet record analysis

### 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。たとえば、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）。

イートスマートは、食事、運動、体重・体脂肪など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

<sup>1</sup> 株式会社三菱総合研究所  
Mitsubishi Research Institute, Inc., Chiyoda, Tokyo 100-8141, Japan

<sup>2</sup> 株式会社 Eat Smart  
Eat Smart, Inc., Shibuya, Tokyo 151-0053, Japan

<sup>†1</sup> 現在、東京農業大学  
Presently with Tokyo University of Agriculture

<sup>a)</sup> iiojun@mri.co.jp  
本論文の内容は2011年7月のマルチメディア、分散、協調とモバイル（DICOMO2011）シンポジウム2011にて報告され、ユビキタスコンピューティングシステム研究会主催により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

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



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。「イトスマート」

Fig. 1 To calculate calorie diet diary. Comprehensive health support site. “Eat Smart”.

ターネットを介してイ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、食事をすべ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」\*2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、イ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、すべ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と直面する。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。

現在イトスマートが提供しているサービスでは、ユー

\*2 「レコーディング・ダイエット」は登録商標である。

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、記録されたログの内容や傾向をシステムが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、体重管理や食事管理を意識して記録した人の方が成功しやすい」、さらには「ダイエットの成否を分ける意識の差は記録の内容に明確に現れる」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、イトスマートに参加していたユーザのうち、1カ月を単位として、そ

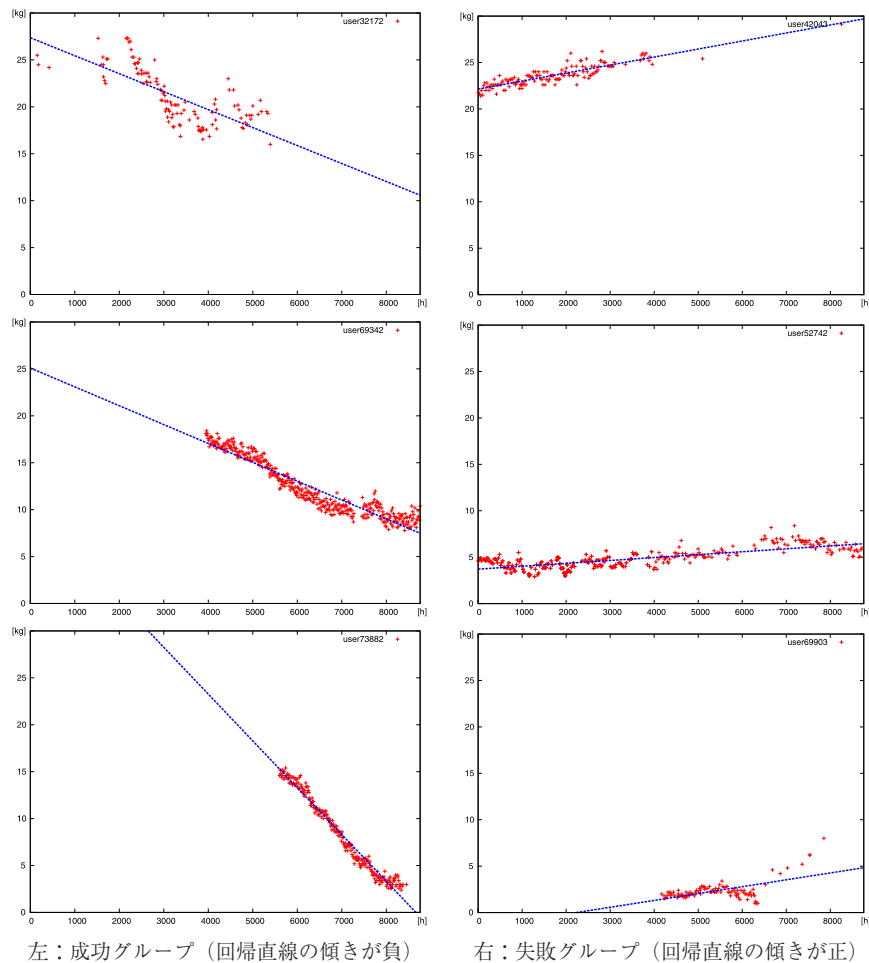


図 2 ダイエットの成否を判定するユーザーデータの例

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

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ーのことをいう。

### 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ーを分類、グループごと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 0 kg から 30 kg 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ーのデータをプロットするとともに、同データから計算される回帰直線も示した。

図 2 の左側に並べた 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ーのデータをプロットしたものである。また右側に並べた 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ーのデータを示している。これらのユーザー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ー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」[4]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ー数と比率を計測
- (5) 各ユーザーについて、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とく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

本章で，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。いずれでもない判定された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。回帰直線を求めるため，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。

なお，ダイエットでは，ある程度の継続的な期間も重要な観点であるが，成功グループおよび失敗グループに分類された1,254名の体重記録データについて初回から最終回までの継続時間を集計すると，平均は3,854.5時間(160.6日)であった。その値は，厚生労働省による特定保健指導の積極的支援期間である「3カ月以上」[5]より長い。

表1の結果を見ると，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。

### 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名)と失敗グループ(210名)による日記データを対象として，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。なお，出現頻度は手順(2)により出現数を総単語数で割って求めた頻度である。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とどまっているという状況を観察することができる。

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

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	—





表 4 各単語について、各ユーザが言及した日数の平均、および標準偏差

Table 4 Mean and standard deviation of number of entries in each diary which contain each word.

成功グループの頻出単語に関するデータ					失敗グループの頻出単語に関するデータ				
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

※各数値の単位は「日」

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。

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以内の単語を黄色の網掛けで示した。

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名あるいは210名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する可能性が低いことを意味する。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、とくに成功グループに含まれる多くのユーザがその単語をまんべんなく用いがちな傾向の現れ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乗検定で検定した結果、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 =  $1.553 \times 10^{-7}$ ).

### 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ともにユーザにフィードバックされる。

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	—

表 6 グループで出現頻度に差がみられた食事データ項目  
Table 6 Items in the food-log which have different occurrence rate in each group.

項目	成功 Gr	失敗 Gr	項目	成功 Gr	失敗 Gr
ブラックコーヒー	1.37	0.92	りんご	0.44	0.68
キャベツの千切り	0.60	0.44	みかん	0.35	0.50
アイスカフェオレ	0.19	0.06	ご飯	4.17	4.31
野菜ジュース	0.26	0.13	インスタントコーヒー	0.11	0.25
しょうゆ こいくちしょうゆ	0.30	0.18	ヨーグルト	0.27	0.41
食塩	0.25	0.13	ビール 缶 (350 ml)	0.27	0.41
しょうゆ (濃口)	0.16	0.04	コーヒー インスタントコーヒー	0.02	0.13
牛乳 (グラス)	0.46	0.36	ほうじ茶 (湯飲み茶碗)	0.04	0.15
麦飯	0.15	0.06	焼酎	0.35	0.46
ミニトマト	0.37	0.28	普通牛乳	0.12	0.23
オリーブ油	0.19	0.10	納豆	0.62	0.72
ワイン (赤)	0.22	0.14	バナナ 生	0.01	0.11
明治 ブルガリアヨーグルト	0.10	0.03	こめ 水稲 めし 精白米	0.02	0.11
マヨネーズ 全卵型	0.19	0.12	アーモンド	0.12	0.21
プレーンヨーグルト	0.42	0.35	バタートースト	0.24	0.33
カフェオレ	0.30	0.23	キャラメル	0.03	0.11
レタス	0.18	0.11	塩せんべい (厚焼き)	0.07	0.15
にんじん	0.13	0.06	ミルクティー	0.07	0.15
味噌汁 (わかめとねぎ)	0.39	0.32	紅茶	0.06	0.14
絹ごし豆腐	0.21	0.14	厚焼き卵	0.08	0.16
煎茶 (湯飲み茶碗)	0.31	0.24	味噌汁 (わかめと小ねぎと麩)	0.05	0.12
固形コンソメ	0.09	0.02	缶コーヒー	0.05	0.12
梅干し (小)	0.08	0.02	コーヒー牛乳	0.02	0.09
ハム (ロース)	0.20	0.14	ココア ピュアココア	0.03	0.09
たまねぎ	0.13	0.07	ブルーベリー	0.07	0.13

※表に記載された数値は両グループにおける各項目の出現頻度。頻度の求め方は日記データと同様である

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、1 人あ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」などがあがっているが、いずれも失敗グループが多い。
- 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）は失敗グループが多い。
- 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」は失敗グループが多い。
- 主食の料理では、食物繊維が多くエネルギーがやや低

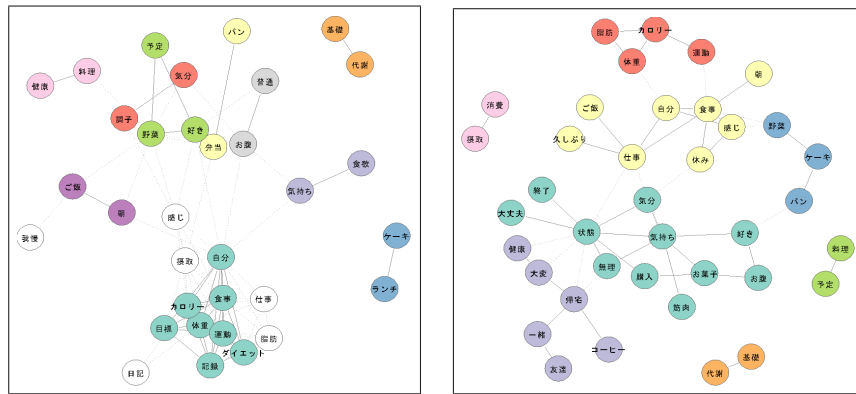


図 4 共起ネットワーク図：成功グループ (左) と失敗グループ (右)  
 Fig. 4 Co-occurrence graph; success group (left) and failure group (right).

い「麦飯」は成功グループで多く、通常の白飯（「ごはん」「こめ 水稲 めし 精白米」など）は失敗グループが多い。

#### 4.4 考察

成功グループと失敗グループ、それぞれに含まれるユーザが記録した日記を比較した結果、ダイエットの成否を分ける潜在的な意識が日記に記載される内容の傾向に明示的に現れることが明らかになった。ダイエットに成功したユーザの多くが、「ダイエット」や「食事」、「ジム」といった単語を頻繁に使用しており、単なる日常の記録としての日記ではなくダイエットを成功に導くための記録として日記を書いているという傾向がうかがえる。これはまさに成功グループのユーザが持つダイエットに対する意識の高さを反映している状況である。このことから、レコーディング・ダイエットが効果的であるとはいえ、体重管理や食事管理を意識して記録した人の方が成功しやすいという示唆が得られる。

同様の指摘は食事ログに関する比較からも導くことができる。食事ログの比較から、実際に摂取した食事の差がダイエットの成功と失敗を分けただけでなく、ダイエットに向けた意欲や意識の高さが食事ログの差にも現れていることが分かる。

減量の場合、熱量素のみで保全素（体組織を維持する栄養素）がほとんどない菓子・嗜好飲料は、摂りすぎにはとくに注意したい食品であることは自明であろう。主食については、白飯を1日3-4杯以上摂った女性で糖尿病リスクが高い傾向が厚生労働省研究班より報告 [6] されている。なおこの傾向は米飯にあわ・ひえ・麦を混ぜない人に、より強い関連がみられるとされている。また成功グループのほうに多くみられる食事アイテムには調味料だけでなくレタス、人参、玉ねぎ、絹ごし豆腐などの調理が必要な食材も多く、食事を料理としてだけでなく、食材レベルでも意識できていることが推察される。

これらの状況をふまえて今回のデータを振り返ると、そ

の内容から成功グループの食生活に対する意識の高さが浮かび上がる。

この傾向は各グループの日記データをテキストマイニングして生成した共起ネットワーク図からもうかがうことができる。図 4 は KH Coder [7] により描画して作成したグラフである。左側に成功グループの分析結果を、右側に失敗グループの分析結果を示す。

成功グループの共起ネットワーク図では、出現頻度で分析した結果と同様の「ダイエット」や「食事」、さらには「カロリー」、「運動」、「体重」、「目標」といった単語群に強い共起性が現れている。一方で失敗グループの共起ネットワーク図にその傾向はみられない。このことから、ただ漫然と日記をつけているだけでは効果が薄く、体重管理や食事管理に対する高い意識を持ってダイエットに臨むことの重要性が示唆された。

今回の分析結果をふまえると、イートスマートが現在提供している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、各ユーザの状況に応じて適切なダイエット関連情報を提示することで、より多くのユーザをダイエット成功へと導くことが期待できる。

たと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。また、対象とするユーザの行動に近い他のユーザでダイエットに成功した際の傾向を示すなど、対象ユーザに対する分析結果に関連した付加的な情報の提示も有効と考えられる。

#### 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を入力し、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とる。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、Newman ら [11] 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活性化にあると結論付けている。すなわち、目標に向けた活動と気持ちの整理は適切なコミュニケーションによって維持されるものであり、そのための道具立てを整備することが有効であると指摘された。

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人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津津ら [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として残されている。なお食事記録のデータ入力を簡略化する試みの代表的なものとして、北村ら [16] による FoodLog<sup>\*3</sup>がある。FoodLog では、食事データの入力方法として「食事写真のアップロード」という方法を採用しており、入力されるデータの精度を犠牲にしつつもユーザの操作負担を軽減している。このようなデータ入力方法の援用も検討の余地はあろう。

また、Preuveneers ら [17] 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 [18], [19] は一般向け電子医療記録システム [18] や Web ベース個人健康管理システム [19] 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。とくに文献 [19] 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 [20] らは Wikipedia など、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、実用化に向けてはさら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

\*3 <http://www.foodlog.jp/>

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とどまり、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、ダイエットの成功者はダイエットに対する意識や意欲の発露を明示する傾向にあること、ただ漫然と記録するという意識では効果は現れず、体重管理や食事管理を意識して記録したの方が成功しやすいことが明らかになった。

なお当然ながら、記録の良し悪しがダイエットの成否に直接結びつくのではなく、根本的にはダイエットに対する意識、やる気の有無がダイエットの成否を分ける。本研究では、その潜在的な意識の差が日記や食事記録に明示的に現れること、さらにそれをシステムが認識することによってサービスの改善につなげられるという可能性を示すことができた。

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] 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『茶釜』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).
- [5] 厚生労働省健康局：標準的な健診・保健指導プログラム (確定版) 第 3 章保険指導の実施 (4) 保健指導の実施要件 3) 「積極的支援」，pp.90-94 (2007).
- [6] Nanri, A., Mizoue, T., Noda, M., Takahashi, Y., Kato, M., Inoue, M. and Tsugane, S.: Rice Intake and Type 2 Diabetes in Japanese Men and Women: The Japan Public Health Center-based Prospective Study, *American Journal of Clinical Nutrition*, Vol.92, No.6, pp.1468-77 (2010).
- [7] 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).
- [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] Newman, M.W., Lauterbach, D., Munson, S.A., Resnick, P. and Morris, M.E.: 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, *Proc. 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] 今津真也，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] 北村圭吾，山崎俊彦，相澤清晴：食事ログの取得と処理—画像処理による食事記録 (Food Logging and Processing - Analysis of Food Images)，映像情報メディア学会誌，Vol.63，No.3，pp.376-379 (2009).
- [17] Preuveneers, D. and Berbers, Y.: Mobile Phones Assisting with Health Self-care: A Diabetes Case Study, *Proc. 10th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services (Mobile-HCI'08)*, pp.177-186 (Sep. 2008).
- [18] Luo, G. and Tang, C.: Automatic Home Nursing Activity Recommendation, *Proc. AMIA Annual Symposium*, pp.401-405 (Nov. 2009).
- [19] Luo, G., Tang, C. and Thomas, S.B.: Intelligent personal health record: Experience and open issues, *Proc. 1st ACM International Health Informatics Symposium (IHI'10)*, pp.326-335 (Nov. 2010).
- [20] Wiesner, M. and Pfeifer, D.: Adapting Recommender Systems to the Requirements of Personal Health Record Systems, *Proc. 1st ACM International Health Informatics Symposium (IHI'10)*, pp.410-414 (Nov. 2010).

## 推薦文

本論文は、ユーザによる情報の記録内容を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論じたものであり、知見としての研究上の貢献が大きいと推薦する。

(ユビキタスコンピューティングシステム研究会  
主査 椎尾一郎)



飯尾 淳 (正会員)

昭和 45 年生。平成 6 年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻修士課程修了。同年 (株) 三菱総合研究所入社。現在、同社未来情報解析センター主席研究員。平成 21 年より東京農工大学国際センターの客員准教授を兼務。画像処理、ユーザインタフェース、情報システムの最適化、行動情報の解析に関する研究等に従事。平成 24 年情報処理学会優秀教材賞受賞。HCD-Net 認定人間中心設計専門家。博士 (工学)。技術士 (情報工学部門)。ヒューマンインタフェース学会、電子情報通信学会各会員。



鵜戸口 志郎

昭和 48 年生。平成 11 年慶應義塾大学大学院理工学研究科管理工学専攻修士課程修了。同年 (株) 三菱総合研究所入社。現在、同社未来情報解析センター主任研究員。民間企業のマーケティング、リスク管理に関するコンサルティング業務に従事。専門は、データマイニング、テキストマイニング、機械学習、データベース。



小山 欣泰

昭和 55 年生。システム開発会社を経て、平成 20 年 (株) Eat Smart 入社。現在、同社で運営を行う「イートスマート」の企画、開発、運営、データ解析、ASP 事業に従事。



長谷川 祐子

昭和 60 年図書館情報大学図書館情報学部図書館情報学科卒業。同年三菱電機 (株) 入社。平成元年日本アイ・ビー・エム (株) 入社。平成 7 年香川栄養専門学校栄養士科卒業。同年 (株) ヘルスランド社入社。平成 14 年筑波

大学大学院体育研究科修士課程修了。平成 15 年 1 月から平成 17 年 8 月まで (独) 産業技術総合研究所生命情報科学センターテクニカルスタッフ。平成 17 年 (株) Eat Smart 入社。平成 23 年 9 月から平成 24 年 3 月まで (独) 国立健康・栄養研究所技術補助員。平成 24 年度法政大学スポーツ健康学部、東京家政学院大学現代生活学部、鎌倉女子大学家政学部等非常勤講師。現在、東京農業大学応用生物科学部栄養科学科研究生。運動時のたんぱく質代謝に関する研究等に従事。管理栄養士。日本栄養改善学会、日本栄養・食糧学会、日本食育学会、日本体力医学会、日本公衆衛生学会各会員。