

博士論文

行動決定を変容させる  
サイバネティックループの理論と実装

竹内 俊貴



## 概要

本研究では、記憶・予測・行動からなる人間の行動決定フィードバックループを情報工学技術により拡張し、継続的に個人行動をアクチュエートして行動変容を引き起こす仕組みを実現することを目的とする。記憶の拡張であるライフログ、予測の拡張であるシミュレーションのように、ループを構成する要素を対象として技術開発はこれまでも盛んに進められてきたが、継続的に個人行動を改善するためには、系をループとして捉えたほうが良いと考えられる。本研究では、行動決定フィードバックループをライフログ、シミュレーション、行動誘発技術を用いて拡張するサイバネティックループを提案し、行動の事前判断過程および事後評価過程にシステムが介入することで行動変容を引き起こす手法を、研究室内等の限定的環境下のみならず実世界環境下の実験を通して実証する。

具体的には、事前判断過程への介入として、行動前に購買行動の予測を提示することで行動変容を起こすシステムを構築した。事後評価過程への介入には、食行動を対象とし、期待同化現象を利用して他者評価によって食事満足度を操作する仕組みを考案した。さらに、両過程に介入する方法として、高速道路上の運転行動を対象に、選択的未来予測を提示するアプローチを行った。また、対象行動が長期的目標に基づくケースとして、タスク管理を対象としてサイバネティックループの構築を試みた。そして、これらのアプローチの成果をまとめ、サイバネティックループ構成法を述べるとともに、本研究を通して明らかとなった社会実験的な研究手法の課題と可能性について考察する。



# 目次

---

<b>第1章 序論</b>	<b>10</b>
1.1 研究の背景	11
1.2 研究の目的	13
1.3 本論文の構成	14
<b>第2章 行動決定フィードバックループに関する技術</b>	<b>15</b>
2.1 行動決定フィードバックループ	16
2.2 ライフログ	16
2.2.1 記憶を拡張するライフログ	17
2.2.2 膨大な個人行動の記録	17
2.2.3 ライフログの活用	18
2.2.4 ビッグデータとライフログ	19
2.3 シミュレーション	20
2.3.1 オフラインのシミュレーション	20
2.3.2 オンラインのシミュレーション	21
2.4 行動誘発	23
2.4.1 知覚系に働きかける行動誘発	23
2.4.2 認知バイアスに働きかける行動誘発	24
<b>第3章 サイバネティックループの提案</b>	<b>26</b>
3.1 行動決定モデル	27
3.1.1 ヒューマンモデリング	27
3.1.2 行動決定のフィードバックループ	29
3.2 サイバネティックループ	30
3.3 サイバネティックループモデル	33
3.3.1 制御論的サイバネティックループモデル	33
3.3.2 介入効果とインターバル	35
3.4 サイバネティックループの特徴	36
3.4.1 個人レベルのシミュレーション	37
3.4.2 認知科学的アプローチを用いたフィードバック	37
3.4.3 短いタイムスケール	38

---

3.5	本研究のアプローチ	40
3.5.1	事前判断過程の誘発と事後評価過程の誘発	40
3.5.2	高次行動に対するサイバネティックループ	42
3.5.3	社会実験を通じた実証	43
<b>第4章</b>	<b>サイバネティックループの構築</b>	<b>45</b>
4.1	事前判断・事後評価過程への介入	46
4.2	消費予報：購買行動の未来予測	46
4.2.1	事前判断過程への介入	46
4.2.2	未来予測提示によるフィードバック	47
4.2.3	未来予測を利用した消費行動改善システム	48
4.2.4	提案システムの評価	57
4.2.5	本節のまとめ	59
4.3	Yumlog：他者評価による期待同化を利用したフィードバック	60
4.3.1	事後評価過程への介入	60
4.3.2	他者による自己の行動の評価	61
4.3.3	期待同化を利用した食習慣改善ソーシャルメディア	62
4.3.4	提案システムの評価	68
4.3.5	実社会におけるユーザスタディ	72
4.3.6	本節のまとめ	77
4.4	東名渋滞予報：未来予測提示による運転行動誘発	78
4.4.1	事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入	78
4.4.2	対話的未来予測提示による行動結果の事前評価	79
4.4.3	未来予測を利用した運転行動誘発システム	79
4.4.4	選択的未来予測提示フィードバックの評価	81
4.4.5	実社会におけるユーザスタディ	88
4.4.6	本節のまとめ	89
4.5	本章のまとめ	90
<b>第5章</b>	<b>高次行動に対するサイバネティックループ構築</b>	<b>92</b>
5.1	高次行動への適用	93

---

5.2	未来日記：未来予測を利用したタスク管理	93
5.2.1	未来予測提示による未来への認識の強化	93
5.2.2	既存のタスク管理手法	95
5.2.3	未来予測を利用したタスク管理手法	96
5.2.4	提案システムの評価	109
5.2.5	実社会におけるユーザスタディ	112
5.2.6	考察とまとめ	115
5.3	本章のまとめ	116
<b>第6章</b>	<b>サイバネティックループ構成法</b>	<b>117</b>
6.1	サイバネティックループ実装のまとめ	118
6.1.1	事前判断への介入	119
6.1.2	事後評価への介入	120
6.1.3	事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入	121
6.1.4	高次行動への適用	122
6.1.5	サイバネティックループ実装のまとめ	122
6.2	サイバネティックループモデルの考察	123
6.2.1	消費予報のサイバネティックループモデルへの適用	124
6.2.2	Yumlogのサイバネティックループモデルへの適用	125
6.2.3	東名渋滞予報のサイバネティックループモデルへの適用	126
6.2.4	未来日記のサイバネティックループモデルへの適用	127
6.2.5	予測精度と介入効果についての考察	128
6.3	サイバネティックループ構成フロー	128
6.4	サイバネティックループ実証法	131
6.4.1	システムの一般公開	132
6.4.2	アプリケーション公開型社会実験における課題	133
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>140</b>
7.1	本論文の成果	141
7.2	応用と展望	142
7.2.1	ソーシャルセンサとソーシャルアクチュエータ	142

---

7.2.2	行動改善のための情報操作 . . . . .	144
<b>付録 A</b>	<b>ソーシャルメディアを用いた交通情報センシング</b>	<b>147</b>
A.1	ソーシャルメディア上の交通関連情報抽出 . . . . .	149
A.1.1	Twitter ストリームのクローリング . . . . .	149
A.1.2	道路交通関連ツイートの抽出 . . . . .	150
A.2	ソーシャルメディアを用いた渋滞外因推定 . . . . .	153
A.2.1	Twitter を利用した渋滞外因推定 1 . . . . .	153
A.2.2	Twitter を利用した渋滞外因推定 2 . . . . .	156
A.3	まとめ . . . . .	159
<b>謝辞</b>		<b>160</b>
<b>参考文献</b>		<b>165</b>
<b>研究成果一覧</b>		<b>179</b>

# 第1章

## 序論

## 1.1 研究の背景

コンピュータの進化による高速化や小型化，スマートフォンなどによるモバイルネットワークの普及により，日常的に簡単に記録をとることができるようになった。日常生活における人の行動を，電子的に長期間に渡り記録したものはライフログと呼ばれ，専門家のみならず一般大衆からも注目を浴びている。日常行動をくまなく記録したデータは，健康管理としてのヘルスケアやターゲティング広告に代表されるマーケティング等に活用可能となるためである。相澤 [1] によれば，ビデオ CD 程度 (MPEG1 形式) のビットレートで人生すべての映像を記録するとしても，180TB ほどで済むとされている。記録媒体の記憶容量はムーアの法則にしたがって増加しており，現在では 180TB のデータを個人で所有することは不可能ではない。一人の人間の人生を映像ライフログとしてすべて記録することさえ可能な時代となっているのである。

現在では，人が時々刻々生み出し続けるデータであるライフログを扱うスマートフォンや各種小型センサの普及により，運動量や生体情報から食事内容や位置情報，さらには SNS 等に投稿されたコメントまで，さまざまなレベルの多岐にわたるライフログ取得が可能になっている。ハードウェアやネットワークインフラが進化したことで，ライフログに関する研究や実世界におけるサービスやアプリケーションの開発が盛んに進められている。ライフログは，本人さえ覚えていないことまですべて録り貯めておくことができる上に，電子データであるため，必要となれば適切な情報を素早く検索することができることから，コンピュータによる記憶の拡張を可能にするともいわれる。また，記録者自身がその時は無駄で意味がないと思うような情報まですべて保存することで，将来的に必要となった際に役に立ったり，記録者の生活習慣や日常行動を解析して健康管理・タスク管理に活かしたりといった新たなサービスの展開を期待できる。また，取り貯められたデータは記録者以外の第三者にとっても有用である。医者が患者の日常的な食事や血圧データの統計を見て適切な処方を行ったり，ウェブページの閲覧履歴から対象者が欲しいと感じる広告内容を自動的に選択 (ターゲティング広告) してマーケティングに活かしたりできる。これらは近年注目されている，膨大なデータを解析し，小規模では見えづらかった新たな情報を発見するビッグデータ技術と関連深い。ライフログは個人に着目した

ビッグデータであると考えられる。



図 1.1: 既存のライフログ活用の流れ

これまでのライフログや個人にまつわるビッグデータに関する研究では、個人のライフログデータを収集・解析した後、その個人とは別の場所で社会活用されている例がほとんどである（図 1.1）。例えばターゲティング広告では、個人のブラウザ閲覧履歴から解析した購買傾向を、広告主あるいは広告提供者が利するように活用している。もちろん、ライフログ提供者にとっても自身の欲する商品の広告を目にする機会が増えるため利益とはなるが、主目的はライフログ提供者ではなく別の場所にある。

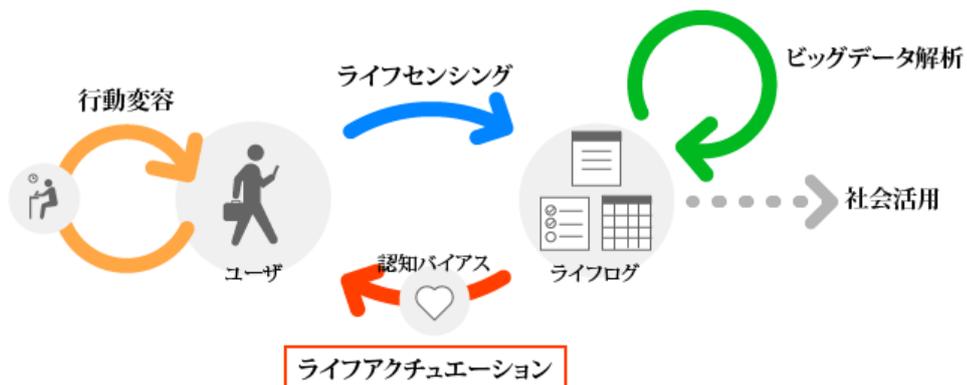


図 1.2: アクチュエーションを含めたフィードバックループの形成

ライフログを集積（センシング）・解析することで個人あるいは集団としての行動等を推定することが可能となるが、その結果をどうフィードバックすれば個人の生活行動を改善（アクチュエート）できるかについての検討が不足している）。個人から集めたデータを解析した上で、その個人にフィードバックして返すことで、個

人行動を変容させることができると考えられる。そして変容した行動は再びセンシングされ、次のフィードバックに利用される。すなわち、図 1.1 のようなオープンループではなく、図 1.2 のようなフィードバックループを形成することが、継続的な個人行動を変化させる上で重要となる。

これまで、人の行動を記録する技術、解析する技術、誘発する技術は、個別に研究対象とされることが多かった。しかし継続的な個人行動改善を試みる上では、個々の技術ではなく、記録、解析、誘発からなるフィードバックループを検討する必要がある。このようなフィードバックループ過程を対象とした研究はほとんどないが、個々の技術が十分に発展した現在、上位の認知過程を情報技術により支援する技術は重要なテーマである。

以上の背景を踏まえ、本論文では、ライフログ技術、シミュレーション技術の手法と心理学・認知科学の知見を利用することで、人間の行動決定における認知的フィードバックループ過程を拡張するシステム構成法を明らかにすることを課題とする。

## 1.2 研究の目的

本研究では、ライフログをリアルタイムに収集・処理・フィードバックするループを構築し、認知バイアスを操作することで個人行動をアクチュエーションして変容させることを目的とする。そのために、個人の生活行動を電子的に記録するライフログ技術、現在の状況と過去の記録（モデル）から行動結果を推定するシミュレーション技術、そして意思決定を変化させるための認知科学的手法を利用する。これらの技術は、個別にはこれまでも多くの研究がなされてきたが、これらを高度に組み合わせたシステム全体としては着目されていなかった。本研究ではライフログ技術、シミュレーション技術、認知科学的手法を用いて、人の認知的フィードバックループを拡張するシステムを提案する。

行動の意思決定においては、行動の事前にある判断過程と、事後にある評価過程が影響を与えると考えられる。それぞれの過程について提案手法を用いてフィードバックを与えた場合に、行動決定に変化を誘発することができるかを明らかにするため、判断過程、評価過程を個別に操作する系を用意する。また、判断過程と評価過程の両方を操作する場合についても考慮する。さらに、行動の評価が行動後しばらく

く経ってから行われる，タイムスケールの大きなシーンについても行動変容を引き起こせることを目指す．そして，これらの結果を踏まえて，提案するサイバネティックループに関する知見をまとめ，さまざまな生活シーンの中において個人行動を変容させるサイバネティックループの設計手法の方針を明らかにする．

### 1.3 本論文の構成

本論文は全7章から構成される．以下に各章の概要を述べる．

**第1章「序論」**では，本研究の背景と目的，および本論文の構成を述べた．

**第2章「行動決定フィードバックループに関する技術」**では，行動決定フィードバックループに関連する技術について，ループを構成する過程の技術的な拡張であるライフログ，シミュレーション，行動誘発技術についてまとめる．

**第3章「サイバネティックループの提案」**では，本論文における中心的概念であるサイバネティックループを提案し，制御論的モデル化を行い，その特性を導く．さらに，本論文における研究アプローチを述べる．

**第4章「サイバネティックループの構築」**では，行動の事前判断過程および事後評価過程に介入して情報提示する方法によって，購買行動，食事行動，運転行動に対して，3つの具体的なサイバネティックループを実装する．また，それぞれ制限環境下の実験のみならず社会実験において有効性の検証を行う．

**第5章「高次行動に対するサイバネティックループ構築」**では，より一般的な行動としてタスク処理行動を対象とし，高次行動に対してサイバネティックループの構築を試みる．

**第6章「サイバネティックループ構成法」**では，第4章と第5章で述べた実装とその結果をまとめ，本論文において提案しているサイバネティックループのモデルを検討する．さらに，社会実験的実証アプローチでえられた知見を整理し，サイバネティックループを実証する方法の利点や課題を考察する．

**第7章「結論」**では，本研究についての結論と今後の展望について述べる．

## 第2章

# 行動決定フィードバックループ に関する技術

## 2.1 行動決定フィードバックループ

人は日々の中で、常に意思決定を行い、行動を選択し、実行して生きている。この行動を選定するための意思決定をモデル化する方法はさまざまであるが、衣食住に代表される何回も繰り返し行われる行動では、フィードバックループにしたがって行動決定が行われると考えることができる。この行動決定フィードバックループは、記憶、予測、判断、行動、評価の過程からなる。つまり、現在置かれている状況と過去の「記憶」から、何を行ったときどうなるかといった「予測」を行い、それをもとに行動を「判断」する。そして、実際に「行動」を実行し、その後行動結果を「評価」したものがまた「記憶」の一部となり、次の行動決定ループに利用される。本論文では、この行動決定フィードバックループを主に扱う。

ここで、記憶や予測、判断、行動、評価といった過程は、部分的にはあるが、さまざまな技術によって拡張されていると考えられる。たとえば、ライフログは記憶の拡張と呼ばれることがあり、予測はまさにシミュレーション技術である。判断から実際に行動に移し、後に評価するという過程は、認知科学において研究がなされている部分である。特に、行動を引き起こしたり変容させる、行動誘発技術がこれにあたる。

これら個別の技術を組み合わせて、行動決定フィードバックループを拡張させることが、本論文における提案となるが、この詳細については後述する。本章では、個人の生活を記録するライフログ技術、個人の行動を予測するシミュレーション技術、そして個人の行動を変化させる行動誘発技術について、これまでに行われた研究や開発された技術についてまとめたい。

## 2.2 ライフログ

ライフログ (Lifelog) とは、元々はウェアラブルなコンピュータを用いて生活の全体または大部分 (life) を記録する (log) ことを指していた。この観点からいうと、Steve Mann という人物が1980年代前半に行われたのがはじめであると言われている。しかし、近年ではもう少し言葉の意味の指す範囲が広がり、日常の行動体験をデジタルデータとして記録に残すこと全般を指すのが一般的である。近年ではスマートフォンが広く普及し、多くの人が複数のセンサの内蔵された端末を持ち歩

くようになったことで、学術レベルではなく実アプリケーションレベルでライフログという単語は注目を浴びている。

### 2.2.1 記憶を拡張するライフログ

人生をデジタル化して録り貯め、さらに柔軟な検索を可能にし記憶を拡張するという意味でのライフログの概念は、実は1945年にヴァネヴァー・ブッシュが *As We May Think* [2] で発表した memex というコンピュータシステムの概念と非常に近いものがある。当時は実現不可能であったこの概念が、近年の急速な技術の発達により、現実のものとなりつつある。

### 2.2.2 膨大な個人行動の記録

近年のライフログプロジェクトは、米国国防総省防衛高等研究計画局 (DARPA) が2003年に計画した LifeLogProject が発端となっている。このプロジェクトでは、電子メールの送信履歴や読んだ雑誌、クレジットカードによる購入履歴など、日常生活に関わるさまざまな情報を、索引で検索できる形で記録する。さらに、行動の一部始終をカメラで記録し、情報の入手日時・位置情報を添付するなどしてデータベース化することで、個人の行動記録を管理する。なお、このプロジェクトは2004年1月末に具体的な理由が明らかにされることなく密かに中止されている。

ライフログ研究において最も代表的なものとしては、Microsoft Research による MyLifeBits Project がある [3]。これは生活に関するすべての履歴の電子化を目指したものであり、ウェブページの閲覧履歴、通話記録、視聴したラジオやテレビ番組までも含んでいる。MyLifeBits Project では蓄積されたデータに対し注釈を付け、またデータを情報に依存したリンクでつなぐことでライフログを構造化し、膨大なデータの検索・閲覧を可能とする。プロジェクトの中心メンバーの Gordon Bell ら著作の *Total Recall* [4] では、実際に自身の生活のあらゆるものを電子化した経験から、それがいかに有益なことであるかが主張されている。MyLifeBits Project では、日常行動のデータ取得には SenseCam というウェアラブルデバイスを用いており、これまで他のさまざまな研究にも用いられてきている。2010年には、SenseCam の技術をベースとして、Vicon 社より Vicon Revue [5] という製品の市販も開始されている。

### 2.2.3 ライフログの活用

ここまでのライフログ研究は、生活に関わる情報で記録できるものは何でも記録し、データベース化することによる、いわゆる「記憶の拡張」をテーマとしたものが多かった。最近では、ライフログとして記録する対象をある程度限定し、ログを閲覧するのみではなく、ログを解析してわかることを他用途に活かそうとするものが増えている。

相澤らが研究を進め、foo.log 株式会社が既に実サービスとして展開し始めている「FoodLog」[6,7]は、携帯電話やスマートフォンといったユーザが普段持ち歩いている携帯端末を用いて、食事写真を撮影しアップロードすることで、画像処理によって食事バランスの推定を行ってくれるというものである。さらに、このようにして録り貯めた食事のライフログを健康管理に活用しようとしている。現在普及している携帯電話のほとんどにはカメラ機能が付いており、FoodLog ユーザにかかる記録負担は少ないと考えられる。また、食事の写真をブログなどで共有する人は以前にも多く存在しており、食事の記録を残したいというニーズは少なからずあると予測されるため、その点でユーザに対してモチベーションを与えられている。

このようなスマートフォンを利用して食事記録を行うアプリケーションは多く制作されている。例えば、Carter らの My Meal Mate [8] などがあげられる。しかし、テキストベースの記録アプリケーションはユーザの負担が大きく、長期間に渡り記録することは容易ではない。相澤らの FoodLog は画像処理による自動化でその負担を減らしている。ユーザの記録負担を軽減するための自動化に関する技術開発には強い要望があり [9]、さまざまな研究が進められている。

ビジネスの現場においても、ライフログの活用は進んでいる。日立製作所中央研究所で開発されたビジネス顕微鏡 [10,11] は、名札型のウェアラブルセンサを用いてオフィス内における社員同士のコミュニケーションを記録・解析する。名札には赤外線センサ、加速度センサ、マイク、無線通信デバイスが内蔵されており、社員間の対面、社員の動き、周囲音を常時記録している。これらのライフログを解析することで、組織内のコミュニケーションの可視化を行うのみならず、身体の活発度が生産性に関連することが明らかになっている [12]。また、同センサと POS データを組み合わせて、中規模ホームセンタにおいてどのような要素が業績に関わるかを調べ

る研究もなされている [13]. 結果として店員の滞在位置を変更することで顧客単価を 15 % 増加させることに成功している.

#### 2.2.4 ビッグデータとライフログ

ビッグデータとは、これまでのデータ処理ツールでは処理することが難しい、巨大なデータを指す。たとえば、Facebook 上では 1 日あたり 2 億 5,000 万件を超える写真がアップロードされ、9 億以上の場所（ページやグループなど）において行われるユーザ間のインタラクションは 8 億件を超える。携帯端末上で通話、メッセージング、ツイート、ブラウジングを行う人は、世界中で 50 億人にもものぼるといわれる [14]. ビッグデータと呼ばれるものは、その大きさから、これまで見えなかった現象や傾向の発見が期待されるとして、データの収集から解析、可視化まで、多くの研究が進められている。

例えば、2012 年のバラク・オバマのアメリカ大統領選挙における再選運動では、ビッグデータ分析が大きな役割を果たしたといわれている。オバマ陣営は 2008 年の選挙においても、Twitter の利用やポータルサイト構築など、情報技術を活用した。2012 年の選挙では、支持者名簿などの膨大なデータを集めて整理し、解析することで、効果的なメール送付やイベント開催を行い、効率的に活動資金を集めた。また、激戦が予想される州の住民のデータを集め、選挙シミュレーションを繰り返し、資金・人員の投入調整を行った。結果として、僅差であった 9 州のうち 8 州で勝利し、再選を成し遂げた。

日本においても、本田技研工業は同社が販売する自動車からアップロードされる大量の走行データをもとに、防災や天気、省燃費ルートなどの情報を提供するサービスを行っている。2012 年時点で毎月 1 億 km 分のデータがアップロードされ、2012 年 5 月時点では合計 25 億 km 分のデータを集めている。このビッグデータは、急ブレーキの多発場所を見つけ出して対策を施すことにより急ブレーキ回数を 7 割減らしたり、東日本大震災の際にも被災地の通行実績マップを生成するなど、有効利用された [15].

ライフログはビッグデータという単語が登場する前から存在するが、規模の大きいデジタルデータであるという点では共通している。ライフログは、個人に関する

ビッグデータであるといえる。ビッグデータ解析技術の進展により、新たな傾向の発見や予測精度の向上があったように、個人のビッグデータであるライフログを解析することで、個人単位で行動を予測することができると考えられる。

## 2.3 シミュレーション

シミュレーションとは、現象を論理的に単純化したモデルを用いて、あらかじめ現象を試行することである。ビッグデータやライフログから予測を行うには、このシミュレーション技術が必要となる。

### 2.3.1 オフラインのシミュレーション

1972年、Meadowsらはローマクラブからの委託を受けて記した著書『成長の限界 (The Limits to Growth)』の中で、人口、食料、資源、汚染等のデータから、100年以内に人類は危機に陥ることを予言した [16]。『成長の限界』では、単なる統計処理ではなく、システムダイナミクス理論に基づいて地球全体のモデル化をしてシミュレーションを行い、時期までも予測している。これは大規模なシミュレーションの代表的なものといえる。

ローマクラブの報告は人類全体を対象とした、実感が湧きづらい事例であるが、現代では生活に身近な場所においてもシミュレーションが活用されている。生活に身近なシミュレーションとしては、まず天気予報があげられるだろう。現代の天気予報は過去の気象データや大気の状態、気象衛星の観測情報などを用いて、将来の天気を予測している。Bjerknesは1904年、気象の問題は天体問題と同様に物理学を用いて解けることを提唱し、これが現代の数値予報につながっている [17]。数値予報は初期の準地衡風モデル、バランスモデルから発展し、現在では高度なプリミティブモデルや気候モデルと非静力学モデルをもとに、気象庁ではスーパーコンピュータを用いて予測されている [18]。

占いをシミュレーションと呼んでよいかは議論の余地があるが、仮にシミュレーションの1種とするなら、それはオフラインのシミュレーションに含まれるだろう。占いは、手相や人相、誕生日などのプロフィールから、個人に当日の運勢や未来の

予言を提供する。大半の場合、占いのインプットは生得的な情報であり、人の行動変化が占いに反映されることはない。占いの結果は非科学的であることが多いが、その情報提示は人の行動を変化させており、その意味では行動誘発の効果はあるといえる。

成長の限界におけるシミュレーションは一度行ったらそれっきりであり、また天気予報や占いなどのシミュレーションは毎日のように行われているが人の行動は結果にほとんど影響を及ぼさない。すなわちこれらは、オフラインのシミュレーションであると考えることができる。

実際には、シミュレーションがオフラインかオンラインかは、シミュレーションを繰り返すインターバルによって変わる。1回限りのシミュレーションは、インターバルが無限であるということもできる。世の中の多くのシミュレーションはオフラインであり、それゆえに高い精度で与えられることが重要となる。

### 2.3.2 オンラインのシミュレーション

前節で紹介したシミュレーションは、一度計算したらその結果を使い続ける、いわばオフラインのシミュレーションであった。ウェアラブル機器が浸透した現代では、ユビキタスに、あらゆる場所に計算機が存在している。一度シミュレーションをした後にも、時々刻々と変化する現状をインプットとし、さらにシミュレーションを行う、オンラインのシミュレーションが可能となる。



図 2.1: カーナビゲーションシステム

代表的なものとして、カーナビゲーションシステム（カーナビ）があげられる [19]. カーナビとは、自動車を運転する際に、現在の地点から目的の地点まで走行状況に応じて経路案内を行う機械であり、広く普及している。カーナビの経路探索には、主としてダイクストラ法 [20] をベースとした手法が用いられている [21,22]. また、立ち寄り地を考慮する方法として、遺伝的アルゴリズム [23] を利用した経路探索手法の研究も行われている [24]. カーナビの示す経路は基本的には固定であるが、経路を外れれば最探索を行って新たな経路を計算し、車両の速度や渋滞情報を加味して到着予想時刻を表示する（図2.1）。これはリアルタイムにシミュレーションを行っているため、オンラインのシミュレーションであるといえることができる。

株式市場における株価の変動予測も、オンラインのシミュレーションといえるだろう。株価推移のモデル化は大生に経済学分野の研究対象であり、ARIMA モデル [25] などの統計学的手法を用いて予測されている。しかし近年では、遺伝的ネットワークプログラミングを利用した方法や [26]、ニューラルネットワークを用いた手法などが提案されている [27]. トレーダの動きは株式予測により変わることがまあり、そのために予測通りに推移しないことがある。つまり、株価予測がトレーダの行動に変化を与え、トレーダの行動が株価予測に反映される、という予測と実態のインタラクションが発生するという意味で、オンラインのシミュレーションである。

オンライン、すなわちリアルタイムなシミュレーションは、オフラインのシミュレーションほど精度が問題とならない場合がある。これは、シミュレーションが再び行われるまでのインターバルが短く、逐次的な補正が効くためである。たとえばカーナビの到着予想時刻は、ルート作成時のみならず、走行中にも変化する。多くのカーナビは、現在の走行速度や交通状態を反映させた上で再度シミュレーションしている。そのため、到着1分前には到着予想時刻まで1分という表示がされ、それは的中しているといえる。1時間後にいる場所を予測することは難しいが、1分後にいる場所の予測は、予測モデルがあまり賢くないとしても、そうそう外れはしない。すなわち、精度が高くなくとも、予測のベクトルがある程度正しければ、最終的には期待通りの結果をもたらすことができる。これは本論文で提案するアプローチにおいてきわめて重要な特徴であり、その詳細は次章で述べる。高速なシミュレーションの結果は逐次フィードバックされ、人の行動を変容させることができる。

## 2.4 行動誘発

情報提示により何らかの行動を誘起させることを行動誘発という。本論文では特に、具体的な行動を指定するレコメンデーションのような方法ではなく、間接的に行動変容を引き起こすような行動誘発手法に焦点を当てる。人の行動変容は、すなわち与えられた情報による意思決定過程の変化であり、認知心理学や行動経済学といった意思決定の心理学と深い関わりがある。

### 2.4.1 知覚系に働きかける行動誘発

ここでは、人の知覚系に働きかける仕組みを用意することで、行動変容を引き起こす手法について述べる。

Arakawaらは、博物館においてタブレット端末を用いて展示物に過去の動画を重畳するシステムを構築している [28]。展示物である機関車にタブレットを向けると、同じ視点から撮影開始された過去の動画が再生され、タブレットを進行方向に動かすことで機関車が進むように動画が再生されていく。その中で、ユーザが正しくコンテンツを体験できるように、動画位置の調整や慣性に基づいた表示を組み込むことで、ユーザが自発的にタブレットを動かし、動画が進むような行動誘発を行っている。

ヒトの視野内に存在する物体の視覚的な重要度を示す指標として、視覚的顕著性 (Saliency) というものが存在する [29]。視覚的顕著性を逆に利用し、画像の一部を加工することで人工的に視覚的顕著性を引き上げ、視線誘導を行うことができる [30]。荒川は、タブレットの画面の一部分の輝度を変化させることで視覚的顕著性を変化させ、ユーザが無意識に注視対象を変化させる仕組みを提案している [31]。

Narumiらは、拡張現実感技術を利用することで、食事の摂取量を変化させる手法を提案している [32]。この手法では、画像処理技術を用いて映像中の食品部分のみを拡大・縮小し、Head Mounted Display (HMD) を通してユーザに見せることで、食事時の摂取量を錯覚させている。これにより、ユーザは実際よりも多くあるいは少なく食べているように感じ、満腹感に差異があらわれる。結果として、食事摂取量を操作することができるため、ダイエット等に利用可能であるとしている。

ここまでの研究は、知覚の中でも主に視覚に働きかけるものであるが、視覚以外の感覚を利用するものもある。

### 2.4.2 認知バイアスに働きかける行動誘発

人の意思決定過程において、何らかの偏りが生じる心理学的現象は認知バイアスと呼ばれ、認知心理学や社会心理学で広く研究されている。認知バイアスによって、人の行動が合理的でなくなる場面が生じるが、逆に行動を変容させることも可能となる。

認知バイアスは心理学分野の研究対象とすることが多いが、これを経済学に適用させた学問分野があり、行動経済学という。行動経済学の知名度が高まったのは、2002年に心理学者であるダニエル・カーネマンがノーベル経済学賞を受賞したことが大きい。従来の経済学では、経済的現象をシミュレーションするとき、その人間として合理的経済人モデルを用いてきたが、行動経済学ではより現実に近い人間のモデルを用いる。

ダニエル・カーネマンは、1979年にエイモス・トベルスキーとともに提案したプロスペクト理論の成果により、ノーベル経済学賞を受賞している [33]。プロスペクト理論とは、現実を反映した意思決定モデルであり、認知バイアスを取り入れることで、現実的な人間の行動を説明するものである。その主たる特徴は、意思決定の重み関数の非線形性と、価値関数の参照点依存的性格である。

前者はリスク状況下において、人が成果をどのように評価するかという問題である [35]。図 2.2 のように、100%から 99%への成功確率の低下は、50%から 49%への低下よりも、人の意思決定に大きく影響するこれは確実性効果と呼ばれる。また逆に、0%から 1%への成功確率の増加は、49%から 50%への増加よりも影響が大きく、こちらは可能性効果と呼ばれる。このように、これまで戦形性を前提としてきた経済理論に、非線形性を持ち込んだ。

後者の、価値関数の参照点依存的性格とは、人の成果に対する評価方法が参照点によって変化してしまうという性質である。たとえば、安売りなどで定価 10,000 円の商品の値札に、10,000 円という文字に赤線が引かれ、上に 8,000 円と書かれているとする (図 2.3)。これを多くの人はお買い得であると感じるが、同一の商品で

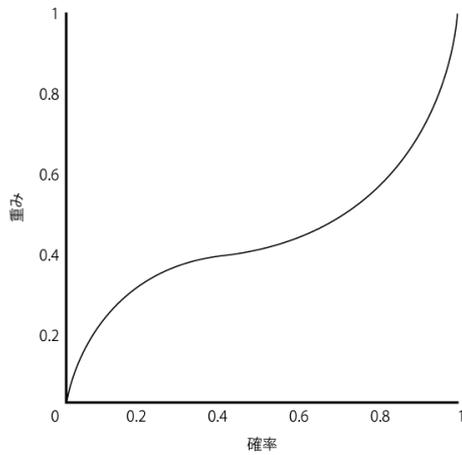


図 2.2: 意思決定重み関数の非線形性



図 2.3: アンカリング効果の例 (Flickr より引用 [34])

あっても最初から 8,000 円と書かれている値札には何も感じない。すなわち、赤線の引かれた 10,000 円という数値が参照点となって、商品価値を変容させてしまうのである。この認知バイアスはアンカリング効果とも呼ばれる。

このように、行動に影響を与える認知バイアスは多く存在することが知られている。逆に、認知バイアスを考慮にいった刺激を人に与えることで、行動の変容を起こすことが可能となる。

## 第3章

# サイバネティックスの提案

## 3.1 行動決定モデル

人は日常生活を営む中で、大小さまざまな行動を連続的に、かつ並行して行っている。行動には、「手を上げる」のようにプリミティブな動作から、「料理する」といったいくつかの動作を合成して行われる高次の行動まである。どのような行動分類があるかは、世界保健機関（WHO）が2001年に制定した国際生活機能分類（ICF）[36]に詳しい。ICFでは生活機能の第1レベルを心身機能、身体構造、活動と参加、環境因子に4分類しているが、行動はこのうちの活動と参加に含まれる。活動と参加はさらに、学習と知識の応用、一般的な課題と要求、コミュニケーション、運動・移動、セルフケア、家庭生活、対人関係、主要な生活領域、コミュニティライフ・社会生活・市民生活の9章に分けられて説明されている。たとえばこのうち運転・移動には、姿勢の変換と保持、物の運搬・移動・操作、歩行と移動、交通機関や手段を利用しての移動といった行動が含まれている。しかし、姿勢の変換と保持のように、より上位の行動の部分行動として表出するものは、本論文では対象としない。移動行動でいえば、「今から電車で東京駅に行く」のように、状況や過去の体験から思考過程を経て意思決定した結果としての行動を対象とする。他にも、購買行動や食事行動といった高次の行動がこれに含まれる。

### 3.1.1 ヒューマンモデリング

人の振る舞いを理解し、予測できるようになることは、ユーザインタフェースやロボット工学、人工知能からバーチャルリアリティまで、広く工学分野において基本的な課題である。人の身体や意思決定のモデル化を試みることは、ヒューマンモデリングと呼ばれる。

古田によれば [37]、ヒューマンモデリングの行うことの利点として、次の3つがあげられている。人の行動を理解することを目的としてモデルを記述的モデルと呼び、事故解析において不適切な行動の原因を探るのに役立つ。また、人の行動を予測することを目的としたモデルを予見的モデルと呼び、人間機械系において適切な設計を支援することができる。人が正しい意思決定をする補助となることを目的としたモデルは規範的モデルと呼び、人工知能研究はこれに含まれるものが多い。

古田は、ヒューマンモデリングの手法は大きく次の6つに分類できるとしている。

1. 制御論的モデル
2. 確率論的モデル
3. 意思決定論モデル
4. 情報処理モデル
5. 人工知能モデル
6. 全体論モデル

自動車の運転特性等，感覚刺激と運動が直接的に関連するものは，伝達関数を用いて制御論的にあらわす制御論的モデルが用いられる．行動の選択を確率的現象と捉えたモデル化方法が確率論的モデルである．ゲーム理論など，人の行動決定が合理性に基づいていると仮定を置いたのが意思決定論的モデルである．情報処理モデルは，人の心をコンピュータアーキテクチャに類似した情報処理モデルとして扱い，長期記憶や作業記憶といった概念を生み出した．たとえば，Cardらが提唱した Model Human Processor では，人の認知プロセスに関する複数の研究成果を統合し，人が情報を扱う際の処理時間や情報量をモデル化している [38]．人工知能モデルは，情報処理モデルの中でも概念的なものを超え，実際にコンピュータ上のプログラムとして動作できるところまで具体化したモデルである．最後の全体論モデルは，これまでの細かい要素ではなく，行動全体が環境にどのように影響を受けるかに着目した新しいモデル化手法である．

ヒューマンモデリングは原子力プラントや航空機の運転員など，人的因子が安全性に影響を及ぼしやすい環境のシミュレーションに利用される．たとえば OCCS (Operator Crew Cognitive Simulation) では，原子力などのプロセスプラントの運転員の認知モデルを構成している [39]．

本論文が対象とする高次行動については，システム設計的観点から利用可能なヒューマンモデルが確立されていない．しかし，時定数が数時間以上となるフィードバックループモデルを仮定すれば，高次行動についてもモデル化することは可能であると考えられる．これは，ヒューマンモデリングの制御論的モデルを，全体論モデルに適用したモデルである．

### 3.1.2 行動決定のフィードバックループ

購買行動のように、高次で時定数の大きい行動の意思決定はどのように行われていると考えられるだろうか。その場の状況と過去の体験をもとに決定されていると仮定すれば、それは古典制御論におけるフィードバックループ系であらわすことができる。

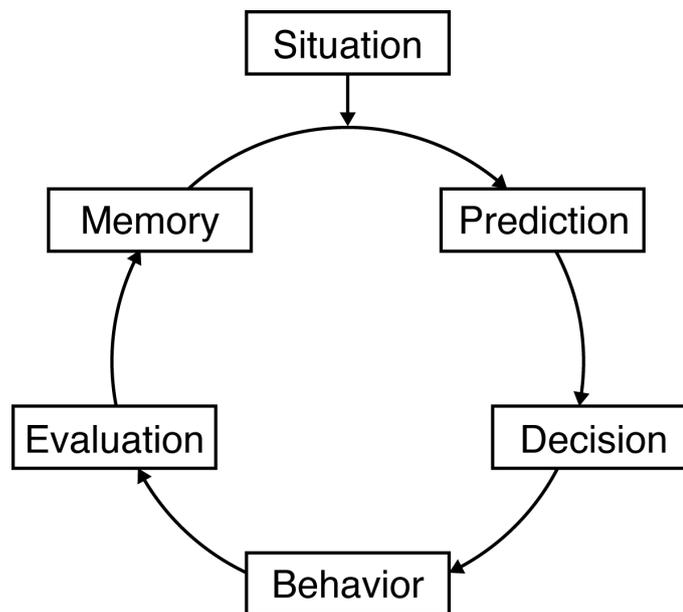


図 3.1: 行動決定のフィードバックループのモデル

図 3.1 は、人の行動決定の認知的フィードバックループをモデル化したものである。ある状況を目前としたとき、人はその状況とこれまでの記憶から、何が起こるかを予測する。どういう行動をとればどのような結果になるかを、これまでの経験に照らし合わせて判断を行い、そして実際の行動に移す。行動を取った段階で終わりではなく、行動後にその行動の結果がどうであったかを評価し、行動自体と合わせて記憶される。このようにして更新された記憶をもとに、次の行動決定が行われる。これはフィードバックループを構成しており、人が生活する上での行動決定はこのようにして行われていると考えることができる。

## 3.2 サイバネティックループ

本論文では、情報工学技術を用いて行動決定フィードバックループを拡張し、人間の行動を変容させることを目的とするサイバネティックループを提案する。サイバネティックループと名付けたのは、サイバネティクスという学問分野に深い関連があるためである。

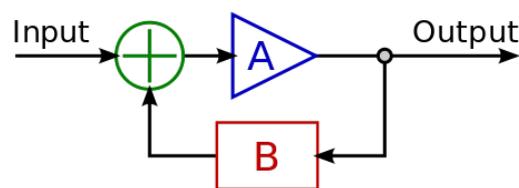


図 3.2: フィードバックモデルのブロック線図

サイバネティクス (Cybernetics) とは、生物と機械における制御と通信を取り扱う学問体系であり、Norbert Wiener によって 1948 年に提唱された概念である [40]. それまでのシステム論では、原因・結果の単純な直線的因果関係にばかり着目していたが、サイバネティクスでは結果が原因に影響を与えるフィードバック系を導入することにより、自律的なシステムを構築可能にした。入出力が存在する系において、出力を入力に戻す系をフィードバックモデル (図 3.2) と呼び、フィードバックの増幅率や時間遅れといったパラメータにより、系を安定あるいは発散させることができる。サイバネティクスはシステム論であるため、生物学や情報工学、数学、心理学といった学問分野とはレイヤーが異なり、さまざまな学問の中においてあらわれる情報のやり取りを抽象化して取り扱う。そのため、サイバネティクスのサブドメインとしては、制御論のみならず、人工知能、ロボット工学、生物工学、力学系、HCI、社会学、教育など、さまざまな分野が存在する。このような多くの領域において、サイバネティクスにおける最大の成果ともいわれるフィードバックループ、あるいはその発展系が活用されているのである。本論文における提案が行動決定フィードバックループを拡張するフィードバックループであることから、これをサイバネティックループと名付けた。

近年では、人間の知力や運動能力を情報工学技術によって拡張しようという試み

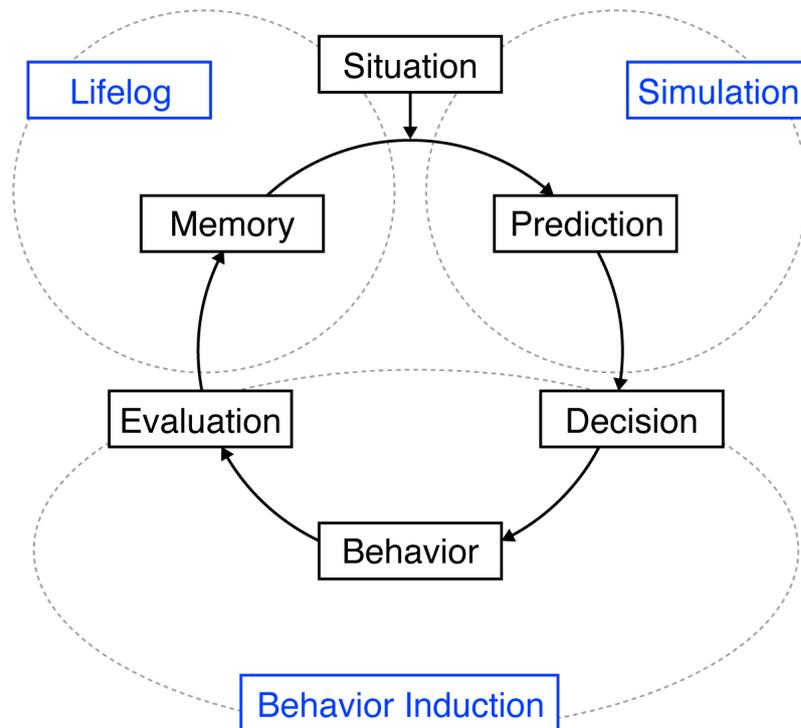


図 3.3: フィードバックループ要素の技術的拡張

が進められており，Augmented Human と呼ばれている．研究領域として注目を浴びており，Augmented Human に関する同名の国際会議が毎年開催されている [41]．たとえば Tamaki らの PossessedHand は，機能的電気刺激（FES）を腕に加えることで，手指動作を制御することを可能にしている [42]．Ishiguro らは Aided Eyes という眼鏡型インタフェースを開発し，取得画像のうち装着者の注視領域周辺を抽出，人の顔や文字を解析してライフログとして記録・活用する試みをしている [43]．また Higuchi らは，ドローンと呼ばれる小型ヘリコプタと Head Mounted Display (HMD) を用いて，体外離脱視点（第三者視点）を実現するシステム Flying Eyes を提案している [44]．これらは，人間の腕（手指動作）や眼（視点）を情報工学技術によって拡張しようとするものである．

Augmented Human と同様に，人間の行動決定過程を情報工学技術によって置き換えてみると，サイバネティックループの図式が自然と見えてくる．ライフログは人間の脳の外部記憶装置であり，記憶の拡張と呼ばれることがある．行動決定フィードバックループにおける記憶，および状況の理解にかかる部分に対応する工学技術

が、ライフログ技術であると考えられる。状況と記憶の情報から、どのような行動を行うべきかを予測する段階は、あらかじめ定められたモデルから系の振る舞いを予測するという点において、シミュレーション技術にあたる。予測結果から行動を選択し、実際に行動を起こす過程は、行動科学という学問分野において研究されている。特に人間の行動を変容させたり、誘発させたりするという点において、これは行動誘発技術にあてはめることができる。このように、**人間の行動決定フィードバックループをライフログ、シミュレーション、行動誘発技術といった情報工学技術によって置き換えることで、サイバネティックループが構成される。**

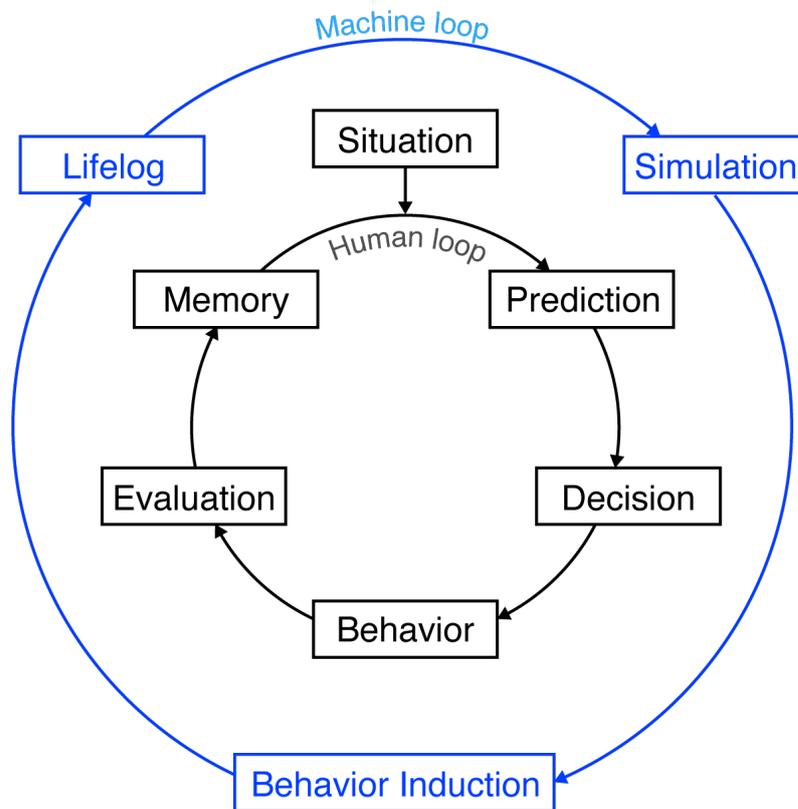


図 3.4: サイバネティックループ：行動決定のフィードバックループの拡張

ライフログ、シミュレーション、行動誘発技術を利用して、リアルタイムかつ継続的にフィードバックを与えるループを、サイバネティックループと定義する。図 3.4 は、サイバネティックループの概念図を図示したものである。図 3.1 における人間系の行動決定フィードバックループの外側に、新たにライフログ、シミュレーショ

ン、行動誘発からなるループがあらわれていることがわかる。

サイバネティックループにおける情報の流れは、人間の行動決定フィードバックループに常に寄り添っている。人が物事を記憶するとき、それをライフログとして保存し、人が状況と記憶から行動を予測すると同時に、過去の行動履歴からシミュレーションによって行動を予測し、人が行動の判断・評価を行うときには、行動誘発技術を用いて判断・評価を強化する。

### 3.3 サイバネティックループモデル

サイバネティックループは継続性や高精度が不要であるといった特性を有するのであるが、それはサイバネティックループをモデル化することで説明できる。ここでは、サイバネティックループを制御論的にモデル化し、より理論的にその特性をあらわせることを述べる。

#### 3.3.1 制御論的サイバネティックループモデル

図3.5は、サイバネティックループを制御論的にモデル化し、ブロック線図で表現したものである。

内側の黒色線で表現された部分のみに着目すると、古典制御論における標準的なフィードバック系を構成している。これが人間の系のみの場合における行動決定フィードバックループをあらわしている。入力である状況  $u$  があつたとき、状況をもとに予測する過程をあらわす要素  $G_P(s)$  を経て、行動  $y$  が決定される。標準的フィードバック系同様、行動は事後評価過程をあらわす要素  $G_E(s)$  を経て、次の行動決定が行われる機会までのインターバル  $L$  をあらわすむだ時間遅れ要素  $e^{-sL}$  を通して、次の行動決定過程に反映される。これはまさしく、記憶と状況から予測を行い、それを判断して行動が決定され、行動後に行動結果を評価したものが記憶に残り、次の行動決定に利用されるという、行動決定フィードバックループを表現している。

外側にある青色線で表現された部分は、サイバネティックループによって拡張された、機械系におけるフィードバックループである。機械系のループは、介入点によって2つ存在し、上側のループは事前判断過程へ介入する場合のループ、下側のループは事後評価過程への介入する場合のループをあらわしている。

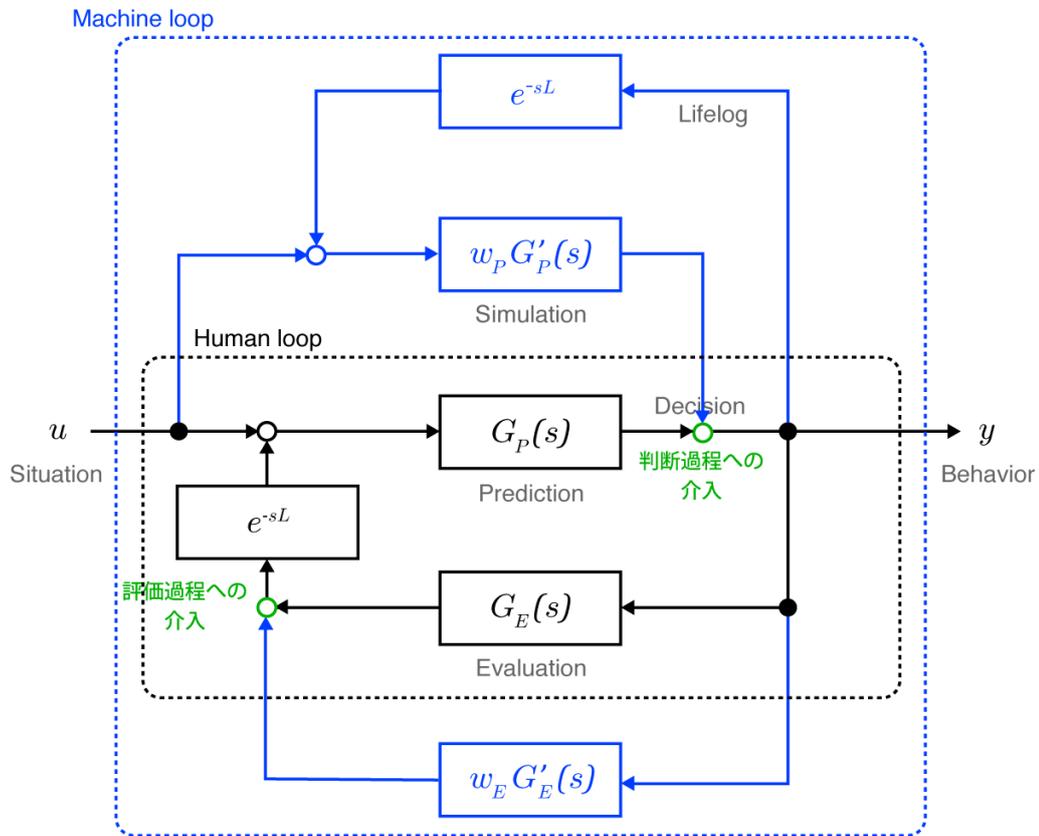


図 3.5: サイバネティックループの制御論的モデル

図 3.5 上部, 事前判断過程へ介入する場合のループでは, 入力である状況  $u$  と, 行動を記録したライフログに時間遅れ  $e^{-sL}$  を介したのから, シミュレーションを行う. シミュレーションを行う過程は  $G'_P(s)$  であらわされるその結果を人に提示する際, 人の行動決定に与える影響の度合いをあらわす値が  $w_P$  である.  $w_P$  は, 実際には予測の精度や, 情報提示の仕方によって変化する. 人間系の予測結果後の判断過程において, 予測結果と提示されたシミュレーション結果を組み合わせ, 人は行動を判断する.

図 3.5 下部, 事後評価過程へ介入する場合のループでは, 行動を評価する過程の直前で分岐している. 行動の結果に対し, 評価に作用する情報の生成をする過程が  $G'_E(s)$  である. その情報を提示することで, 人の行動評価に作用する際, どの程度の影響を与えるかを示すパラメータが  $w_E$  である.  $w_E$  は, 実際には情報の信頼性などである. 人の行動評価と, サイバネティックループによって生成された情報が組

み合わさって行動評価が変化し、それは時間遅れ $e^{-sL}$ を介して、次回以降の行動決定に作用する。

### 3.3.2 介入効果とインターバル

サイバネティックループを実用的に利用する上で最も有用な特性は、高い精度を必要としないことにある。これはタイムスケールが短いことによるものだが、サイバネティックループモデルを利用することで、その特性を説明可能となる。

まず、ブロック線図を連立方程式であらわすと、以下のようになる。

$$x_1(s) = G_P(s)x_2(s) + w_P G'_P(s)x_3(s) \quad (3.1)$$

$$x_2(s) = u(s) + (G_E(s) + w_E G'_E(s))x_1(s)e^{-sL} \quad (3.2)$$

$$x_3(s) = u(s) + x_1(s)e^{-sL} \quad (3.3)$$

これを $L$ について解くと、

$$e^{-sL} = \frac{x_1 - (G_P + G'_P)u}{w_P G'_P x_1 + w_E G_P G'_P x_1 + G_P G_E} \quad (3.4)$$

となる。ここで、

$$A = x_1 - (G_P + G'_P)u$$

$$B = G'_P x_1$$

$$C = G_P G'_P x_1$$

$$D = G_P G_E$$

とおくと、

$$e^{-sL} = \frac{A}{Bw_P + Cw_E + D} \quad (3.5)$$

となる。 $w_P$ は事前判断過程への介入効果、 $w_E$ は事後評価過程への介入効果であり、それぞれの介入点における影響は独立だと考えると、 $L$ と $w_P$ 、 $L$ と $w_E$ それぞれについて解くことができる。

$$e^{-sL} = \frac{A'}{w_P + E'} \quad (3.6)$$

$$e^{-sL} = \frac{A''}{w_E + E''} \quad (3.7)$$

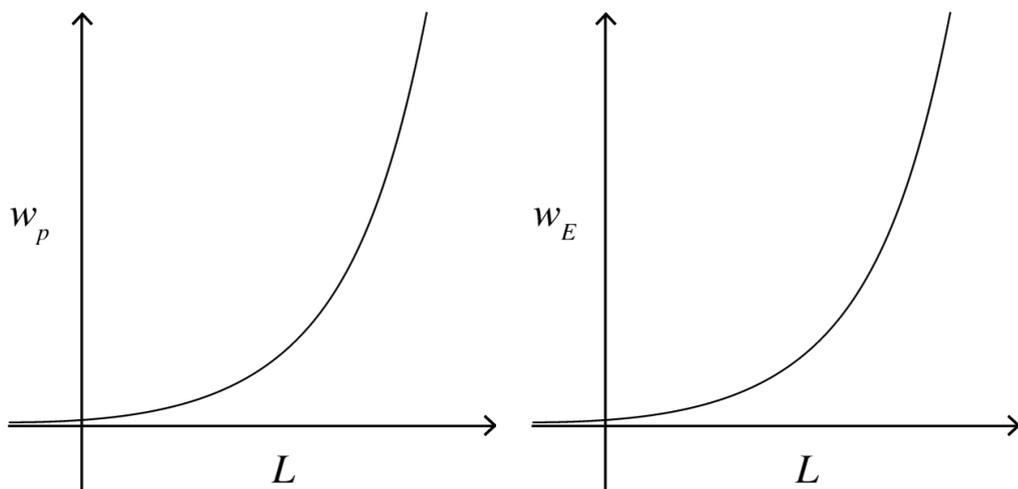


図 3.6: フィードバックのインターバル ( $L$ ) と影響量 ( $w_P, w_E$ ) の関係

上記のように、インターバルと影響重みの関係は指数関数であらわされるため、図 3.6 のように図示できる。図 3.6 左が事前予測重み  $w_P$  とインターバル  $L$ 、図 3.6 右が事後評価重みとインターバル  $L$  について描画したものである。

サイバネティックループモデルにおける事前予測重みは予測の精度、事後評価重みは他者評価の信頼性などに言い換えることができる。すなわち、フィードバックループを速く回せば回すほど、予測精度や他者評価の信頼性は問題とならなくなるといえる。

### 3.4 サイバネティックループの特徴

行動決定フィードバックループの情報工学的拡張であるサイバネティックループは、大きく3つの特徴を持っている。それは、個人レベルのシミュレーション、認知科学的アプローチを用いたフィードバック、そして短いタイムスケールである。これらの特徴によって、現実的な生活環境において、複雑なメカニズムを設計しなくとも、継続的に人間の行動を変容させることが可能となる。

### 3.4.1 個人レベルのシミュレーション

ビッグデータが注目を浴びる現代では、大量のデータから人々の行動を予測する試みがさまざまなシーンで行われている。物事の予測を行うことはきわめて重要であり、小さな予測であっても大きな効果をもたらす可能性がある。エリック・シーゲルはこれを予測効果と呼んでいる [45,46]。しかし、多くのビッグデータ研究はデータ全体に対してのものであり、ひとりひとりという単位でデータ解析・活用を行うことはほとんどない。

個人に関するビッグデータであるライフログを利用することで、個人レベルでのシミュレーションを行うことができるようになる。Mik Lamming と Mike Flynn は、コンピュータが常に個人とともに存在することで、より個人に適応したサポートや情報提示が可能になるとして、これを Intimate Computing と呼んだ [47]。Mik らは論文の中で、日常のさまざまな場所に存在するデバイスから、ParcTab と呼ばれるウェアラブル端末にユーザのデバイスの使用行動情報が送信され、管理される Forget-me-not というシステムを提案している。Intimate Computing は、Mark Weiser の提唱した、コンピュータがあらゆる場所に存在するという Ubiquitous Computing の中でも、特に個人に紐付いたコンピューティングを強調したものである [48]。個人のビッグデータを利用するライフログはまさに Intimate Computing であり、サイバネティックループもまた新たな Intimate Computing の一種である。

### 3.4.2 認知科学的アプローチを用いたフィードバック

サイバネティックループにおける行動誘発技術は、認知科学に基づいたアプローチを用いて、人に行動を促したり、行動内容を変容させたりする技術である。ここにおける認知科学的アプローチとは、直接的な行動指示を与えるのではなく、間接的な情報提示によって結果的に行動を変化させる手段をとることを指している。

直接的な行動指示とは、たとえば「30分後に食事をとりなさい」というように、具体的な行動そのものを提示する方法である。命令形ではなくとも、「野菜中心の食事をとると良いですよ」といった EC サイトにおけるレコメンデーションのようなフィードバック方法も直接的である (図 3.7)。このような直接的な行動指示はユー

ザに行動自体を意識させることになるため、心理的な負担も大きく、長期間に渡って継続的に利用するのは難しい。



図 3.7: EC サイトのレコメンデーション (直接的行動指示)

図 3.8: SNS における他者評価アクション (間接的情報提示)

逆に間接的な情報提示とは、具体的行動を提示するのではなく、行動の判断材料となる情報や新たな選択肢を増やすきっかけを与えるような情報を示すことである。食事の例でいえば、「あなたの食べている食事はとてもおいしそうですね」というようなものである。これは、直接食事内容を指示するようなものではないが、おいしそうと言われた人は悪い気はせず、同様の食事を積極的とるようになるかもしれない。Facebook の「いいね!」ボタンのように、SNS では他者の行動を褒めるアクションが用意されていることが多く、褒められた人は少なからず行動に影響があらわれる (図 3.8)。このような間接的情報提示は対象者に強く目的を意識させないため、心理的な負担は少ない。

間接的情報提示の裏に明確な目的があり、対象者がそれに気づく場合もあるかもしれない。しかし、認知科学を含む心理学分野で扱われるさまざまな現象の中には、その現象を知っていたとしても効果があるものが多い。また、人が強く意識する必要なく影響を与えるため、対象者にとって心理的負担が小さい。負担が小さいことは、日常的に利用する上できわめて重要な要素であり、継続的な行動変容を与えることを可能とする。

### 3.4.3 短いタイムスケール

多くの予測や推定、認識、シミュレーション等の研究においては、いかに精度を高めるかという目的意識を持って、さまざまな手法を提案してきている。シミュレー

シミュレーション技術そのものを対象とした場合、精度や速度を高めることを目的とするのはごく自然である。新しい手法は既存の手法と比較され、同じ条件下において、より高い性能を出すことを求められる。

しかし、本論文では次章以降、さまざまな生活行動について予測を行うが、一貫して予測精度を高めることを目的とはしていない。これは、シミュレーション技術はサイバネティックループを構成する一部分でしかなく、本論文ではループというより大きな系を対象としているためである。厳密に言えば、何度も繰り返されるループの単位で考えると、継続的にフィードバックを与えることができるため、予測精度がそこまで高くなくても問題とはならない。



図 3.9: カーナビの到着時刻予想

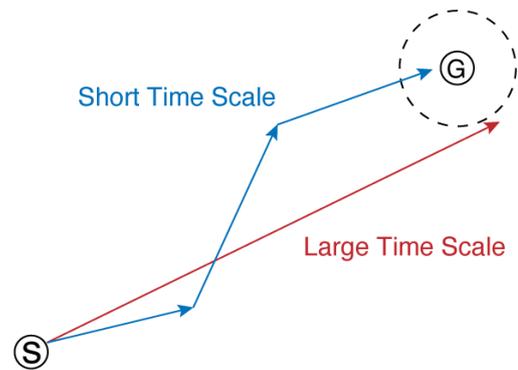


図 3.10: 短いタイムスケールで繰り返される予測

これは、カーナビにおける到着予想時刻の提示と似ている。多くのカーナビは経路案内だけでなく、いつ目的地に到着できそうかという到着予想時刻を表示してくれる（図 3.9）。現在のカーナビでは到着予想の精度はかなり高くなっているが、以前は精度が低く、出発してすぐに表示された到着予想時刻と実際の到着時刻は大きくずれることが多かった。しかし、そもそも到着予想時刻は刻一刻と変化していく仕様であることが普通であり、たとえば渋滞にはまり走行速度が低下すればその時点で到着予想時刻は遅くなる。出発時の到着予想時刻からは大きくはずれていても、到着 30 分前にはおおよそ当たっているといえる予想時刻になり、到着数分前には当然ながらほぼ正確な時刻が表示される。このようなカーナビ型予測手法では、フィードバックループの時間スケールが小さいために、精度が高くなくともユーザにとって有用な情報提示を可能とする（図 3.10）。

サイバネティックループも短いタイムスケールのフィードバックループを特徴とするため、カーナビ型予測手法と同様に、精度問題に注力せずして、システムの特徴によって効果的な情報提示が可能となる。サイバネティックループにおける短いタイムスケールと精度の関係については、第6章で詳しく考察する。

### 3.5 本研究のアプローチ

#### 3.5.1 事前判断過程の誘発と事後評価過程の誘発

サイバネティックループを構築したとき、システムが人にフィードバックを与える点は2箇所考えられる。人の行動を変容させることを目的とした場合、行動の直前あるいは直後に介入するのが自然である。本論文では、行動の事前判断過程および行動の事後評価過程に介入するアプローチをとる（図3.11）。

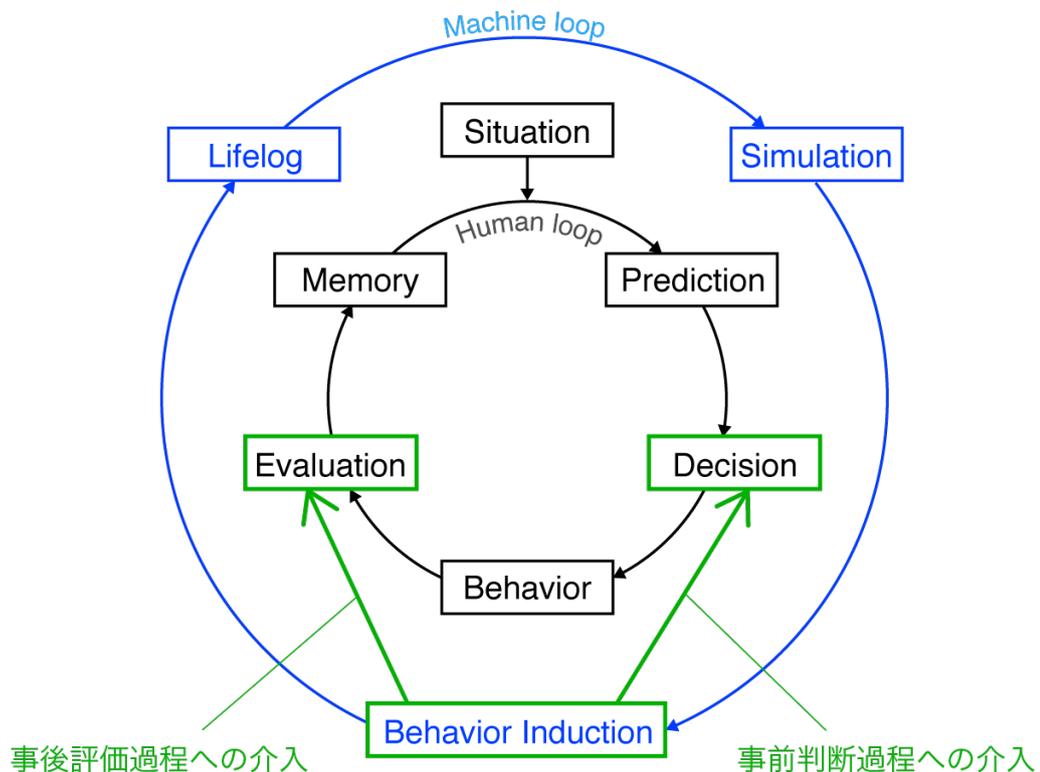


図 3.11: サイバネティックループの介入点

まず事前判断過程であるが、これは人間系の行動決定フィードバックループにおいて、予測から実際に行動を判断する部分を指す。行動を判断するタイミングで情報を提示することによって、行動の選択が変更されたり、そもそもの行動の選択肢が増えたりする。この現象は特別新しいものではなく、ごく日常的に発生している。たとえば、出勤直前に家で天気予報を見て、傘を持って出かけることにする、という行動変化があげられる。これは、出発する前の段階、何を持って出かけるかを判断する過程において、降雨に関する未来予測が与えられることによって、自身が屋外にいるときに降雨があるかを予測し、傘を携帯するという行動選択がなされたことを示す。このように行動を判断する際の情報提示は、効果的に行動変容を促すことができると考えられる。

次に事後評価過程であるが、今度は行動の後に存在し、実際の行動の結果から、それが良いものであったか悪いものであったか等を評価する過程になる。この過程は行動の後にあるため、当然、そのループにおける行動に影響を与えることはできない。そのかわり、行動の結果の評価をするときに情報を提示することで、行動の評価を変化させ、次回以降のループにおける行動決定に影響を与える。行動の事後評価に介入する現象についても、一般的に起きている。たとえば、ジョギングを行ったとき、何km走ったか、あるいは何分走ったかという情報をもとに、ジョギングを十分に行えたかを評価する。Runkeeper [49]等のジョギング支援サービスでは、走行距離、時間、経路を自動的に記録し、わかりやすく可視化してくれるため、その結果を見ることでより評価が上がったり下がったりする。また、近年ではジョギングの結果をSNS上で他者と共有することも多く、他者からの評価によって、ジョギングの評価はさらに変わりうる。そして、それが次回以降の行動のモチベーションや内容の変更を促す。このように、行動を評価する際の情報提示は、次回以降の行動において、効果的に行動変容を引き起こす。

そして最後に、両方の過程に介入する、という方法が考えられる。ただし、事前判断過程への介入と事後評価過程への介入を独立して2つ行うという意味ではない。これは、本来行動後に行われる評価を、シミュレーション技術を利用して行動前に提示することによって行われる。よって厳密な言い方をすれば、事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入、となる。現在では一般的に利用されている鉄道の経路案内サービスなどはこれに近い。経路案内サービスを利用すると、出発駅と目的

駅，そして出発時刻などの条件を入力することで，最安の経路や最楽の経路など複数の経路を提示してくれる．提示した経路群を見て，ある経路を選択したときは最も乗車料金が安く済み，ある経路を選択したときには乗り換え回数が少なく目的地に着ける，といった行動の評価を事前に予測できるため，適切な行動を選択できる．このように，複数の行動選択の結果を予測・提示することで，効果的に行動を選択することができる．

まとめると，本論文で扱う介入方法は以下の3つとなる．

1. 事前判断過程への介入（例：天気予報）
2. 事後評価過程への介入（例：ジョギングの共有）
3. 事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入（例：鉄道の経路案内）

本論文では，以上の3種類の介入方法について，それぞれ具体的なサイバネティックループ実装を行い，その効果や現象を観察した．その詳細については第4章で述べる．

### 3.5.2 高次行動に対するサイバネティックループ

第4章では3つの介入方法について，購買や食事といった比較的単純な行動を対象としてサイバネティックループの構築を行う．しかし実際には，タスク処理行動や旅行行動のように，複数の行動が組み合わさって構成される行動も多く存在する．たとえば，資格試験勉強のために参考書を買う，という行動は購買行動であるが，タスク処理行動の一部でもある．また旅行中には，レストランで食事をとるといった食事行動や，宿泊するという睡眠行動など，複数の行動が行われる．

加えて，複数の行動を内包する高次行動は，必然的にフィードバックループのタイムスケールが長くなる．サイバネティックループの特徴として，早いフィードバックループがあることはすでに述べた．フィードバックループが遅くなるにしたがって，シミュレーション部の精度を高める必要があるため，高次行動と同じタイムスケールでサイバネティックループを構築するのは得策ではない．

これら2つの問題に対しては，以下の解決策が考えられる．

- 行動の分解
- フィードバックタイミングの細分化

前者はそのままの意味で、複数の行動が含まれる高次行動を、より小さい単位の行動に分解して考える方法である。たとえば旅行行動について考えると、行動情報を食事や睡眠といった行動の種類と開始時刻、終了時刻の3要素から捉えることで、記録やシミュレーションを行いやすくなる。

後者は、フィードバックが遅いのであれば、そのタイミングを早くしてしまう方法が考えられる。たとえばタスク処理行動について考えたとき、ひとつひとつのタスクは数時間で終わる内容もあれば、数日かかるものまで存在する。数日かかるタスク処理行動について直接サイバネティックループを構築すると、フィードバックのタイミングは数日ごとになってしまう。これを、タスク処理行動の完了を単位とせず、進捗を対象とすることで、フィードバックタイミングを1日単位にすることができる。

本論文では、高次行動に対しても上述した2つの手法を用いて、サイバネティックループの実装を試みる。その詳細については第5章で述べる。

### 3.5.3 社会実験を通じた実証

本研究では、研究室等にて被験者を招いて行うような限定的環境下の実験のみならず、実世界環境下における社会実験的アプローチをとり、実証を進めていく。これは、より現実に近い状況で、長期的な効果の検証を可能にするためである。

心理学やユーザインタフェース研究など、仮説や提案手法に人が介入する研究では、研究施設等に被験者を集め、高度に統制された環境下で実験を行うことが多い。統制環境下で長期的な実験を行うことは困難なため、実験室実験を行う研究は短期的な効果までしか観察することができない。実証的研究は、実験的研究と観察的研究の2種類に分けることができる [50]。現実的環境に即した効果実証では、観察的研究のように、既に存在する状況や長期的なデータを解析する形となる。日常環境は外乱が多いため正確な評価を行いづらくなるが、ユーザインタフェース研究のように日常的に利用されるものを対象とした場合、日常生活の文脈において実証され

ることが望ましいと考える。本論文においても、機械システム等と比較するとタイムスケールの大きいフィードバック系を扱うため、日常環境下における実験が好ましい。しかし、新しいインタフェースやシステムを提案・実証する際には、それが既存のものではないため、観察的研究を行うことは難しい。そこで有効なのが、提案システムを広く一般ユーザに利用してもらい、社会実験という方法論である。

具体的には構築したシステムを一般公開し、一般のユーザが自由に使用できる状態にすることで、一般ユーザのデータを利用して実験を行う。特に、近年急速に普及したスマートフォン向けのアプリケーションとして配布する手段をとる。総務省の情報通信白書によれば、2014年時点でスマートフォンの普及率は日本で5割強、海外では7~9割に達している [51]。スマートフォン上で動作するアプリケーションは、Apple社のApp Store [52] やGoogle社のGoogle Play Store [53] のように頒布プラットフォームが整備されており、一般のユーザにアプリケーションを提供しやすい。また、高速な携帯回線によるネットワーク機能を有するため、サーバと連携させることでユーザ行動ログの収集が容易となる。端末自体にカメラ、加速度センサ、ジャイロセンサ、地磁気センサ、GPSなどのセンサが搭載されていることが多く、ライフログを取得するために特別な装置を制作してユーザに配布する必要がない。スマートフォンを利用することで、実生活環境におけるシステムの実証実験を行うことがより簡単になった。

## 第4章

# サイバネティックスの構築

## 4.1 事前判断・事後評価過程への介入

すでに述べたように、人が行動決定を行うときには、これまでの記憶と現在の状況から予測を行った上で行動を判断する。この予測から判断にいたる過程を、本論文では事前判断過程と呼ぶ。事前判断過程に介入し、外部から情報刺激を与えることによって、行動誘発を行うことができると考えられる。また、行動後に行動を評価し、その行動が良かったかどうかなどを検討する過程を事後評価過程と呼ぶ。事後評価過程において、外部から情報刺激を加えることで、行動に対する評価を変化させ、次回以降の行動決定に影響を与えることができる。さらに、事後評価を予め予測として提示することで、行動決定の前の判断過程において事後評価を意識させ、行動を変容させる。

本章では、各過程に対する情報工学的介入を実践した研究を述べる。事前判断過程に介入する「消費予報」の研究、事後評価過程に介入する「未来日記」の研究、そして両過程に介入する「東名渋滞予報」の研究である。

## 4.2 消費予報：購買行動の未来予測

### 4.2.1 事前判断過程への介入

事前判断過程への介入は、行動を行う前に、どのような行動を行うかの予測をして、実際にする行動を取捨選択する過程である(図4.1)。行動を判断するタイミングで情報を提示するため、効果的に人の行動変容を引き起こすことができ、行動の選択が変更されたり、そもそもの行動の選択肢が増えたりする。天気予報など、事前に外部情報を知ることによって、人は行動判断を変更している。サイバネティックループのシミュレーションおよび行動誘発部として、未来予測を活用すると、事前判断過程への介入を行うことができると考えられる。

ここでは、金銭を払って対価をえるという購買行動に着目し、サイバネティックループの実装を試みた。

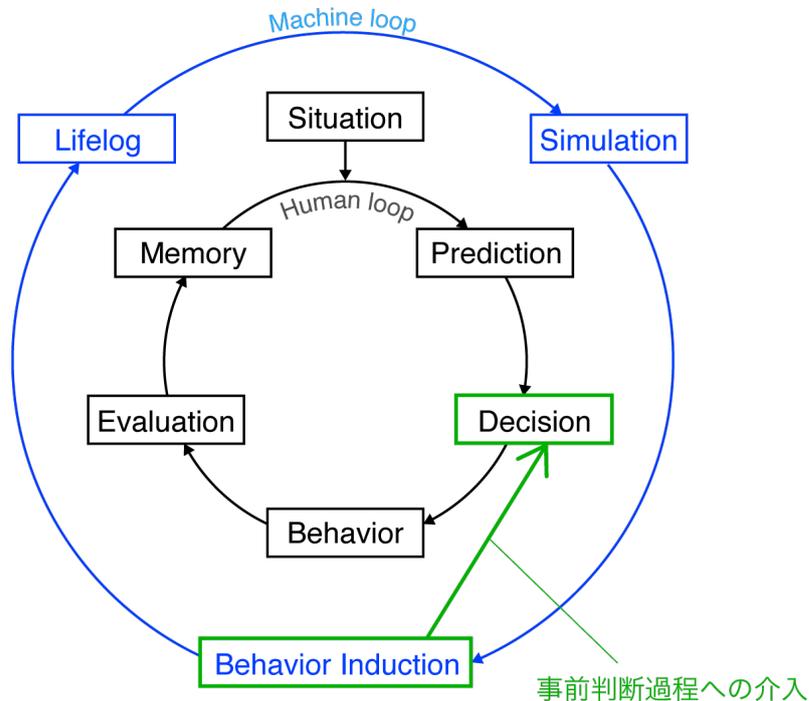


図 4.1: 事前判断過程への介入

#### 4.2.2 未来予測提示によるフィードバック

従来のライフログ研究には、過去において何が起こっていたかを記録し、解析・整理するという研究が多い。また、その結果を効果的に提示する手法についても多くの研究が行われている。膨大な量となるライフログは、生のデータを見返せばそれまで過ごした時間と同じ時間がかかることになる。こうしたライフログの解析・整理は、記録を見返すために必要な時間を削減すること、すなわち記録の閲覧の効率化に有用である。

一方で我々は、こうした過去を振り返る目的だけではなく、ライフログのデータを基に新しい情報を提示すること、特に未来の情報を予測し提示することによっても、ライフログの活用ができるのではないかと考えた。例えば Ashbrook らは、GPS による位置情報ログを基にユーザの次の移動を予測するという研究を行っている [54]。また Choujaa らは、携帯電話からユーザの行動を自動的に予測する手法について研究している [55]。田中は、在室履歴とスケジュール情報をもとに、将来の在室情報を推定するという研究を行っている [56]。これらの研究は、未来予測それ自体に注

力した研究である。しかし予測手法自体ではなく、本論文では未来予測を行い、予測結果を提示することがユーザに対しどのような利点があるのか、どのような影響を及ぼすことが可能なのか、という点に焦点を当てている。我々は、ユーザは自身の未来の情報を予め知ることで実際の行動を変化させ、個人毎に考える理想的な行動へとシフトしていくのではないかと考えた。

ライフログとして記録できる多くの日常行動の内、本研究では特に消費行動に着目した。ある店舗でいくら使ったかといった消費行動は、日常的でほとんど毎日行われる行動であり、離散的な情報のため扱いやすい。また、本研究の目的である、未来予測提示がユーザに与える行動の評価という点においても、ユーザの消費金額や場所が変化するとといったわかりやすい結果がえられると考えた。

#### 4.2.3 未来予測を利用した消費行動改善システム



図 4.2: 消費予報

図 4.7 は消費予報のシステムの概要を示したものである。ユーザは毎日、レシートスキャナを用いて日々のレシートを記録する。レシートスキャナにレシートを通

すと、光学文字認識（OCR）により、自動的に購買情報を読み取る。読み取られた購買情報はサーバ上のデータベースに格納される。

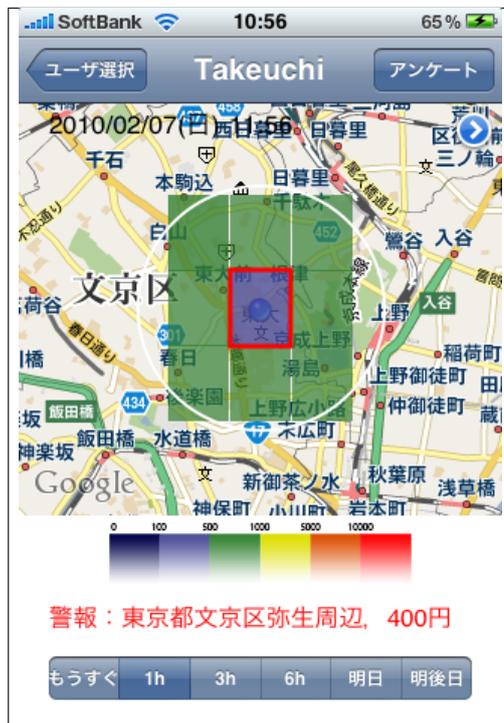


図 4.3: 1時間後の消費予報

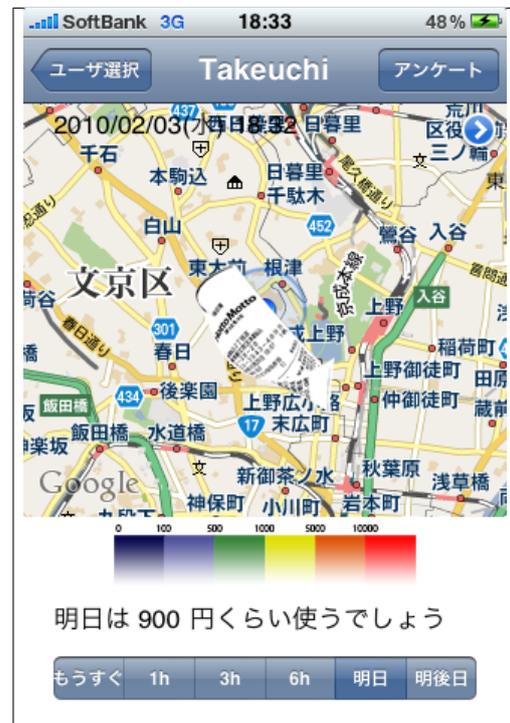


図 4.4: 明日の消費予報

図 4.2 は、消費予報の予測提示画面を示したものである。購買予測は、天気予報の降雨図を模したインタフェースとした。現在値付近の地図上に緯度 0.7 度、経度 0.7 度を単位としたセルで区切られたレイヤが覆い被さるように表示されており、その色が消費金額をあらわし、不透明度が消費可能性を示している。色が青から赤に向かうにつれ、消費金額は上がっていく。また、不透明度が高いほど、つまり濃いほど消費可能性が大きいということを示す。

図 4.3 は、「瞬間的な消費予測」を提示しており、もうすぐ・1時間後・3時間後・6時間後の未来予測はこのような表示となる。この例は、1時間後の購買予測をあらわしており、現在値である文京区周辺に 9 個のセルが表示されていて、現在値に最も近い位置が青色、周辺が緑色となっている。また、青色部分の周囲には赤色線の枠が表示されている。これは、消費可能性が特に高い場所に表示され、警告あるいは注意報として画面下部に具体的なメッセージも提示される。すなわちこの例では、

「現在地周辺で1時間後、400円程度の消費をする可能性が高い」ことを示している。

図4.4は、明日・明後日の消費予報である。明日や明後日のように時間的に離れた時点では、場所の予測が困難であるため、降雨図を模したレイヤは非表示としている。これは「1日の合計消費予測」を表示しており、その日の消費金額の大きさによる枚数のレシートの画像が画面上に舞うことで、視覚的に消費金額がわかるようにした。この例では、「明日、合計で900円程度の金額を消費するだろう」という予測を意味している。

### レシートログの記録

購買情報を記録するにあたり、レシートを利用したライフログを取得した。これをレシートログと呼ぶ。レシートには、日時・店名・住所・品目・消費金額などの購買記録が明確に残されており、購買行動の記録に適している。近年では電子マネーが普及しつつあり、レシートとして残らない消費も増えているが、依然としてレシートの発効率は高い。

レシートを利用したライフログに関する研究を行っていた曳埜ら [57] は、レシートの情報を手動で記録するという手法でライフログ記録を行っていた。しかし手動記録は記録に際する負担が大きく、多人数・長期間のデータを取得することには不向きである。そこで我々は、レシートログを効率的に記録するため、レシートを光学文字認識 (OCR) することで購買情報を抽出することにした。OCRには、メディアドライブ社の家計簿ソフト「やさしく家計簿レシートリーダー付」[58] を用いた。やさしく家計簿は、付属の専用スキャナにレシートを読み込ませ、文字認識を行うことで、レシート上の店名や電話番号、品名、金額などを自動的に記録することができる。

やさしく家計簿を用いて購買情報を取得した時点では、位置情報として住所しかえられておらず、また精度も高いとはいえない。そこで、住所が正しく取得できなかった場合、読み取った電話番号の市外・市内局番から大まかな住所を解析できるようにした。また、位置情報サービス Geocoding API [59] を利用することで、住所を利用しやすい緯度経度情報に変換して記録した。

本システムは、1枚のレシートを読み込ませるのに平均19秒ほどの時間を要する。1日分のレシートログを取るのにかかる時間は、レシートを取り出す作業などの手間

を入れても2・3分で済み、手動記録と比較してユーザ負担は非常に小さいといえる。

### 予測アルゴリズム

購買行動の予測を行う上で、まず個人の購買行動の傾向を調査した。筆者の研究室の入り口にメディアドライブ車の家計簿ソフトウェア「やさしく家計簿」をインストールしたPCと、ソフトウェア付属のレシートスキャナを設置し、研究室に所属する人々にレシートの記録を行ってもらった。レシートスキャナで店舗の住所が取得できなかった場合、電話番号の市外・市内局番からおおよその住所を抽出するようにした。また位置情報として利用しやすいように、住所はジオコーディングして緯度・経度に変換した。27人、2,191枚のレシート情報を記録した。

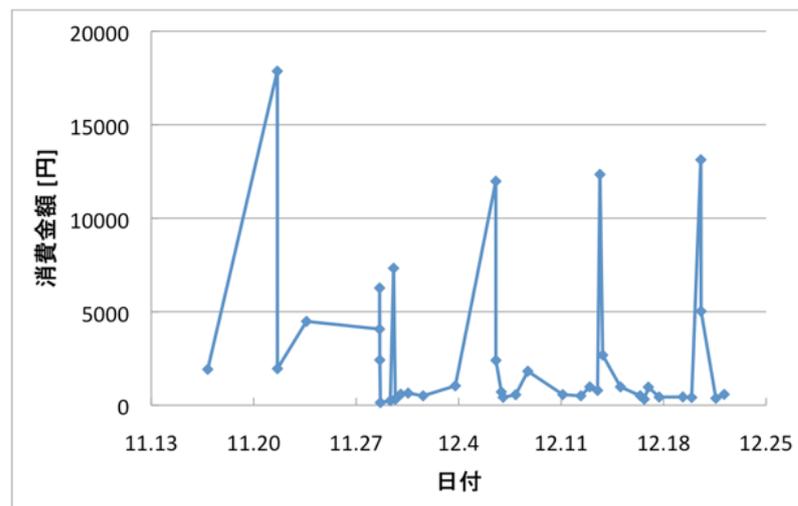


図 4.5: 消費金額の推移

図 4.5 は、ある1人の消費金額の推移をあらわしたものである。この図から、1週間ごとに大きな金額の購買行動が行われていることがわかる。金額だけを見たとき、購買行動には周期性がある。

次に、消費位置について規則性があるかを調査した。図 4.6 は、収集した購買行動ログを時空間的に可視化したものである。鉛直方向が時間軸である。青色の球は購買行動を示し、購買を行った場所・日時に基づいて配置され、その大きさが消費金額をあらわしている。図 4.6 からは、定期的に大きな金額消費があり、またその

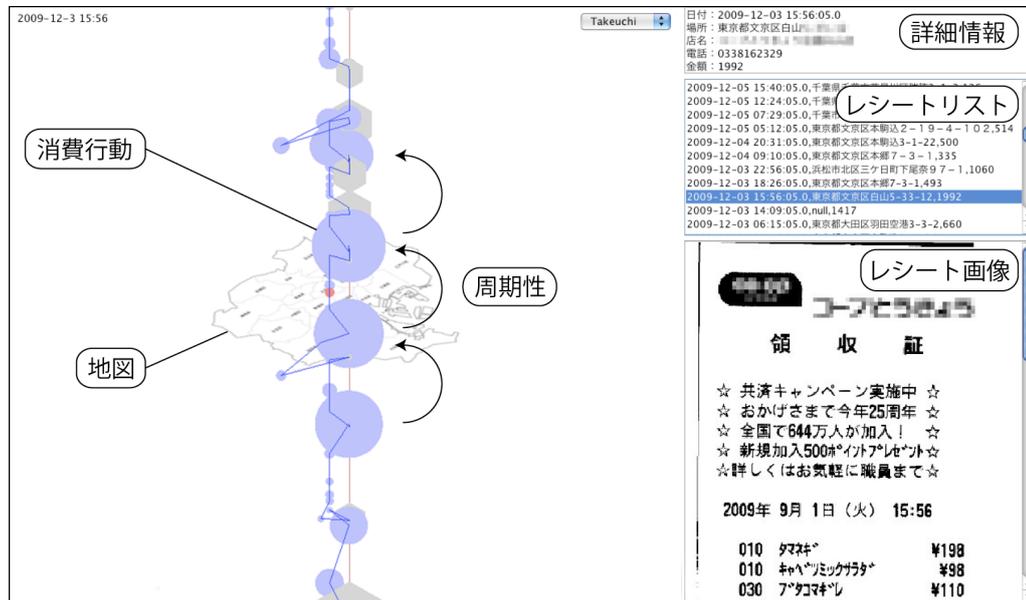


図 4.6: 購買行動の時空間可視化

場所はいつも同じ場所であることが読み取れる。すなわち、購買行動には周期性と位置依存性があると考えられる。

実際、購買行動には周期性があらわれることが知られている。荒木らはID付POSデータについての偏自己回帰分析によって、購買行動の時間的周期性を確かめている [60]。実店舗での購買のみならず、ECサイトや金融、旅行関連サービス等においても、消費者の購買意欲は時間によって変わることが知られている [61]。この周期性を利用すれば、購買行動の未来予測を行うことができる。

一般的に未来予測と言った場合、予測が当たるかどうか最大の問題であり、高い精度で予測を当てることが目的となる。しかし、本研究における未来予測では的中させることを目的としない。本質的に重要なのは、未来予測自体ではなく、それによりユーザがどのような利益をえるかである。その前段階として、まずはユーザに変化をもたらすことが必要となる。そこで本研究では、予測精度を高めるのではなく、予測の提示によるユーザの変化を探ることとした。

前章より、消費行動には周期性があることがわかった。上岡らの「時間のつる草」というライフログインタフェースの研究 [62] においても、年・月・週・日といった大小の時間単位において周期性が見られることに注目している。そこで我々は、周

期性の強い消費行動ほど再現性が高いという仮説を立てた。つまり、予測対象となる未来の状況と、過去の消費状況が近いほど、再び過去と同様の消費行動があらわれると考えるのである。

予測する未来の消費行動として、未来のある時刻・場所での消費金額と消費可能性の2つを予測することとする。消費可能性とは、お金を消費する可能性の大きさを0~100の数値であらわすもの、と定義する。ここで、消費確率としていないのは、消費可能性は統計的な確率を示すものではないためである。

消費に関する未来予測として、「瞬間的な消費予測」と「1日の合計消費予測」の2つを行う。以下に現れる $\alpha, \beta, \gamma$ は定数であり、さまざまな数値を代入しつつ、筆者が尤もらしい予測結果となるように選択した。本研究の目的は予測精度の向上ではなく、あくまで予測の与える影響を調べることにあるためである。

### 瞬間的な消費予測

ある時刻における瞬間的な消費の未来予測を行う。前節より、予測対象および過去の消費の状況を比較することで未来予測を行う。状況を数値化するため、特徴量として以下のものを選択した。

日にち : 1ヶ月のうち何日目か。1~31.

曜日 : 1週間の何曜日か。日~月.

時刻 : 1日のうち何時頃か。0~23.

緯度経度 : 現在位置および過去の消費時の位置.

次に、未来の状況と過去の消費状況の差を特徴距離として、次のように定義した。

$$d_i = \alpha_1 \cdot d_i^{date} + \alpha_2 \cdot d_i^{day} + \alpha_3 \cdot d_i^{hour} + \alpha_4 \cdot d_i^{pos} \quad (4.1)$$

$$d_i^{date} = |f^{date} - r_i^{date}|^2 \quad (4.2)$$

$$d_i^{day} = |f^{day} - r_i^{day}|^2 \quad (4.3)$$

$$d_i^{hour} = |f^{hour} - r_i^{hour}|^2 \quad (4.4)$$

$$d_i^{pos} = |c^{pos} - r_i^{pos}|^2 \quad (4.5)$$

ユーザのレシートデータが全部で $n$ 個、 $i$ 番目 ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) のレシートを $r_i$ 、予測する未来を $f$ としたとき、特徴距離を $d_i$ とする。 $f^{date}$ ,  $f^{day}$ ,  $f^{hour}$ はそれぞ

れ、予測したい未来の日にち、曜日、時刻であり、 $c^{pos}$  は現在のユーザの緯度経度である。

次に、各レシートデータに対して「重み」を決定する。特徴距離が近いほど大きな重みを設定し、未来予測結果に対する影響が大きくなるようにする。また、直近の消費行動の傾向をより予測に反映させるため、次式のように重み  $w_i$  を決定する。

$$w_i = \beta_1^{-d_i} \cdot \beta_2^{-t_i} \quad (4.6)$$

$$t_i = c^{time} - r_i^{time} \quad (4.7)$$

$c^{time}$  は現在の日時、 $r_i^{time}$  はレシートデータの日時である。

上記で求めた重みとレシートデータを組み合わせて、地域ごとの消費金額・消費可能性を求める。地域は、市外・市内局番による位置情報の判別精度と概ね一致するように、ユーザの現在位置を中心に経緯0.07度ずつの矩形に分割したものとする。瞬間的な未来予測では、「再現未来予測」と「未知未来予測」の2つの未来予測を行い、その結果を統合することで予測結果とする。

**再現未来予測** 消費行動には時間的周期性と位置依存性があることから、過去に消費した時間帯・場所で再び消費する可能性が高いと考えられる。

ある地域  $k$  内で消費したレシートが  $m$  枚あるとき ( $m \leq n$ )、その地域における消費金額  $E_{1k}$  と消費可能性  $P_{1k}$  を次式で定義する。

$$E_{1k} = \frac{\sum_{j=1}^m e_j w_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (4.8)$$

$$P_{1k} = \max(w_j) \quad (4.9)$$

**未知未来予測** 再現未来予測だけでは、過去に消費したことのない場所では消費予測が現れない。しかし一般的には、過去に消費経験がなくとも、現在位置を中心にその周囲に消費予測が広がると考えられる。本論文では、この消費分布が標準正規分布に従うと仮定して、以下の定式化を行った。

まず、現在位置が含まれる地域の消費金額  $E$ ・消費可能性  $P$  を次のように定義する。

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n e_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (4.10)$$

$$P = \max(w_i) \quad (4.11)$$

次に、各地域における消費可能性を求めていく。ユーザの現在位置の経度を  $c_{lng}$ 、緯度を  $c_{lat}$ 、ある地域  $k$  の中心位置の経度を  $k_{lng}$ 、緯度を  $k_{lat}$  とおくと、経緯の距離  $D_k$  は次式で求まる。

$$D_k = \sqrt{(c_{lng} - k_{lng})^2 + (c_{lat} - k_{lat})^2} \quad (4.12)$$

この値を用いて、地域  $k$  の消費金額  $E_{2k}$ ・消費可能性  $P_{2k}$  を次のように決定する。 $\gamma$  は定数である。現在位置の  $P$  を頂点に、消費可能性がなだらかな山を描くように分布する。

$$E_{2k} = E \quad (4.13)$$

$$P_{2k} = P \cdot \exp\left(-\frac{D_k^2}{\gamma}\right) \quad (4.14)$$

**未来予測の統合** 次式により、2つの未来予測結果を統合し、地域  $k$  における消費金額  $E_k$ ・消費可能性  $P_k$  を定義する。

$$E_k = \frac{E_{1k}P_{1k} + E_{2k}P_{2k}}{P_{1k} + P_{2k}} \quad (4.15)$$

$$P_k = \max(P_{1k}, P_{2k}) \quad (4.16)$$

### 1 日の合計消費予測

明日や明後日の消費予測は、瞬間的な予測よりも1日を通しての合計消費金額がわかったほうが有用である。方針は前節の瞬間的な消費予測と同様であるが、地域別にはせず、消費金額の予測だけを行う。

まず、過去のレシートのうち同日のレシートデータをまとめ、その日の合計消費金額を求めた。ある1日のレシートデータをまとめたものをレシート群と呼ぶこと

にする。今回、特徴量としては日にち・曜日の2つを選択した。  $i$  番目のレシート群  $R_i$  に対する特徴距離  $d_i$  を、次式のように決定する。

$$d_i = \alpha_1 \cdot d_i^{date} + \alpha_2 \cdot d_i^{day} \quad (4.17)$$

$$d_i^{date} = |f^{date} - R_i^{date}|^2 \quad (4.18)$$

$$d_i^{day} = |f^{day} - R_i^{day}|^2 \quad (4.19)$$

次に重み  $w_i$  を求める。

$$w_i = \beta_1^{-d_i} \cdot \beta_2^{-t_i} \quad (4.20)$$

$$t_i = c^{time} - R_i^{time} \quad (4.21)$$

これで各レシート群について重みを決定することができた。  $n$  日分のレシートを集めた、すなわちレシート群の数が全部で  $n$  であったとする。レシート群  $i$  の日の合計消費金額を  $e_i$  とすると、未来のある日における合計消費金額の予測値  $E$  は次式で求める。

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n e_i w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (4.22)$$

### 予測精度

参考までに、本アルゴリズムの予測精度について検討する。瞬間的な消費予測について、位置を考慮せず、最も消費可能性が高い場所の予想消費金額について、当該時間の前後3時間以内に予想消費金額の50%~150%の購買を行った割合は0.417であった。この精度は低いものと考えられるが、簡単な予測モデルで行動変容を引き起こすことができるのがサイバネティックループの特徴であることから、本論文ではこのアルゴリズムを用いた。

### システム構成

図4.7は、消費予報のシステム全体の構成図をあらわしたものである。レシート読み取り部で、レシートのスキャン・OCR・解析を行い、サーバのデータベースに格

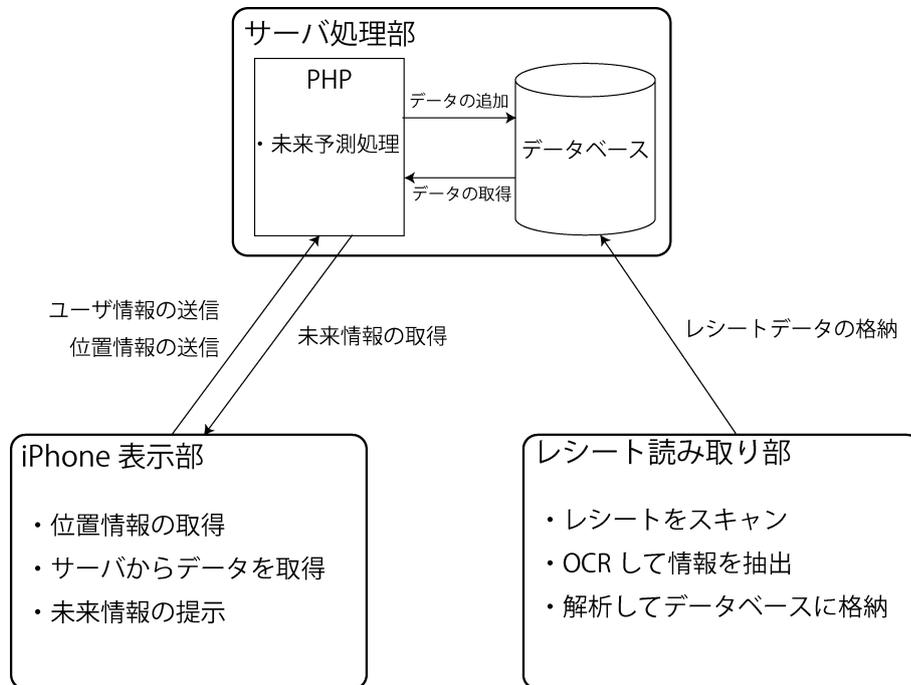


図 4.7: 消費予報のシステム構成図

納する。ユーザが iPhone 上で本アプリケーションを起動すると、ユーザ・位置情報がサーバに送られる。サーバ処理部では、PHP で iPhone とデータベースを仲介しており、送られてきたユーザ情報から該当ユーザのデータをデータベースより取得する。それらのデータと位置情報を合わせ、上述した未来予測を行い、iPhone 側に送り返す。そして iPhone 表示部で、サーバから送られてきた予測結果を表示する。

#### 4.2.4 提案システムの評価

##### 実験概要

消費予報の効果を見るため、ユーザスタディを行った。9名の被験者に対し、11日間消費予報を使用してもらった。予測を行うためにある程度の期間購買情報を記録する必要があるが、被験者には予めユーザスタディのおよそ3ヶ月前からレシートの記録のみを行ってもらった。11日の期間中、毎日最低1回はスマートフォン上で消費予報アプリを起動してもらい、予測結果を閲覧した上でアプリ内のアンケートに回答してもらった。また、期間後にもアンケートを行った。

アプリケーション内アンケートは実際に消費する前（消費前アンケート）であり、変化が起きそうか、変えようと決意したかを答えてもらうものである。期間後のアンケートは実際に消費した後（消費後アンケート）であり、予測を見て、その予測日時を過ぎた後に実際に変化したのかどうかを聞いたものである。消費金額、消費地域の2点において、それぞれアンケートを行い、消費行動に変化が起きたかを評価した。

結果

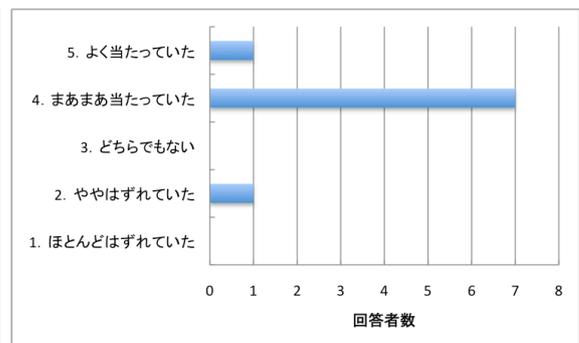
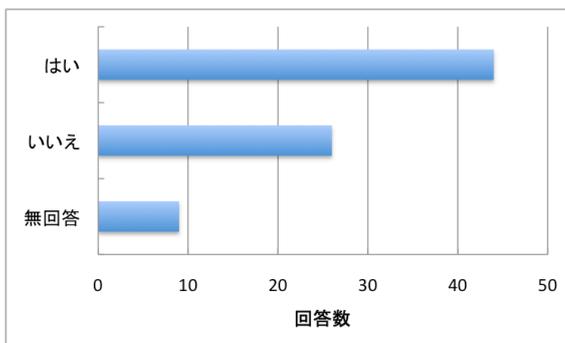


図 4.8: 予測は当たっていたか?(アプリ内) 図 4.9: 予測は当たっていたか?(実験後)

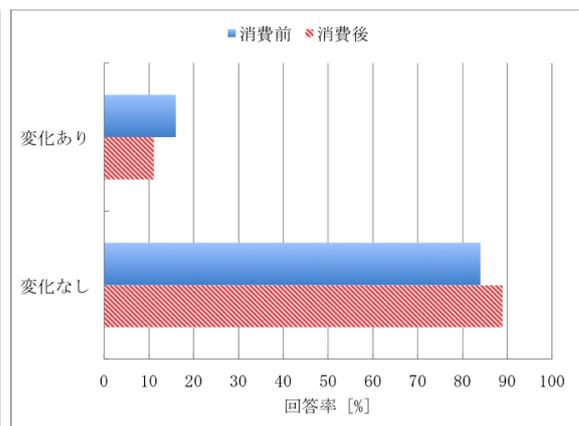
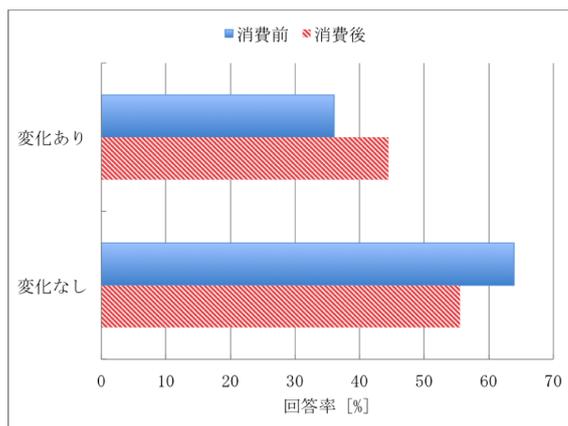


図 4.10: 消費金額の変化

図 4.11: 消費場所の変化

図 4.10 は消費金額の変化，図 4.11 は消費場所の変化を示したものである。青色のバーは消費前すなわちアプリケーション内のアンケートに対する回答であり，赤

色のバーは消費後すなわち実験期間後のアンケートへの回答である。

また、購買行動未来予測提示に対して感じたことに関する自由記述のアンケートでは、以下の回答がえられた。

- 警報・注意報のあらわれる地域が、元々行くところだったことが多かった。
- 1日に使っている額が想像以上に多く驚いた。
- 支出への心構えができた。
- 少し消費を抑えられた気がする。
- 消費行動に対して意識を持つきっかけとなった。
- 自分の行動の周期がわかった。

## 考察

図4.10からは、消費金額に関しては人によっては変化が見られることがわかった。“変化あり”よりも“変化なし”のほうが多い結果となっているが、予測提示しなければすべて“変化なし”となるので、この結果は、未来予測がユーザに対し十分に影響を与えていると見ることができる。一方、図4.11からは、消費地域の変化はほとんど見られなかったといえる。これは、自分の意思で比較的自由に変えることのできる消費金額に対し、消費地域は基本的に、自宅や職場といった生活区域に縛られるため、あまり変化させようとしなかったのだと考えられる。また、本システムに対する意見からは、ユーザの消費行動に対する意識が変化したことが伺える。“驚いた”といった意見は、普段、消費行動に対し意識が向いていなかったために現れた意見であり、予測提示により意識の変化を誘発させることができたといえる。

### 4.2.5 本節のまとめ

本論文では、レシートを利用したユーザ低負荷な消費行動ログシステム「レシートログ」の提案・実装し、レシートログから未来の消費行動を予測する手法を考案した。そして、未来の消費行動を提示するスマートフォンアプリケーション「消費

予報」を開発，被験者を用いて，予測が日常行動に与える影響について評価を行った。実験結果からは，消費に関する未来予測がユーザに対して，消費金額を増やすあるいは控える，という変化をもたらしたことがわかった。さらに自由意見からは，実行動だけではなく，ユーザの消費行動に対する意識の変化も見られた。本研究成果より，消費行動において未来予測・提示を行うことでユーザの実行動を変化させることができることがわかり，また消費行動に対する意識の変化がともなった点から，消費行動を各ユーザの考える良い方向へとシフトさせる効果もあったと考えられる。

今後の展望としてまず，レシートログ・消費予報を一般サービス化し，記録者数を増加させることがあげられる。本研究におけるレシートログの記録者は27人と少なく，データの母数として十分とは言い難い。また，レシートログの記録者数が増加すれば，類似した消費行動傾向を持つ他人のデータを利用し，自身の消費経験以外の予測や，予測精度向上が期待できる。2点目として，未来予測によるユーザの実行動の誘導を試みたい。本研究で，未来予測がユーザの行動に変化をもたらす点が判明したため，予測値を尤もらしさを保ったまま多少変化させることで，ユーザの行動を無意識に操作することが可能ではないかと考えられる。

### 4.3 Yumlog: 他者評価による期待同化を利用したフィードバック

#### 4.3.1 事後評価過程への介入

事後評価過程は，今度は行動の後に存在し，実際の行動の結果から，それが良いものであったか悪いものであったか等を評価する過程になる（図4.12）。この過程は行動の後にあるため，当然，そのループにおける行動に影響を与えることはできない。そのかわり，行動の結果の評価をするときに情報を提示することで，行動の評価を変化させ，次回以降のループにおける行動決定に影響を与える。

人は客観的事実のみならず，他者にどう思われているかといった外部情報によって，日々の行動の善し悪しを決めている。サイバネティックループの行動誘発として，他者評価を活用すると，事後評価過程への介入を行うことができると考えられる。

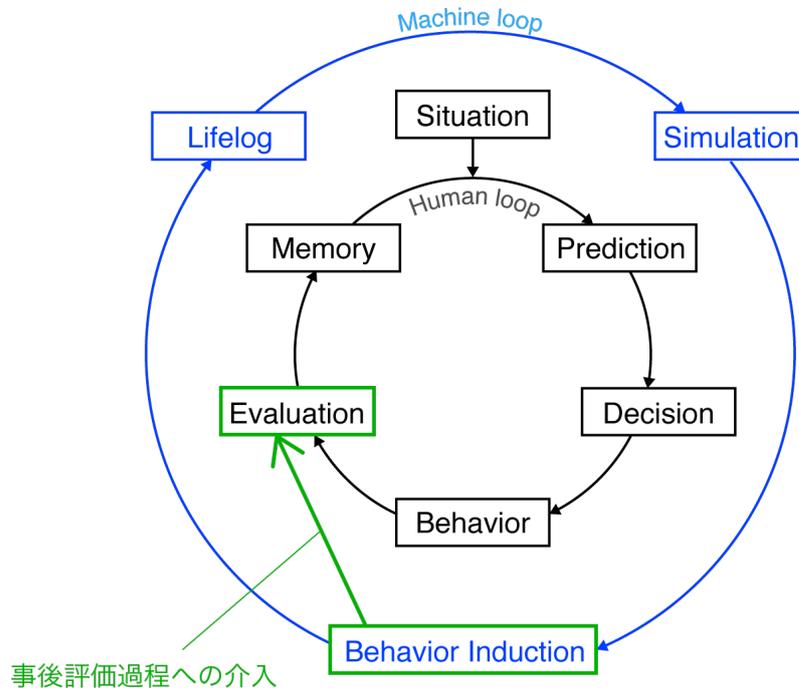


図 4.12: 事後評価過程への介入

ここでは、特に食事行動に着目し、サイバネティックループの実装を試みた。

#### 4.3.2 他者による自己の行動の評価

現代においては食生活の多様化が進み、それともなつて人々の食習慣への関心が高まっている。食習慣の改善は、食事バランス・摂取エネルギーの管理に基づく。しかし、これらは改善の必要性は明確になるものの、その実践は改善を試みる本人自身に委ねられている。また、欲求の抑制を必要とする場面が多く見られ、満足度が低いことが多い。そのため、必要性を感じていたとしても長期的に継続することが難しい [63]。

食生活に対する満足度を高めることができれば、精神的な負担を軽減し、長期的な食習慣の改善が可能だと考えられる。本研究では、食事という要素を対象とし、負担を軽減しつつ食行動を変化させる手法を探る。そこで着目したのが、食事の満足度は食事内容だけでなくさまざまな外部情報に左右され、特に他者の評価に同調するように自らの評価が変わる「期待同化」という心理学的現象である [64]。

本研究では期待同化を利用して、特に意識せずに健康的な食事の満足度を高め、食習慣を改善することを目的とする。そのために、食事に対する他者の評価を意図的に操作してフィードバックを行う食事共有ソーシャルメディアを提案する。本論文では、提案システムの構築、コントロール下における小規模なユーザスタディ、さらには一般公開されているアプリケーションを利用した大規模なユーザスタディを行い、提案手法の有効性を検証した結果を報告する。

### 4.3.3 期待同化を利用した食習慣改善ソーシャルメディア

#### 関連研究

食習慣の多様化にともない、肥満・高脂血症・糖尿病・高血圧などをはじめとする生活習慣病の発病事例が増加している。Alwanらによれば、世界における2008年の死亡者約5,700万人のうち、63%である約3,600万人が生活習慣病によって死亡している [65]。日本においても、2004年における死亡者の死因の60.9%が生活習慣病であることが調査によりわかっている [66]。一般に、食生活の改善のためには自己管理を行う必要がある。Quinnらは、悪い生活習慣は自発的な細かいモニタリングにより、より効果的に改善できることを示している [67]。食生活の改善手法は食事の栄養バランスや摂取エネルギーの管理に基づくが、通常、それらは食品成分表と食事レシピをもとに手計算しなければならず、負担が大きいため、自己管理を実践する障害となっている。

この問題に対し、食事の自己管理の負担を軽減するため、食事バランスやエネルギーの自動推定手法が提案されている。Maruyamaらは食事写真を画像処理することで食に関する情報を自動的に抽出し、食事バランスガイドに基づいたバランス推定(主食・主菜・副菜・果物・乳製品)を行う手法を提案している [68]。Miyazakiらは食事画像とそれらのエネルギーを事前に学習させることで、食事画像から摂取エネルギーを自動で推定するシステムを提案している [69]。さらに、これらの研究成果をもとに、FoodLogという食生活の管理・改善サービスが実際に提供されている [7,70]。Noronhaらはクラウドソーシングを利用したエネルギー推定システム PlateMate を提案している [71]。PlateMate では、ユーザが食事写真をアップロードすると、ターカーと呼ばれる人々はその食事写真を確認し、それぞれの写真に含まれる食品の種

類や量を推計する。複数のターカーの出した推計結果の平均がユーザに返される。

また、Zepedaらは、食生活の改善に対して能動的な姿勢でなくとも、単に食事写真を毎日記録していただけても食生活が改善されると主張している [72]。食事をする際にそれを撮影することで、自身の食生活への意識が高まり、健康的な食事を選択するように変化する、というのがこうした改善効果の要因となっている。

このように、食習慣の改善手法として、栄養バランスやエネルギーの管理に関するユーザの負担を軽減したり、食習慣改善への意識を高める研究が行われているものの、実際の食事選択はユーザ自身に委ねられ、実践には強い意志を必要とする。しかし、現状で食習慣改善の必要性を感じている人々が、意識的に自身の欲求を抑制し、健康的な食生活を継続することは難しいと考えられる。

食事に対する満足度は食品そのものだけでなく、付加される情報によって左右されることが知られている。Wansinkらは、食品パッケージの大きさが消費量に影響を与えることを明らかにしている [73]。同様に食品そのものを変化させずとも、嗅覚や視覚情報を操作することで満腹感や満足感が変わることが Narumi らによって示されている [32,74]。

さらに五感情報のみに留まらず、食事が持つさまざまな外部情報もまた、食事の満足度を左右する要因となる。Wansinkらは、食べ物の美味しさへの印象・期待に引っ張られるように、無意識に美味しさや満足度が変化することを、ワインの産地情報を付与した実験から確かめた [64]。これは心理学において「期待同化」と呼ばれ、食べ物に対する想像や味への期待によって美味しさに対する知覚にバイアスがかかるという現象である。同様に豊満らは、産地・購入場所・添加物・栄養成分・遺伝子組み換えかどうかなどの情報を付加するか否かで、食品の美味しさへの印象が変化することを示している [75]。健康的な食事に対して期待同化を意図的に、また自動的に引き起こすことができれば、特に意識せずとも食習慣を改善可能な仕組みを構築できると考えられる。

#### 期待同化を利用した無意識的な食習慣改善

本研究では、食事の際に食事に関する外部情報を付加することで、健康的な食事での満足度を無意識に高め、ユーザの負担なしに食生活を改善させることを目指す。

期待同化のトリガとなる付加情報はいくつかあげられる。例えば、産地・購入場所・飲食店の評判なども期待同化を発現しうる情報であるが、こういった情報は非常に多様であり、あらゆる食べ物に対して網羅的に付加することが困難である。例えば、自炊した食事においては飲食店の評判という情報は存在しないし、飲食店では食品の産地がすぐにはわからないことが多い。一方、「他者がその食事を美味しそうだと思うかどうか」という情報は、食事内容に関わらず、あらゆる食事に統一的に適用可能な付加情報であるといえる。そのため、本研究では、「食事の美味しさに対する他者からの評価」を付加することにした。

食事中に期待同化を発現させるには、当然、食事中に情報を付加する必要がある。そこで本研究では、リアルタイムに情報共有が可能であり、多数の他者の反応が取得可能なソーシャルメディア上で情報を付加することにした。近年、ソーシャルメディアの普及により、ソーシャルメディア上でユーザの体験をリアルタイムに他者と共有することが可能になった。そして、公開された他者が発信した情報に対して、コメントや反応を付加することも頻繁に行われている。このソーシャルメディアの特性により、他者からの評価をリアルタイムに取得・付加することができる。

ソーシャルメディア上に食事写真を投稿することも日常的に行われるようになりつつあり、ユーザにとっての負担は少ないと考えられる。食事を他者と共有することに特化したソーシャルメディアも存在し、例えば Foodspotting などがある [76]。これらはユーザ同士での飲食店や食品、料理のレシピ情報の共有などに一役買っているが、それを食習慣の改善に直接結びようという試みはあまり見られない。

ソーシャルメディア上で食事を他者と共有し、それに対する他者からの「美味しそう」という評価を食事中にリアルタイムにフィードバックすることで、同じ食事内容であっても、期待同化の効果により、美味しさに対する知覚および食事満足度が変化すると考えられる。ここで、他者からの「ヘルシーそう」という評価も同時に集め、それをを用いて「美味しそう」という評価を補正すれば、健康的な食事に対して意図的に期待同化を誘発できると考えられる。例えば、この2つの評価をすり替えて、他者の「ヘルシーそう」という評価を食事者に対して「美味しそう」としてフィードバックすれば、食事者は進んで健康的な食事を摂るようになる (4.13)。このように、健康的な食事での満足度が向上するように他者からの評価を補正してフィードバックすることで、強制的な食事制限による負担を感じることなく、無意

識のうちに自ら健康的な食事を選択するようにユーザの意識や行動が改善されると期待できる。

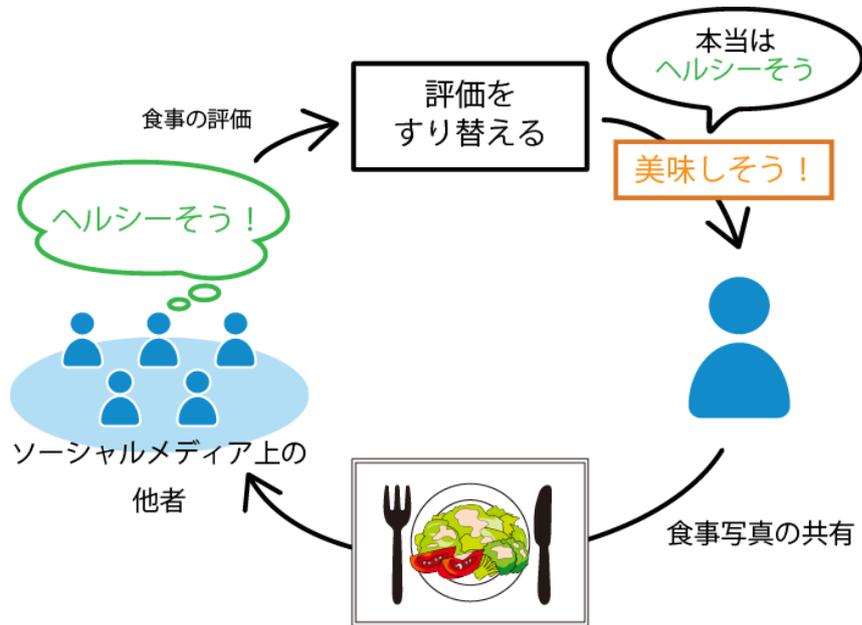


図 4.13: システムによる評価のすり替え

本研究ではまず、食事中に他者からの評価を付加するソーシャルメディアを設計・構築する。そして、健康的な食事での満足度を高めるためのフィードバック手法を設計し、その手法による食行動の改善効果を調査する。

### 食事共有ソーシャルメディアの構築

我々は、食事共有・評価用ソーシャルメディア Yumlog を構築した。Yumlog は、ユーザが食前に撮影した食事写真を他者と共有し、他者からの「美味しそう」という評価を食事中にリアルタイムにユーザへと提示することで、食事満足度を変化させるシステムである。システムは、ユーザの所持するモバイル端末として Apple 社の iPhone を利用し、サーバ側は主に Python 2.7 と MySQL 5.5 を用いて構築した。サーバは Amazon Web Services (AWS) の Amazon Elastic Compute Cloud (EC2) 上で運用を行い、データベースサーバには Amazon Relational Database Service (RDS) を用いた。

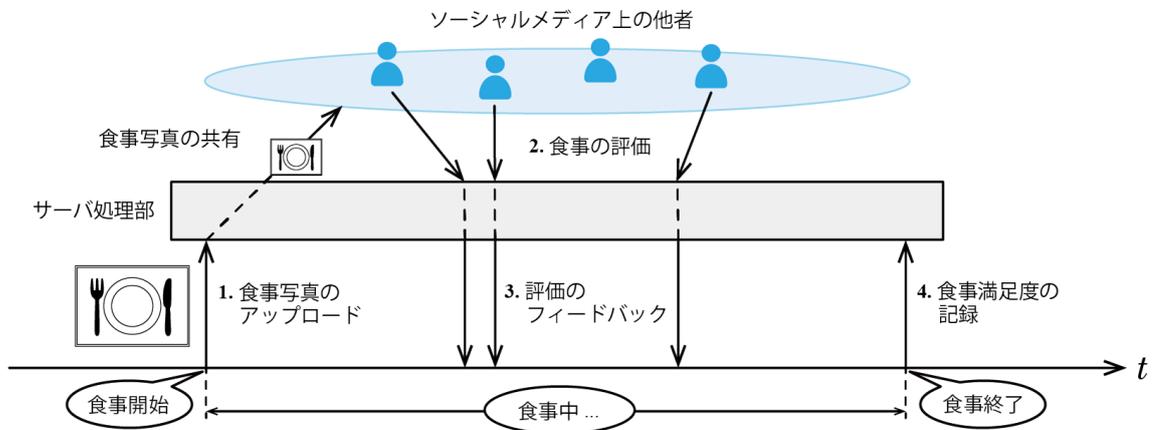


図 4.14: Yumlog 使用の流れ

図 4.14 は Yumlog の使用の流れをあらわしたものである。Yumlog では、食事開始前に iPhone で食事写真を撮影し、サーバにアップロードすることで他者と共有する。Yumlog はソーシャルメディアであるため、ユーザはあるときは食事者であり、またあるときは他者の食事を評価する評価者となる。

まず食事者は、食事前に iPhone を用いて食事の写真を撮影し、サーバにアップロードする。サーバはアップロードされた写真を食事者以外の Yumlog ユーザに共有する。次に、その食事写真を共有している評価者は、その食事がどの程度美味しそうかなどの評価を 7 段階（-3～+3）で評価する（図 4.15）。その際、評価者が特定可能だと負の評価が付加されにくくなると考えられるため、評価は匿名で行うこととした。これらの評価はリアルタイムに食事時の食事者に通知される（図 4.16）。そして食事後に、食事者はその食事に対する満足度を記録する。

食事満足度と他者評価は主観評価だが、今回用いた食事満足度は食事満足度に関する調査で頻繁に用いられるものである。足立らによれば、食事に対する満足度は、味覚的要因、精神的要因、物質的要因、身体的要因、環境的要因の 5 つに分けられる [77]。さらに物質的要因は、量と質の 2 つに分けることができる。これらの要因から、「美味しいか」「楽しいか」「食べたいものを食べているか」「食べたい量を食べているか」「食事が待ち遠しかったか」「雰囲気は良かったか」の 6 項目が考えられる。また、Okamoto らの調査では、以上の 6 項目に「食後の満足感・充実感」を加え、各質問に対する点数の合計値を食事満足度と定義している [78]。



図 4.15: 評価者側の評価入力画面



図 4.16: 食事者側の評価閲覧画面

本研究ではこれらに倣い，ユーザに7つの質問に答えてもらうことにより，食事に対する満足度を評価する．食事後，ユーザに次の7項目に対して，それぞれ-3～+3の7段階で回答してもらい，その合計値を食事満足度とする．

1. 美味しかったか
2. 楽しかったか
3. メニューは良かったか
4. 雰囲気は良かったか
5. 満腹か
6. 満足か
7. 食事が楽しみだったか

#### 4.3.4 提案システムの評価

期待同化の効果を利用し、健康的な食事に対して美味しそうだと期待させれば、健康的な食事での満足度が高まると考えられる。そこで、食事が「美味しそう」という評価に加え、「ヘルシーそう」という評価も同様に7段階（-3～+3）で他者に行わせる。そして、ヘルシーさの評価を美味しさの評価として食事者に提示することで、食事者には、他者からヘルシーだと思われている食事が美味しそうだとと思われるように見える。

##### 実験概要

本実験では、評価のすり替え処理を追加した Yumlog を 10 名の被験者に使用させた。被験者の内訳は、20代男性が7名、30代男性が1名、20代女性が2名であった。被験者は他者の食事に対し、「ヘルシーそうか」、「美味しそうか」、「満足そうか」の3項目に対して回答することで評価を行う。最初の項目は食事者に対しては「美味しそう」としてフィードバックされ、残り2項目はダミーであり実際には使用されない。ここでダミーの項目を配置しているのは、すり替えが被験者に気付かれないようにするためである。食事者は食事終了後、その食事に対する満足度を先述した7項目の質問に答えることで記録する。

また、他者からの評価に加えて、システムが自動的にダミーの評価を行う。これは、評価数が少ないと提案手法の期待する効果が現れにくい可能性があるため、評価数を増やすことで、被験者の少なさを補うためのものである。このダミー評価は、実際の評価者の評価に基づいて生成される。システムは実際の評価者による評価が付けられてからしばらく待った後に、それまでの評価に基づいて -3～+3 の値が選択される。この際、ダミーの評価は、実際の評価の平均値付近から選ばれる。

この実験では、2つの相関分析を行う。食事満足度とすり替えられた評価との相関係数  $R_h$  と、食事満足度と真実の評価との相関係数  $R_t$  を求める。 $R_h$  が  $R_t$  よりも大きい場合、評価をすり替えるという提案手法が、食事満足度に対して影響を与えることを示しているといえる。

また、被験者の食生活が健康的な食事を選択するように変化したかについても、時系列解析を行う。さらに実験期間後、被験者にアンケートを行うことで、食生活

表 4.1: 各被験者の食事数と相関係数: 有意な相関 ( $p < .05$ ) がないものは“()”であらわす.

被験者	食事数	$R_h$	$R_t$	$R_h > R_t$
A	35	0.914	(0.265)	True
B	15	0.753	(0.094)	True
C	27	0.814	(0.154)	True
D	12	0.794	(0.528)	True
E	9	0.785	0.912	False
F	29	0.600	0.502	True
G	21	(0.354)	0.783	False
H	12	(0.368)	(0.168)	False
I	8	0.922	(0.023)	True
J	11	0.898	(0.257)	True

の変化や Yumlog の効果について主観的評価を行う。

### 結果と考察

この実験では、3週間で179件の食事が記録され、それらに対して1,208件の評価が付加された。相関分析の結果を表 4.1 に示す。なお、両側検定を行い、相関係数が有意かどうかを検定し、 $p < .05$  で有意な相関係数はそのままの数値を、有意でない相関係数は括弧で囲っている。

被験者 A, B, C, D, F, I, J の7名は  $R_h > R_t$  となり、すり替えを行った場合に他者評価が満足度に影響を与えていることがわかる。これから、他者がヘルシーだと評価する食事での満足度を高くすること、あるいはその逆が可能であるといえる。

次に、時系列的な変化について最小二乗法を用いて解析を行った。図 4.17 は、各被験者の食事群に対してヘルシー評価を線形に近似して、その変化を示したものである。つまり、本実験における被験者の食生活改善の様子を示したものである。注意したいのは、ここでのヘルシー評価が栄養素的に真にヘルシーであるとは限らないということである。しかし、評価が多く行われれば、正しい値に近づいていくと考えられる [79]。例えば PlateMate では、評価者の数が増えれば、成分の推定値は真の値に近づいていくことが示されている。

図4.17の黄色の線は、被験者全体の平均値の変化をあらわしており、全体としては改善が見られたことがわかる。個別に見るとほとんど変化がない被験者もいるが、例えば被験者C、Fは元々のヘルシー評価値が高く、はじめから健康的な食生活であったため改善が見られなかったと推察される。被験者D、Iは特に改善度合いが大きかった。表4.1を見ると、被験者Iは特に期待同化の効果が大きく出ているため、期待同化による食生活改善効果を示唆している。逆に、表4.1では被験者Aは被験者Iに次いで期待同化が強く発現しているが、図4.17ではヘルシー評価改善度合いはそこまでではない。提案手法の有効性は示唆されるが、期待同化の強さと食生活改善度合いが単純な関係ではあわせないことがわかる。

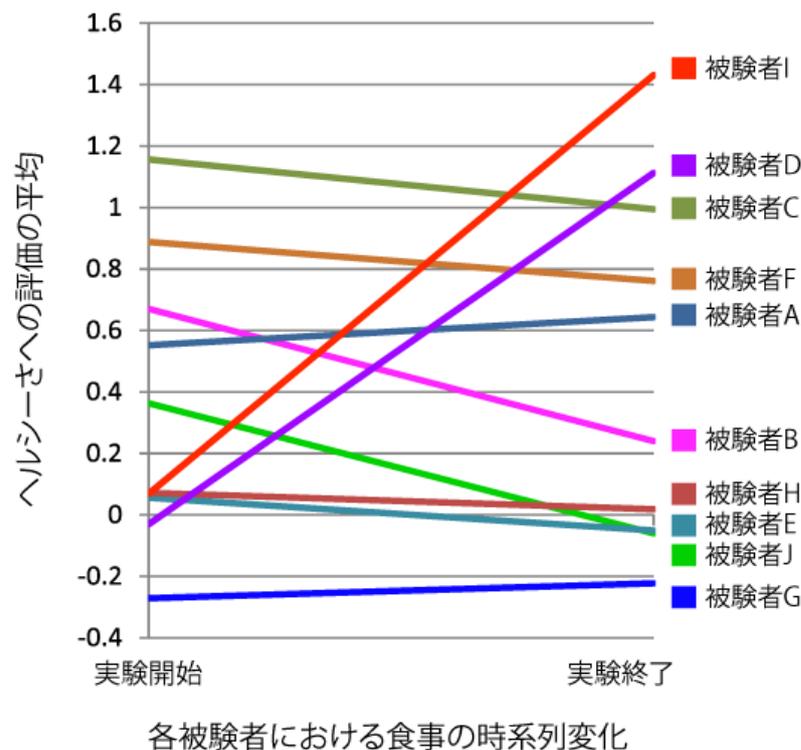


図 4.17: 各被験者のヘルシー評価の変化

次に、健康的な食事の頻度を指標として、時系列的变化を調べる。これは、社会的な理由などにより健康的でない食事を摂らざるをえない場合もあるため、食生活全体としての改善度合いのみならず、健康的な食事の頻度が高まることも有用な指標であると考えられるためである。付加されたヘルシーさへの評価のヒストグラム

(図 4.18) によると、中央値が0であったため、ヘルシーさへの評価の平均が0以上の食事を健康的な食事とする。各被験者について、記録した食事を前後半で半数に分け、両者における健康的な食事の頻度を比較したところ、被験者 A, D, E, I, J の5名は後半の頻度の方が高くなり、改善傾向が見られた(図 4.19)。その他5名の被験者には特に違いは見られなかったが、被験者 B, C, F は実験全体を通して比較的健康的な食事を続けていたことがわかった。

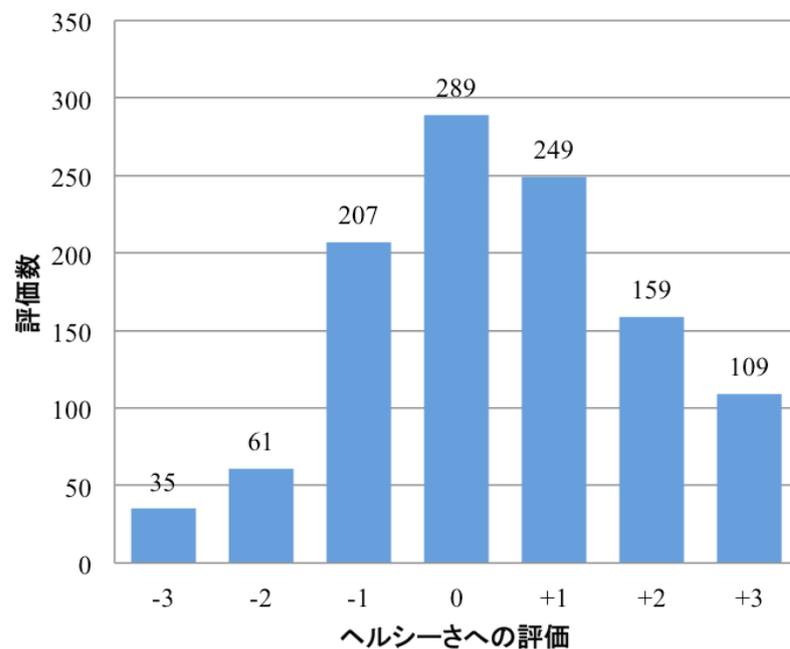


図 4.18: ヘルシー評価のヒストグラム

アンケートにより、食生活の変化についてのユーザの主観を調査した。被験者に Yumlog 使用の前後で変わった点をあげさせたところ、以下の回答がえられた。

- 食事内容について、
  - － 彩りのいい物を食べるようになった。
  - － 野菜や果物の多い食事を心がけるようになった。
  - － バランスの良い食事を心がけるようになった。
  - － コンビニ食が減った。

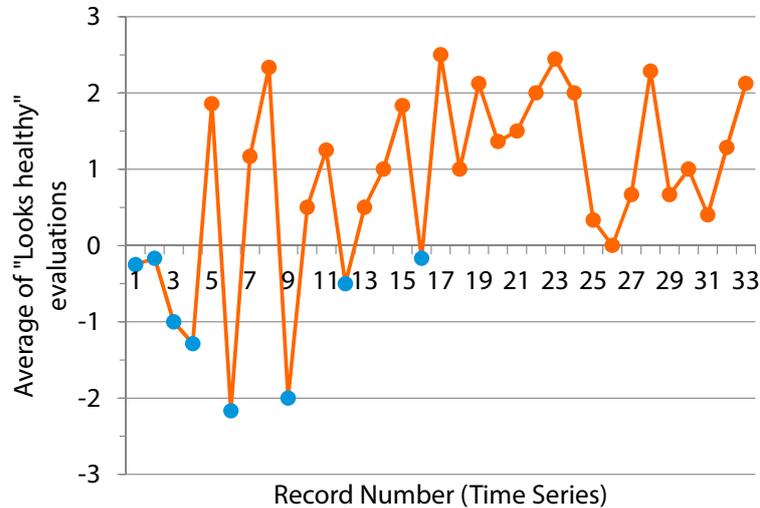


図 4.19: 被験者 A のヘルシー評価の遷移

- カップラーメンなどを避けるようになった
- 他者の食事を見ることについて,
  - 他者が食べているものを気にするようになった.
  - 多数の他者が同時に食事を始めるとお腹が減った.

このアンケート結果からは、食事内容に対する意識の変化があったことから、ユーザの主観においても、野菜や果物を取り入れたバランスの良い食事をするように意識・行動が変わったことが示唆された。

#### 4.3.5 実社会におけるユーザスタディ

先述のユーザスタディは、コントロール下に置かれた限定的な環境における実験であったため、その結果は現実の状況に即していない可能性がある。そこで次に我々は、一般公開されているアプリケーションである Table For Two を用いて、実社会の文脈における提案手法の効果を検証するユーザスタディを行った。

### Table For Two

Table For Two (TFT) は、特定非営利活動法人 TABLE FOR TWO International [80] が公開している、無料の iPhone 向けアプリケーションである。開発途上国と先進国のエネルギーのアンバランスを解消し、互いに健康になろうというコンセプトを元に開発された。一般的な食事写真の記録アプリケーションと異なる特徴として、以下があげられる。

1. 協賛企業から寄付金がプールされており、ユーザが食事写真をアップロードすることで、1件につき1円がアフリカの子供たちへの給食として寄付が行われ、簡単に社会貢献が行える
2. 画像処理による食事写真からのエネルギー・栄養バランスの自動推定が行える

以上のような特徴から、ユーザ層としては社会貢献や健康管理に対して、比較的意識が高いユーザがターゲットと考えられる。TFT は本研究以前から公開されており、既に多くのユーザが存在していた。

本研究では、TABLE FOR TWO International の協力の下、TFT に Yumlog と同等のソーシャル機能を付加し、TFT のユーザを対象として大規模なユーザスタディを行った。

### 実験概要

ユーザはボタンをタップすることで、「ヘルシーそう」あるいは「食べたい」という評価を行う (図 4.20)。どちらでもない場合は、画像右上のボタンをタップすることで、評価をスキップすることもできる。評価は「ヘルシーそう」および「食べたい」のポイントとして食事者にフィードバックされる (図 4.21)。

今回のユーザスタディでは十分な被験者数を確保できると予想できたため、ユーザをランダムに実験グループと対照グループに振り分け、グループによってフィードバックするポイントの計算方法を変えることで比較を行った。対照グループでは、評価のポイント数は一度ボタンを押されたら1ポイントとして、そのままフィードバックされる。一方実験グループでは、「ヘルシーそう」のポイントの半分 (切り捨て) を「食べたい」のポイントに加算してフィードバックする。例えば、ある食事



図 4.20: 評価者側の評価入力画面



図 4.21: 食事者側の評価閲覧画面

に対して10回のヘルシーボタンと12回の食べたいボタンが押されたとき、対照グループにはヘルシー10ポイント、食べたい12ポイントとしてフィードバックされる。食事者が実験グループに属する場合は、5ポイントが食べたいポイントに加算され、ヘルシー10ポイント、食べたい17ポイントとしてフィードバックされる(4.22)。この操作により、実験グループのユーザは健康的な食事をしたとき、より満足度が高くなる。

本ユーザスタディは、TFTにYumlogシステムを導入・公開してから40日間を対象とし、前半と後半の間で健康的な食事の頻度を比較する。ここで、ある食事のヘルシーさをあらわす基準として、次のようにヘルシーさ $H$ を定義した。



図 4.22: 対照・実験グループへの評価フィードバック

$$H = \frac{\text{ヘルシー評価数}}{\text{ヘルシー評価数} + \text{食べたい評価数} + \text{スキップ数}}$$

食生活はユーザ毎に異なるため、本ユーザスタディでは、各ユーザにおいて当該ユーザの全食事のヘルシーさの中央値よりも、ヘルシーさが高いものを健康的な食事と定義する。

## 結果

40日間に1,506人のユーザが8,451件の食事を記録し、スキップも含めて82,400件の評価が行われた。この内、スキップ数は43,085件であった。ノイズを除去するため、評価数が5件未満の食事を除外し、その上で前後半期間のいずれかの食事が5件未満のユーザについては除外して解析を行った。結果として、対照グループに属するユーザが64人、実験グループに属するユーザが81人であった。

まず、前後半期間における健康的な食事の頻度を比較した。対照グループでは、64人中31人のユーザが、前半よりも後半において健康的な食事を摂る頻度が増加していた。一方、実験グループでは81人中41人であった。対照グループの改善割合を基準として、実験グループの改善割合について二項検定を行ったところ、実験グループのほうが有意に改善したユーザが多かった ( $p < .05$ )。さらに、Clopper & Pearson法を用いて95%信頼区間を求めたところ、0.490~0.712であった。信頼下限は0.484(= 31/64)よりも大きいため、提案手法が有意に食生活を改善しているといえる。

次に、前後半期間における各グループのヘルシーさ  $H$  の中央値を比較し、 $t$  検定を行った（図 4.23）。実験グループにおいては前後半で有意（ $p < .01$ ）にヘルシーさが向上しているのに対し、対照グループでは有意差は見られなかった。また、前後半間でのヘルシーさの差についても比較したところ、実験グループのほうが対照グループに比べて有意に改善度合いが大きかった（ $p < .01$ ）。

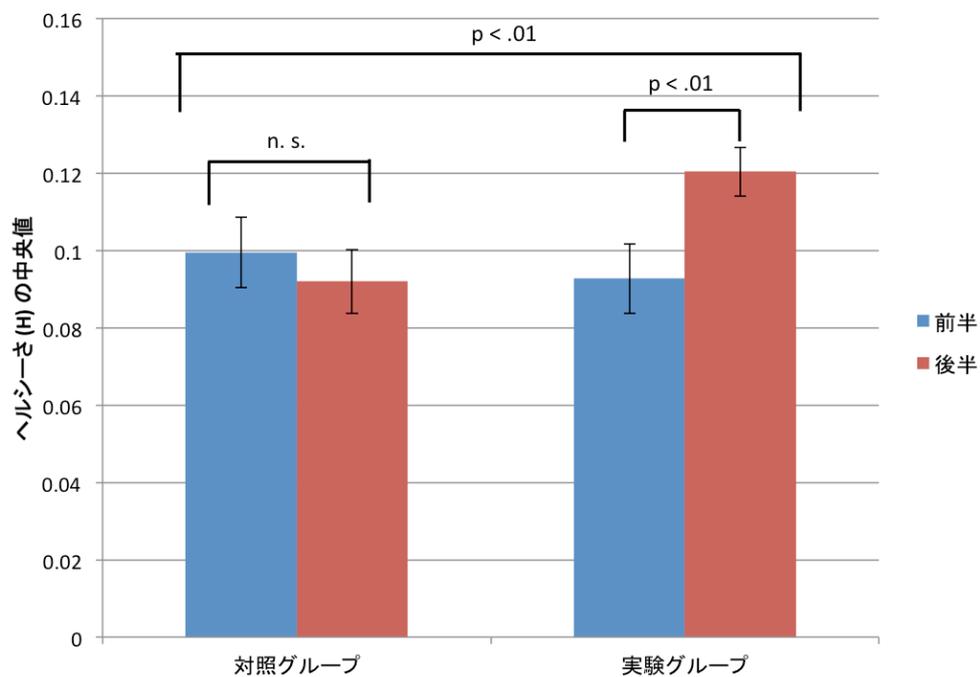


図 4.23: 前後半期間におけるヘルシーさ  $H$  の中央値

## 考察

上述の結果は、健康的な食事に対する満足度の影響により、他者の評価が食生活を変えうることを示している。さらに、それがコントロール下に置かれた実験環境のみならず、実社会においても有効であることをあらわす。

Zepeda らによれば食事を記録すること自体が食生活を改善するが、今回のユーザスタディでは対照グループに食生活の改善が見られなかった。TFT の利用ユーザの中には、ユーザスタディ前から既に食事記録を続けていたユーザもいたと考えられる。そのため、食習慣は既に改善されており、今回のデータ取得期間においては改

善が見られなかった可能性がある。しかしこれは同時に、食事記録による食習慣改善の効果と、フィードバックによる効果が独立している可能性を示唆している。つまり、既に食事記録を取り続けているユーザであっても、他者評価によって健康的な食事の評価を高めてフィードバックされることで、さらに食習慣が改善される可能性があることを示しているといえる。

#### 4.3.6 本節のまとめ

本研究では、まず、食事写真を他者と共有し、他者からの食事への評価をユーザの食事中にリアルタイムに提示するソーシャルメディアシステム Yumlog を構築した。次に、Yumlog を用いて小規模なユーザスタディを行い、他者からの「ヘルシーさ」への評価を「美味しさ」への評価にすり替えてユーザに提示したところ、ユーザの食事満足度を変化させられることを示した。また、10名中5名のユーザに Yumlog の使用による食事のヘルシーさの改善傾向が見られ、食事満足度の操作による食行動の改善可能性が示された。さらに、一般公開されているアプリケーション TFT を用いて実社会のコンテキスト上でユーザスタディを行い、提案手法の有効性を確かめた。

今後の展望として、評価者の違いによる評価の重みを考慮したいと考えている。今回は匿名評価であったため、すべての評価を等価に扱ったが、実際には評価者によって被評価者の感じる評価の重要性は変わると考えられる。そこで、ソーシャルグラフをもとに食事者と評価者の人間関係の強さなどを考慮し、評価の重みを新たな指標としてシステムに導入するなど、食行動の改善を促すフィードバック手法を再設計する。

また、今回ヘルシーさを美味しさにすり替えたが、別の要素にすり替えることで、さらに高い効果をえられる可能性がある。本文で述べたように、食事満足度は複数の要因から構成されており、人によってどの要素を重要視しているかが異なると考えられるためである。すなわち、ユーザの嗜好を反映したすり替えフィードバックを行うことで、より効果的に期待同化を発現できると考えられる。

## 4.4 東名渋滞予報：未来予測提示による運転行動誘発

### 4.4.1 事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入

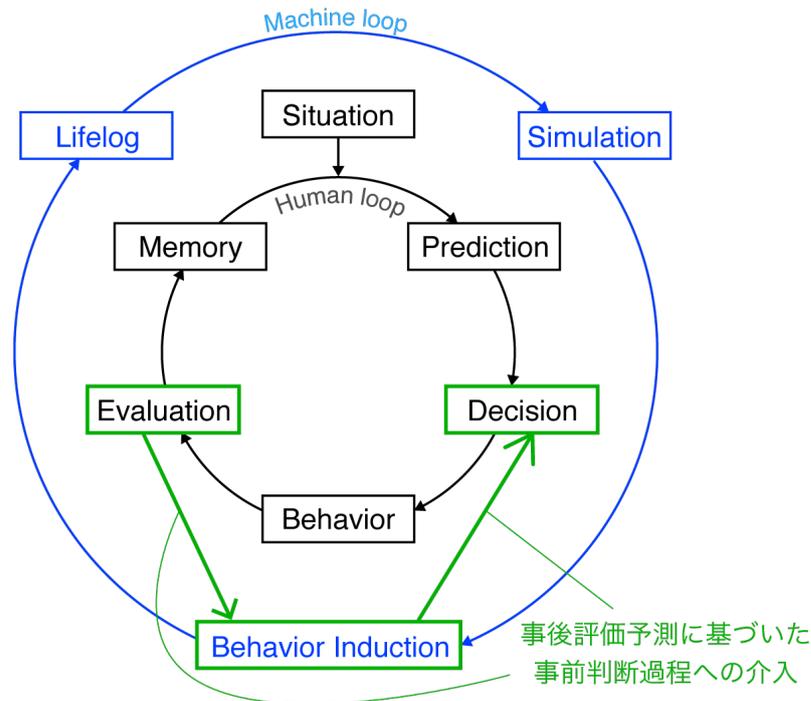


図 4.24: 事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入

両過程を考慮した介入手法として、事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入という方法を提案した(図4.24)。これは、本来行動後に行われる評価を、シミュレーション技術を利用して行動前に提示することによって行われる。事後の評価を行動に移す前に考慮できるため、効果的に行動変容を引き起こすことができる。

事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入では、事後評価を事前に与えるために、未来予測を用いることとなる。ここで重要なことは、複数の事後評価予測を人に提示することである。複数の未来予測を容易に提示するインターフェースはあまりなく、本節におけるサイバネティックループ実装の本旨は、そのようなインターフェースの開発にある。

ここでは、高速道路における自動車の運転行動に着目し、サイバネティックループの実装を試みた。

#### 4.4.2 対話的未来予測提示による行動結果の事前評価

交通機関の中で自動車は、運用するシステム管理者から見て制御性が低いといえる。鉄道やバスは、運用会社が運行間隔や時間、経路を指定しており、乗客や周辺状況に多少左右される場合もあるが、基本的にシステム側が制御可能である。一方、自動車は個々の車両が独立した意思を持って行動するため、個別に制御することはできず、道路管理者は信号や看板、電光掲示板などにより間接的に交通を制御しなければならない。それ故に、特定の地域や時間帯に交通需要が集中し、渋滞の発生や事故発生率の増加を引き起こしうる。

本研究では特に、高速道路上のサービスエリア (SA) およびパーキングエリア (PA) に滞在するドライバに注目した。SA/PA に滞在するドライバに対して、いつ出発すればどの程度渋滞に巻き込まれ、いつ目的のインターチェンジ (IC) に到着するのかといった未来予測を提示することで、SA/PA の出発時刻を変化させることを目指す。これにより交通需要を分散させるだけでなく、SA/PA における休憩時間を延ばすことでドライバの精神的疲労を低減し、また SA での消費が増えることで高速道路管理者の利益にも繋がると考えられる。本研究では、ドライバ個人ごとに未来の交通状況を提示し、未来のドライバの行動を変化・誘発するシステムを構築し、アンケートによる紙面調査と、実際の高速道路における使用実験を行った。

#### 4.4.3 未来予測を利用した運転行動誘発システム

##### 関連研究

交通渋滞による経済損失額は年間約 12 兆円と試算されており、非常に大きな問題となっている [81]。特に高速道路における交通需要の分散は社会的に重要なテーマであり、各高速道路管理会社は連休前に渋滞予測を提供したり、ETC 搭載車の平日夜間料金を割り引くなどの対策を行っている。また、これとは逆に渋滞の発生する可能性が高い日の高速道路利用料を割増にする混雑課金という制度の研究もなされている。

渋滞の発生原因やメカニズムについては、交通工学という学問分野において研究が進められている [82]。浅田は、交通渋滞の解消における混雑料金の効果について経済的に解析している [83]。桑原によれば、渋滞時間帯にあるインターチェンジ (IC)

を通過した車両のうち約23%について、そのICを通過する時間を最大30分、平均16分適切に変更したとき、約7kmの渋滞がなくなるという事例が存在した [84].

運転行動を制御する方法として一般的な速度標識等ではなく、認知科学的手法を用いて自動車の速度等を変化させる試みも行われている。Iwasatoらは、高山清見道路の小鳥トンネルに注意を喚起するためカラータイルを線状に配置し、ドライバーの速度超過を抑制するようにした [85]. また山本らは、道路脇に接地した発光板のパターンを制御することで、視覚誘導性自己移動感覚（ベクション）を変化させ、速度認知に働きかける仕組みを提案している [86].

高速道路上のドライバーは、高速道路管理者とは異なり、高速道路全体の状況を把握していないため、適切でない運転行動をとってしまうことが起こる。4.2節で述べた消費予報と同様に、運転行動の未来予測をドライバーに与えることで、運転行動を変容させることができると考えられる。ドライバーに対して、未来の運転行動を予測・提示することで、出発時刻や車両速度を変化させ、交通需要を分散できると考えられる。

### 選択的未来予測提示

SA/PAに接地されている情報板で提示される渋滞情報は現在時刻のものに限られている。そのため、いつSA/PAを出発したとき、どの程度渋滞に巻き込まれ、いつ目的ICに到達するのかという情報を知ることができない。しかし、直ちに出发したときに60分の渋滞に巻き込まれ、80分後に目的ICに着くという場合と、30分間SA/PAで休憩してから出発したときに渋滞に巻き込まれず、90分後に目的ICに着くという場合の2つの選択肢があったとき、ドライバーはいつ出発することを選ぶだろうか。そこで、SA/PAに滞在するドライバーに対し、未来の運転行動を予測・提示したとき、出発時刻を変化させるかどうかを調査した。

異なる出発時刻に対して未来の運転行動を一覧して提示するため、2つの時間軸からなる2次元の予測提示UIを考案し、これをDouble Time Scale Diagram (DTSD)と名付けた (図4.25)。図4.25の縦軸が出発時刻をあらわしており、例えば一番上は直ちに出发した場合を示している。UI中の色分けされた領域はドライバーの状態をあらわしており、水色がSA/PAに滞在している時間、緑色が通常走行時、赤色が渋滞走行時 (平均時速40km/h以下)、灰色が目的ICを示す。例えば一番上では、

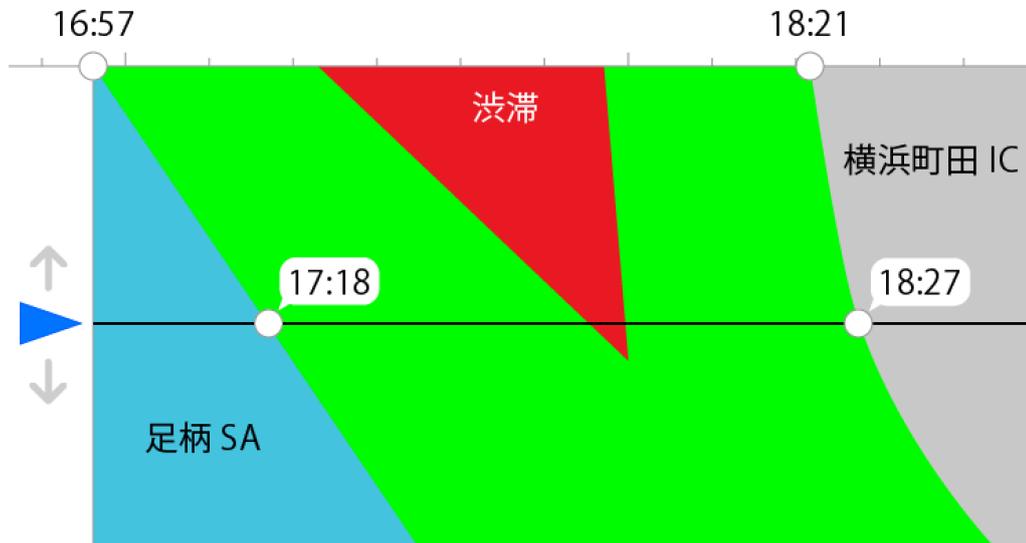


図 4.25: Double Time Scale Diagram

16:57 現在に出発したとき、およそ 25~60 分後に渋滞に巻き込まれ、18:21 に横浜町田 IC に到達するという予測をあらわしている。一方、中央付近の黒線で選択されている箇所では、20 分程度足柄 SA/PA で休憩してから 17:18 に出発し、渋滞にはほとんど巻き込まれず順調に走行して、18:27 に横浜町田 IC に到達する。

#### 4.4.4 選択的未来予測提示フィードバックの評価

##### SA/PA の出発時刻の誘発

ドライバが提示画面を見たときにどのように行動するかを確かめるため、紙上のアンケートを行った。アンケートでは図 4.25 と同様の UI で、複数パターンの提示画面を見せ、SA/PA からの出発時刻の回答を集めた。パターンを生成するパラメータとして、渋滞の位置、継続時間、距離をそれぞれ表 4.2 のように設定し、渋滞なしと合わせて全 13 種類を用意した。状況として、被験者は SA/PA に軽い休憩のため立ち寄っており、買い物や食事などの目的はなく、そろそろ出発しようとしたところで予測結果を閲覧したと想定した。また、SA/PA から目的 IC までは 120km であり、通常走行時でおよそ 90 分で到着できるものであるとした。以上の想定状況を被験者に伝えた上で、各被験者ごとにランダムに並べた 13 種類の予測提示 UI を見

せ、被験者が選択した出発時刻を示す箇所に水平線を引いてもらった。被験者は40人であった。

表 4.2: 渋滞を生成するパラメータ

渋滞の位置	近, 遠
渋滞の継続時間	短, 中, 長
渋滞の距離	短, 長

### 結果と考察

図 4.26 は、アンケートで提示した全 13 種類の提示パターンと、それぞれに対し被験者が出発時刻をいつにしたかの分布を示したものである。選択された出発時刻を 10 分間ごとにまとめ、半透明の黄色の棒グラフで重ねて表示している。

図 4.26 を見るとまず、渋滞が全くないときには、直ちに出発しようとしている。渋滞位置が異なるだけの組み合わせ ((b) と (d), (g) と (i) など) を比べると、分布にはほとんど差がなく、渋滞の位置は選択に影響を及ぼさないことがわかる。渋滞の継続時間が異なる組み合わせ ((b), (f), (j) など) から、渋滞の継続時間が長くなると、分布が末広がりになる傾向がある。ただし、(k) や (m) のように渋滞が 120 分以上長く続くような状況では、渋滞の解消を待たずにすぐに出発する人が多い。渋滞の距離については、渋滞の距離が継続時間に影響するため単純に比較できないが、継続時間が比較的近い (c) と (j) などと比べると、渋滞距離が長い場合のほうが出発時刻を遅らせる傾向があると思われる。これは、渋滞に巻き込まれることによる疲労を避けるための行動だと考えられる。以上より、SA/PA におけるドライバの出発時刻は、渋滞の継続時間と距離に依っていることがわかる。

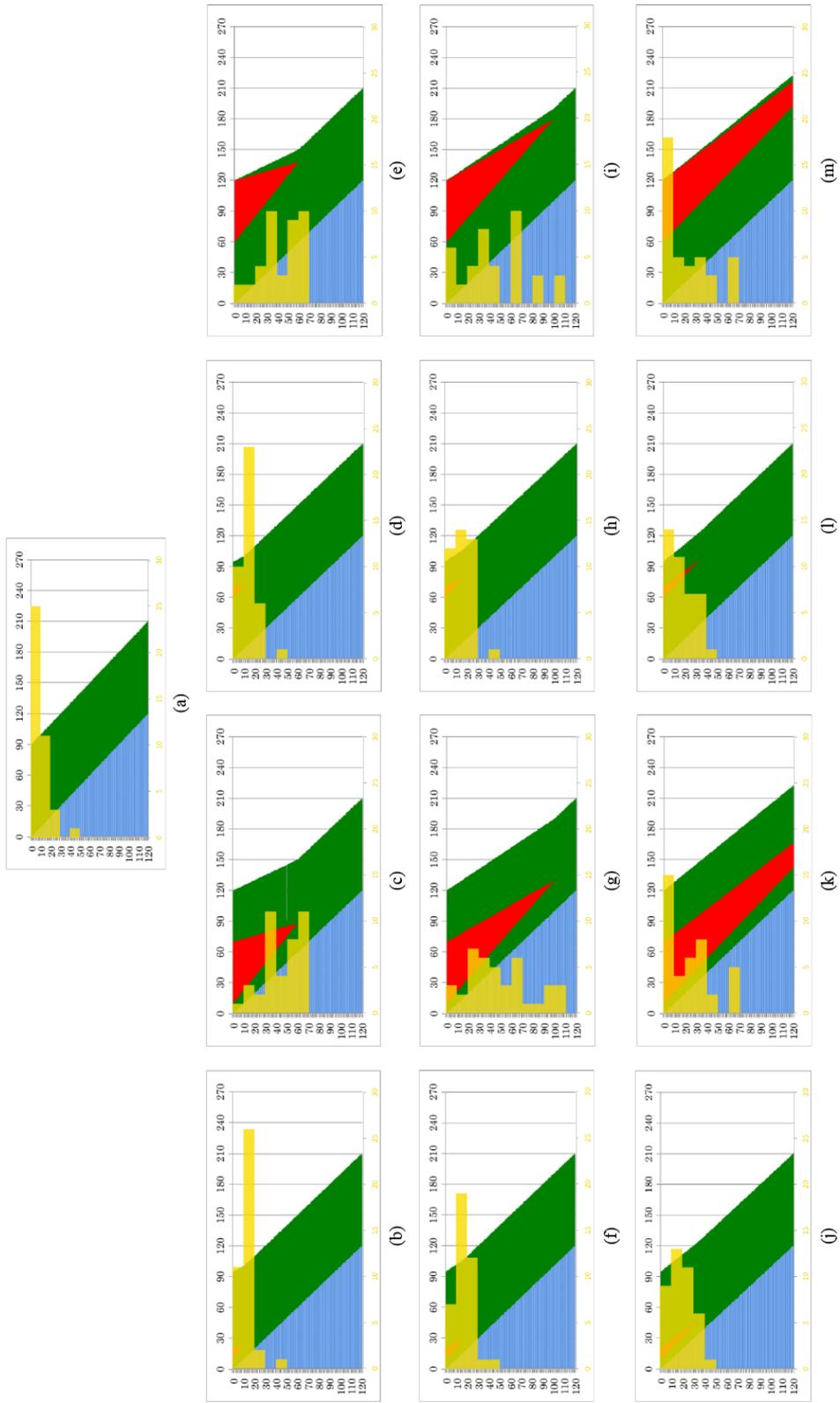


図 4.26: 提示パターンと選択した出発時刻の分布 ( $n = 40$ )

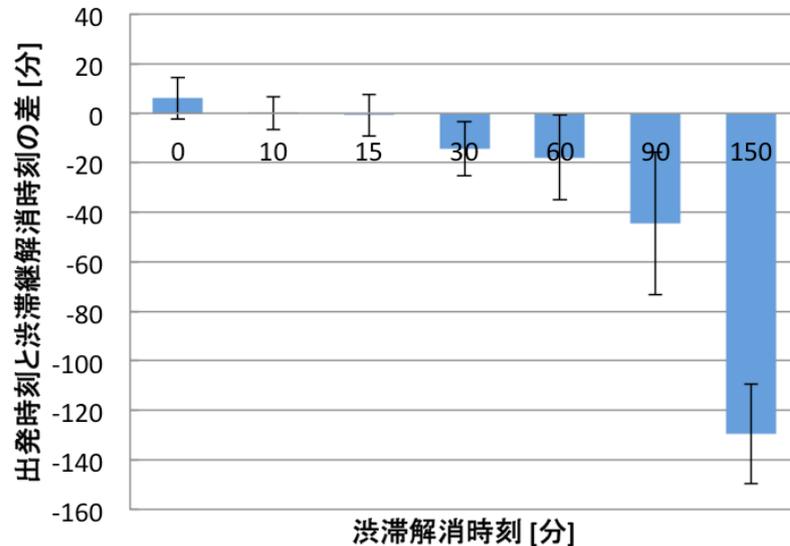
図 4.27: 出発時刻と渋滞解消時刻の差 ( $n = 40$ )

図 4.27 は、出発時刻と渋滞解消時刻の差を示したものである。なお、図中のエラーバーは標準偏差を示す。今回用意したパターンでは渋滞は現在時点で発生しているため、渋滞解消時刻とは渋滞の継続時間に他ならない。

図 4.27 より、渋滞時間が 10 分、15 分のときには提示を見たドライバーは渋滞が解消するまで待つてから SA/PA から出発する。一方で、渋滞継続時間が 30 分以上ならば、渋滞に巻き込まれても良いから早く出発しようとする傾向があることがわかる。これより、本システムの予測提示では、15 分程度までの出発時刻の行動誘発に特に効果的であると考えられる。

### 提案システムの実装

次に、実際の高速道路上での実地調査を行うため、実験的に未来の運転行動を予測・提示可能なシステムを構築した。

本システムは標準的なサーバ・クライアントモデルで構築されており、リアルタイムな交通情報の取得、予測処理をサーバ上で行い、各ドライバーはスマートフォンで位置情報の送信、予測結果の閲覧を行う（図 4.28）。今回、実験的に区間を東名高速道路上り線の御殿場 IC～東京 IC 区間のみとした。中日本高速道株式会社の協

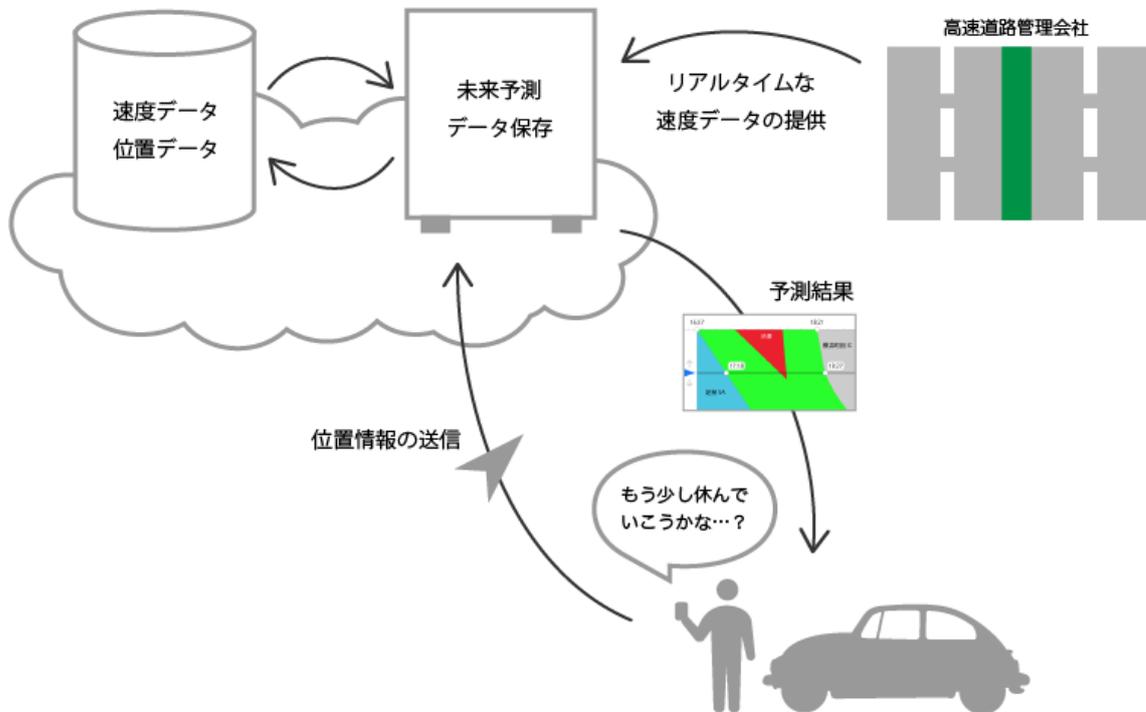


図 4.28: 提案システムの概要図

力をえて、リアルタイムな交通情報として、対象区間のトラフィックカウンタから走行車線の平均速度を5分ごとに提供してもらった。サーバ側の実装には、OSにLinux ディストリビューションのひとつである Ubuntu 12.04 LTS、プログラミング言語に Python 3.3、データベースに MySQL 5.5 を用いて、Amazon Web Services (AWS) 上に構築した。また、ユーザーが使用するスマートフォン側のアプリケーションは、Android OS 向けのアプリケーションとして実装した。

### 運転行動の予測手法

ドライバーに対して提示する未来の運転行動の導出を行う手順を以下に記す。なお、データは中日本高速道路株式会社から提供された、東名高速道路に設置されているトラフィックカウンタによるものを使用した。使用したデータは、2013年8月16日～10月29日までの、東名高速道路上り線御殿場IC～東京IC間の、走行車線の5分ごとの平均速度である。データ件数は3,878,784件であった。

まず、高速道路を各IC間であらわされる複数の区間に分ける。ある区間の未来

の車両速度は、同区間の過去の30分間の平均速度を用いて、回帰を行うことで予測する方針を取る。30分間の平均速度を用いるのは、時系列の速度データがある程度ならして、ばらつきを抑えるためである。% 提供データに対して5~120分まで平均を取る窓を変化させて回帰分析を行ったところ、窓の大きさを30分にしたときが最も良い結果となった。そこで本システムでは、過去30分間の速度を説明変数、0~30分、30~60分、60~90分、90~120分の未来の速度それぞれを従属変数とした回帰分析を各区分について行い、これらの未来の速度を予測する回帰式をえる。

車両の位置情報として、ドライバの携帯端末の緯度と経度の情報を高速道路上でのキロポスト（KP）とよばれる高速道路の起点からの距離情報に変換して用いる。上記からえられる各区分の速度情報とドライバの位置情報を用いて未来の交通状況を考慮した運転時間の導出を行う。未来の車両の速度は時間と区間の関数としてあらわされる。また、各区分の運転時間は、各区分の距離を速度から求められる。したがって、ドライバの出発地点から目的地までの運転時間は、出発地点が存在する区分から目的地が終端に存在する区分までの運転時間を累計することで求められる。ただし、出発地点の区分の距離は位置情報から計算されるKPから求める。この運転時間をドライバに提示する情報として用いる。

表 4.3: 実際の運転時間と予測運転時間の比較

	平均 [分]	標準偏差 [分]
実際の運転時間	64.47	18.15
予測運転時間	61.99	14.66

表 4.4: 実際の運転時間と予測運転時間の誤差

平均	9.920 分
標準偏差	14.66 分
最大誤差	62.71 分

高速道路のある区分について、データの3分の2を予測モデルの構築に使い、残りの3分の1を検証に用いて、予測モデルの精度を調べた。表 4.3 は実際の運転時間と予測運転時間を比較したもので、実際の運転時間と予測運転時間の誤差を示したものが表 4.4 である。平均誤差は約10分であり、約60分の運転時間がかかるこ

とからすると、十分な精度が出せていると考えられる。

### 使用の流れ

ドライバはSA/PAで休憩した際、スマートフォンのアプリケーションを起動し、目的ICを入力する。すると、スマートフォンにより取得された現在位置情報と目的ICの情報がサーバに送信される。その位置情報をサーバの処理で高速道路上における位置情報（キロポスト）に変換し、過去30分の速度情報を用いて120分後までの各区間の速度を予測する。そして、その予測結果をドライバのスマートフォンへ送信し、可視化する。提示画面において、ドライバは画面をタッチすることで図4.29上の水平線を上下方向に動かし、SA/PAでの休憩する時間の変化による目的地までの運転行動の変化をインタラクティブに閲覧することができる（図4.29）。これによりドライバに適切な運転時間の選択を促し、行動を誘発する。

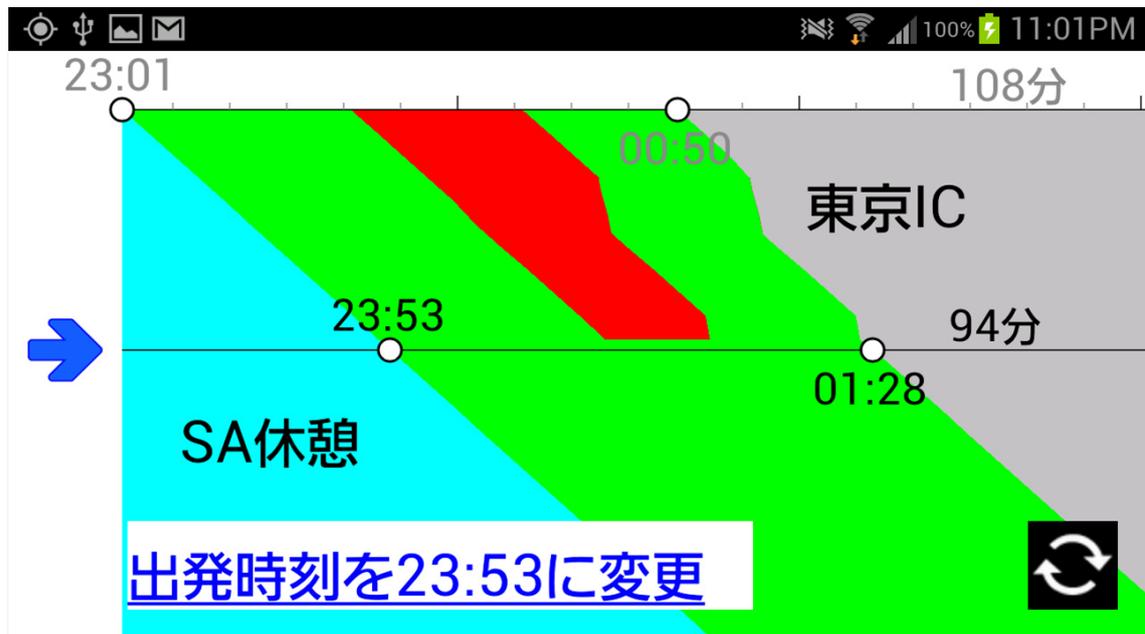


図 4.29: スマートフォンアプリケーションの予測提示画面

図4.29 左下の変更ボタンは後述する実験のために用意したものである。変更ボタンを押すことにより、そのときに見ていた出発時刻の情報がサーバに送信され、記

録される。これにより、予測提示を見た上でドライバが出発する予定の時刻を知ることができる。

#### 4.4.5 実社会におけるユーザスタディ

##### 実験

実際の高速道路上で提案システムを使用してもらい、ドライバの行動変化を検証した。Android スマートフォンを所有する被験者にアプリケーションをインストールしてもらい、東名高速道路上り線を走行時に使用してもらった。今回、システムを使用する SA/PA として、東名高速道路上り線の足柄 SA または海老名 SA を指定した。SA/PA に滞在するドライバに対し、予測結果閲覧前に元々の SA/PA の出発予定時刻を入力してもらい、その後予測結果を閲覧してもらう。そして、ドライバには予測結果を見た上で、再度出発予定時刻を決定してもらう。このようにして、予測提示により出発時刻を変更したかどうかを調べた。また、スマートフォンの位置情報を記録しておき、実際に SA/PA を離れた時刻とも比較を行った。

##### 結果と考察

表 4.5: ドライバごとの出発時刻の変化

ドライバ	使用 SA/PA	目的 IC	滞在予定時間 [分]	出発予定時刻の差 [分]	出発時刻の差 [分]
A	足柄 SA	東京 IC	8	-5	-1
B	海老名 SA	東京 IC	60	-60	-
C	足柄 SA	東京 IC	12	-4	0

表 4.5 は、システムを利用した 3 人のドライバの出発時刻の変化をあらわしたものである。ここで、

滞在予定時間 =

$$\text{閲覧前のお発予定時刻} - \text{SA/PA 到着時刻} \quad (4.23)$$

$$\begin{aligned} \text{出発予定時刻の差} = \\ \text{閲覧後の出発予定時刻} - \text{閲覧前の上発予定時刻} \end{aligned} \quad (4.24)$$

$$\begin{aligned} \text{出発時刻の差} = \\ \text{実際の上発時刻} - \text{閲覧前の上発予定時刻} \end{aligned} \quad (4.25)$$

である。いずれの場合も渋滞は発生していなかった。また、ドライバBについてはスマートフォンの位置情報が一部取得できておらず、実際の上発時刻はわからなかった。

ドライバA, Cは、出発予定時刻の差、出発時刻の差ともにほとんど変化がなかった。両ドライバは元々のSA/PA滞在予定時間が短く、渋滞も発生していなかったため、特に行動を変化させずに当初の予定通り出発したものと考えられる。一方ドライバBは、出発予定時刻を大きく早めている。SA/PA滞在予定時間が60分と長く、元々長時間休憩するつもりであったが、渋滞に巻き込まれないことがわかったため、すぐに出発するように変更したものと考えられる。先述のアンケート実験ではSA/PAで長時間休憩する意思は特にない状況を想定していたが、長時間休憩する意思が元々あった場合に、順調な運転行動の予測提示によってSA/PA滞在時間を減らすような行動変化を誘発しうることがわかった。

#### 4.4.6 本節のまとめ

本研究では、SA/PA上のドライバに対して運転行動の未来予測を提示することにより、ドライバのSA/PA出発時刻を変化させる行動誘発システムを提案した。アンケート実験においては、提案システムの予測提示は、15分程度の上発時刻の行動誘発に効果的であるという知見がえられた。実際の高速道路上における使用実験では、元々長時間休憩する意思のあったドライバに対して、SA/PA休憩時間を減らすような行動変化を引き起こした。SA/PA出発時刻を延ばすだけでなく、早める行動誘発を行っており、個々のドライバへの運転行動予測提示は交通需要分散に有用である可能性を示したといえる。

一方で本研究における実証実験は思うようにデータが集まらなかった。他の研究における社会実験においても同様の問題点は大小見られている。論文の本旨からは

逸脱するが、こうした社会実験における課題点はきわめて重要な知見であると考えられるため、第6章において整理した上で議論している。

本研究では限定的な小規模な範囲の実験を行ったが、より実社会に則した条件下での実験を行い、ドライバの行動変化を詳細に検証することが今後の課題である。最近ではスマートフォンを走行中にカーナビとして利用するドライバが増えつつあることから、提案システムをSA/PA休憩中のみならず、走行中にも利用できるように拡張できると考えられる。また、本研究における予測提示は走行速度など個々のドライバの運転特性を考慮していないが、ドライバの運転行動ログ [87] を収集し、ドライバごとに適切な未来予測を行うことで、より効果的な行動誘発を行うことができると考えている。

## 4.5 本章のまとめ

本章では、行動決定に大きく影響すると考えられる行動の事前判断過程および事後評価過程に介入するというアプローチを、3つの具体的な研究を通して実証した。

まず、購買行動を対象とした未来予測を与える「消費予報」の研究により、事前判断過程に介入するサイバネティックループ実装を行った。消費予報では、購買行動を対象とし、過去の購買行動をレシートを記録することで保存し、現在の場所・時刻という状況と照らし合わせて、未来の購買行動を予測・提示するシステムであった。直後から数時間、明日、明後日までの購買予測を与えることで、購買行動の判断を変化させることに成功している。特に、消費金額については大きな変化を与えることができた。

次に、事後評価過程に介入する方法として、食事を対象として他者評価フィードバックを利用する「Yumlog」の研究を行った。食事行動を対象としたYumlogのシステムを構築し、事後評価過程への介入の効果を実証した。Yumlogは、食事時に食事写真を撮影、他者と共有するソーシャルメディアであった。他者からの美味しそう・ヘルシー評価を操作することで、食事者に期待同化を発現させ、健康的な食事をとるように行動変容を促すシステムとなっていた。公開アプリケーションにおける社会実験においても、有意に健康的な食事をとるように行動を変化させることができた。

最後に、事前判断過程と事後評価過程の両過程に介入するものとして、運転行動を対象とした未来予測インタフェースの研究を行った。未来の運転行動・状態を一覧しながら、インタラクティブに複数の予測を提示可能なシステムである東名渋滞予報を開発した。東名渋滞予報の中で考案した Double Time Scale Diagram では、いつ出発すれば、どの程度渋滞にかかり、いつ到着するかといった未来を、複数同時に知ることができる。すなわち、事後評価の予測を事前判断過程において与えることで、出発時刻を変化させることができるというものであった。

以上のように、サイバネティックループの具体的実装としての3つの研究を通して、サイバネティックループが人のフィードバックループに介入し、行動決定に影響を及ぼすことを確かめた。3つの研究で対象とした行動は、購買、食事、運転行動と、ループのタイムスケールが比較的短いものばかりであった。より高次の行動、よりタイムスケールが大きい行動の場合に、どのようにサイバネティックループを構築できるのかについては、次章で扱う。

## 第5章

# 高次行動に対する サイバネティックスループ構築

## 5.1 高次行動への適用

前章では、購買や食事といった比較的単純な行動を対象として、サイバネティックループ実装を行った。次に、より複雑な行動を対象として、サイバネティックループ構築を試みる。

第3章では高次行動として旅行行動やタスク処理行動を例にあげた。高次行動は複雑であるというだけでなく、より一般的な行動ということもできる。つまり、高次行動に対してもサイバネティックループを構築できるのであれば、汎用的にさまざまな行動に対しても適用可能である可能性が高い。高次行動はフィードバックループのタイムスケールが長くなる傾向にあることは既に述べた。長期的な目標に対して行動を起こすものもあり、数日以上に渡って行われる行動もある。

本章では、具体的な行動として、タスク処理行動を対象としたサイバネティックループの実装を試みる。タスク処理行動とは、たとえばプレゼンテーションやミーティングの資料作りや、資格試験に向けた勉強などを指す。実際にはタスク処理行動は複数の行動が組み合わさって構成される、高次の行動項目である。たとえば、資格試験勉強のための参考書の購入という行動は、前章で扱った購買行動であるが、それは大きなタスク処理行動の一部に過ぎない。その意味では、本章で扱う長期的目標に対する行動は、フィードバックループのタイムスケールの大きさだけではなく、より汎用的かつ抽象的な行動である。

本章では、タスク処理行動を題材として、このような高次行動に対してもサイバネティックループを構築できることを実証する。

## 5.2 未来日記：未来予測を利用したタスク管理

### 5.2.1 未来予測提示による未来への認識の強化

人々は日々、スケジュールに定めた予定以外の時間を割いて行うタスクをこなしながら生活している。タスクはプレゼンテーションやミーティングの準備、自主的に進める勉強や課題などさまざまである。多岐の予定に追われる忙しい現代人にとって、このタスクを管理することは重要なテーマである。やらなければならないタスクを完了させるために必要な時間と、今後タスクに費やせる時間を見誤ると、タス

クの期限が近づくにつれて大きな負担を強いられることになり、タスクが完了せずに期限を迎えることもある。

Kahneman と Tversky は、このように人がタスクに対する見積もりを楽観的に予測し、過小評価してしまう現象を計画錯誤 (Planning Fallacy) と呼んだ [88]。計画錯誤を的確にあらわした格言としてホフスタッターの法則があり、現在ではビジネス上のプロジェクトマネジメントにおいて頻繁に引用されている [89]。Buehler らや村田らの研究によれば、類似した過去の失敗経験を想起させた場合においても計画錯誤が発生する [90,91]。

このような計画錯誤が生じる原因としては、多すぎるタスクを適切に管理しきれないという問題だけでなく、人間の時間選好性が影響していると考えられる。行動経済学において、人間の財や報酬に対する価値は遅延時間にともない減衰するという現象が知られており、時間選好または遅延による報酬の価値割引と呼ばれる [92]。対象が遠い未来になるほど、対象に対する人間の主観的価値が低下していき、見積もりが甘くなっていく。時間選好や楽観性によりプランニングの誤りが生じ [93]、結果としてタスクの進行に無理が生じることとなる。個人の行動パターンや現在の作業状況から未来のタスク状況を認識し、意識することができれば、プランニングの誤りを適宜修正できると考えられる。

個人の行動パターンを理解するには、日常行動の履歴、すなわちライフログが有用である。個人の長期的な日常行動をデジタルデータとして記録したライフログ [4] を利用すれば、例えばその人がどの程度睡眠を取るのか、といった行動特性を知ることができる。また、タスクと日々の行動以外に、予め内容や時間が定まっている予定がある。タスク管理の観点からすると、タスク、予定、それ以外のライフログの3要素で1日の時間はおよそ構成されていると考えられる。

本研究では、個人のライフログを分析して行動特性を把握し、予定と組み合わせで未来のタスク状況を予測し、その情報をユーザにフィードバックすることでタスクを円滑に進行するようにユーザの意識を変化させるタスク管理手法を提案する (図 5.1)。ユーザの行動時間を1日単位で記録し、ライフログとして蓄積していく。そして、ライフログデータとスケジュール情報から未来のタスクの進行予測を行い、時間軸にそって連続的に過去を見返すことができる日記を模したインタフェースに、未来の情報を提示する。



図 5.1: 未来予測フィードバックループ

### 5.2.2 既存のタスク管理手法

人々は日々の生活において予定を決めて活動している。予定された行動の集合としてのスケジュールは、毎日の行動を決定する際の根幹であるため、手帳や Web サービスのカレンダーを利用してスケジュールを管理することで、日常生活をスムーズに過ごすことができる。また、予定以外の時間を使ってタスクをこなさなければならないことがある。そのような場合、未来の予定が多いと、タスクに費やす時間が少なくなるため、予定はそのままタスクの進行に影響する。そのため、タスクスケジュールリングといった、スケジュール管理の観点からタスクの進行を円滑に行う試みについて研究が進んでいる。

例えば Ohmukai らの Social Scheduler では、プライバシー侵害問題を低減するアクセスコントロールを可能とする、複数人の個人による協調的なタスク管理手法を提案している [94]。また堤らは、空き時間を利用したタスク・スケジュール管理を提案している [95]。既存のスケジューラシステムの多くはスケジュール管理とタスク管理が分離しているために破綻するという問題から、新規のスケジュールやタスクを追加する際に空き時間を計算し、効率的で無理のないスケジュールリングを可能とするものである。

本来タスクや予定に使う時間はユーザの生活時間の一部であるため、タスク、予定以外の食事や睡眠、余暇に使う時間も勘案してタスク管理を行うほうが良いと考えられる。人は日常的に、このままの作業量を続ければ1週間後にはこのタスクは完了する、というような予測をしながらタスク管理を行っている。しかし、大量のタスクや予定、その他日常行動を含めて適切な予測をすることはときに難しい。また、先述した時間選好性によって、そのような主観的予測は甘くなることが多い。そこで我々は、より個人の日常生活に密着する形でユーザのタスクを支援する方法として、ライフログとスケジュール情報を利用した未来予測によって、タスクの進行支援を行う手法を提案する。

### 5.2.3 未来予測を利用したタスク管理手法

デジタル機器の高性能化・低価格化などの発達にともない、個人が大量のデータを記録・所有することが可能になったため、ライフログとして長時間に渡り人々の行動を記録する試みがなされるようになった。従来のライフログ研究は、記録した大量のライフログを構造化し、効率よく検索・管理することを目的としていた [3] が、近年では、ライフログを効果的に活用することを目的とした研究が盛んに行われるようになった [96] [97]。

ライフログによって蓄積された膨大かつ詳細な情報を活用することで未来予測を行う研究も行われている。例えば、位置情報のライフログを利用することで、ユーザが将来訪れる場所を推定する試みがなされている [98]。またすでに述べたように消費予報では、商品を購入した際に取得できるレシートを記録し、そこからユーザの未来の消費行動を予測する研究 [99] を行っている。レシートに記載されている情報を蓄積しそれを分析することで周期性を求め、この周期性を利用して未来の消費金額・消費可能性を予測、ユーザに提示することで、ユーザの収支バランスの改善を図るというものである。

我々が目標とするタスク管理システムは、ライフログとスケジュールに基づいたある程度確からしい未来予測フィードバックにより、繰り返し行われるフィードバックループの中で、ユーザがタスク達成のために自発的に行動を変化させるというものである。

消費予報では、未来の消費行動予測の提示に天気予報の降雨図を模したインタフェースを用いている。一方、志村らは体験を記録するのに日記形式のインタフェースが適しているとしている [100]。多くのタスク管理ツールは、タスクの進捗を時間や工数といった定量的な数値で表現し、時系列に沿ったインタフェースで提示する [101]。我々は、ユーザの意識変化や行動変化を目的とした場合、日記のような馴染みのあるインタフェースがより効果的であると考えた。

### 未来予測フィードバックの検討

**未来予測フィードバックによるタスク管理** 本研究では、未来のタスク状況をユーザにフィードバックすることで、ユーザの未来への認識を強化し、ユーザが自発的に行動を変化させることでタスク管理を行うことを目指す。その際、未来予測の精度が全くの無関係であるとは考えにくい。日常的に使用するシステムとして繰り返しフィードバックを行うのであれば、単体の予測精度よりもフィードバックによる行動変化が本質的に重要だと考えられる。そのため本研究では、未来予測アルゴリズムに起因する予測精度の向上ではなく、比較的単純な予測手法を用いて、ある程度確からしい予測を提示することによるユーザの行動誘発に主眼を置く。

タスク管理における行動変化としては、タスクや睡眠に使う時間の増減、タスク遂行内容の変化、タスク自体の延期や追加、既定のスケジュールの変更などが考えられる。しかし、その行動変化が適切であるかはユーザや文脈に依存する。例えば、タスク遂行に余裕のある予測結果がフィードバックされたとき、行動時間は変えずに漫然とタスクを進めるのか、タスクに使う時間を短くして余暇を増やすのかといった行動変化が考えられる。このように、適切さという観点からは行動変化の良し悪しを一義的に決めることはできない。タスクをきちんと処理しているユーザのタスク遂行を阻害するような行動変化が起きる可能性もあるが、タスク遂行に遅れがちなユーザにとっての行動変化はさらに重要であると我々は考える。しかし行動変化の内、タスク遂行内容の変化については主観的にも曖昧であり、評価しにくい。また、タスク自体やスケジュールの変更は、ユーザの置かれた環境に依存する可能性が高い。一方、1日の内での行動時間の変化は具体的であるため、評価しやすい項目であると考えられる。そこで本研究では、未来予測フィードバックにより、タスク遂行を含む行動の時間変化が生じることを明らかにする。

**行動分類の検討** まず、人々の行動にはどのようなものがあるのかを把握し、適切な行動の分類ラベルについて考察する。その上で、未来予測に使用するライフログの取得対象を決定する。

**実験** 14日間に渡り、6名の被験者に対し、Web カレンダーに「いつ・何を」していたかを記録してもらった。被験者は6名とも20代男性で、学生であった。ログは当日中に記録してもらうように指示し、各日について24時間分の行動ログを入力することを目標とってもらった。

表 5.1: 取得したライフログの数と行動の種類

行動	件数	行動	件数
食事	92	ジム	6
睡眠	46	通学	6
入浴	44	寮食	6
研究室	38	下校	5
朝食	29	帰宅	5
夕食	23	研究	5
就寝	22	車	5
昼食	22	食堂	5
家事	13	登校	5
最後の食事	13	勉強	5
授業	12	ジムのアルバイト	4
プログラミング	10	公園	4
ミーティング	7	夜食	4
アルバイト	6	TV, 読書など.	< 4
PC	6		

**結果と考察** 本実験でえられた被験者のライフログは、全 656 件であり、104 種類の行動項目があった。表 5.1 は、取得したライフログの行動項目と件数を示している。これら以外にも数多くの行動項目が存在したが、4 件以下のものは省略している。予定の行動内容は多岐にわたるが、それ以外の行動は、名称は異なるものの同じ行動内容を指すものが多かった。

NHK 生活時間調査の行動分類では、大分類として生活行動を必需行動、拘束行動、自由行動に分けている [102]. さらに中分類として、必需行動の内に睡眠、食事、身のまわりの用事、療養・静養、拘束行動の内に仕事関連、学業、家事、通勤、通学、社会参加、自由行動の内に会話・交際、レジャー活動、マスメディア接触、休息がある。これを基に本実験でえられた行動ログを分類し、件数が多いものや時間の長い行動を抽出して、予測に利用することにする。分類した結果、必需行動では睡眠、食事、身のまわりの用事がそれぞれ多くあり、療養・静養はほとんどなかった。拘束行動では社会参加がほとんどなく、自由行動ではマスメディア接触の多くはレジャー活動に含まれるような行動内容であった。そこで本研究で用いる行動分類として、必需行動からは「睡眠」、「食事」と、身のまわりの用事を「生活」として採用し、自由行動はまとめてレジャー活動をあらわす「余暇」とした。また、タスク管理という文脈を考慮すると、拘束行動の仕事関連、学業、家事が「タスク」または「予定」となり、通勤、通学が「移動」となる。これらをまとめ、行動分類として「睡眠、食事、生活、タスク、予定、移動、余暇」の7種類を定義した。それぞれの定義は次の通りとした。

**睡眠** 予定以外の時間に行う、睡眠行動

**食事** 予定以外の時間に行う、食事行動

**生活** 予定以外の時間に行う、その他生活行動

**タスク** 予定以外の時間に行う、努力をともなうやらなければならない、もしくはやるべきである行動

**予定** 予め行動する時刻が決まっており、その最中は別のことを行えない行動

**移動** 予定以外の時間に行う、移動行動

**余暇** 予定以外の時間に行う、自身の楽しみや、自らの趣向のために行う行動

### 未来予測手法の検討

本研究では、過去の行動時間ライフログと、カレンダーに入力された未来のスケジュール情報を利用して、未来のある日のタスクと余暇の合計時間を予測する。こ

ここでタスクと余暇の合計時間を求めるのは、それが余暇を完全に削った場合のタスクに割くことのできる最大タスク時間をあらわしているからである。本節では、これを簡単な回帰モデルを用いて予測することを検討する。

タスク、余暇の時間を予測するに当たり、それらが予定行動の時間とどのような相関を持つのかを調べるため、前節で定義した7行動項目を用いて、改めて長期のライフログ記録実験を行った。

**実験** 44日間に渡り、被験者として20代の男性学生1名に対して、Webカレンダーに各日の行動を「睡眠、食事、生活、タスク、予定、移動、余暇」の分類で記録してもらうことで行動ログを取得した。なお、行動記録の時間単位は本論文を通して分である。

**結果と考察** 未来のある日の行動時間を予測するにあたり、その日に行われるとされる予定行動の時間を利用する。予定と予定以外の行動の時間の関係性の強さを調べるために、えられた行動時間ライフログから、予定と予定以外の行動の時間について相関分析を行った。

表 5.2: 予定とそれ以外の行動の相関係数

行動	相関係数
タスク	-0.818
余暇	-0.359
移動	-0.237
食事	-0.522
睡眠	-0.225
タスク + 余暇	-0.874
タスク + 睡眠	-0.795

えられた各行動の相関係数は表 5.2 の通りである。なお、生活の項目はそれ以外に分類できない行動の記録のために使用されている割合が多かったため載せていない。予定の時間が長くなるとともに、予定以外の行動時間は短くなるので、いずれの相関係数も負の値となっている。この結果から、「タスクの時間+余暇の時間」が最も「予定の時間」と相関が強いことがわかる。これは、「予定の時間」が大きいと

き、移動や食事といった行動は時間を変更しづらいため、「タスクの時間」と「余暇の時間」を減らすことで調整しているためと考えられる。

次に、この結果を基に回帰分析を行う。回帰分析により以下のような回帰式をえる。

$$t'_{(Task+Leisure)} = at_{Plan} + b. \quad (5.1)$$

$t_{Plan}$  はある日の予定に使う時間、 $t'_{(Task+Leisure)}$  はその日にタスクと余暇に使うと推定される時間をあらわす。今回の実験の被験者については、

$$\begin{cases} a = -1.02 \\ b = 666 \end{cases} \quad (5.2)$$

となった。この回帰式の妥当性について、決定係数  $R^2$  は 0.764 であった。さらに F 検定を行ったところ、 $p$  値は  $0.74 \times 10^{-12}$  となり、回帰モデルの有意性は十分高いことがわかった。本研究では、上記の回帰モデルを用いて、未来の予定の時間からタスクと余暇の合計時間を予測する。

### 未来予測アルゴリズム

前節で触れた回帰分析モデルを用い、ライフログとスケジュール情報から未来のタスクと余暇の合計時間、すなわち最大タスク時間を求めることとした。これから推定余暇時間を差し引けば、その日にタスクに使うであろう時間が導ける。つまり、未来のある日にタスクにかけるであろう時間と、余暇を削って最大限タスクを進める際の時間を提示することができる。

本研究では、NHK が 5 年おきにまとめている国民生活時間調査報告書に基づいて述べられた、曜日による生活時間の違いを参考にした [103]。これによれば、余暇の時間の平均は平日と休日の違いはあるが、平日内と休日内ではほぼ一定である。これを踏まえ、未来の余暇の時間は平日と休日に分けて、それぞれ平均時間を採用する。例えば、平日平均 2 時間、休日平均 3 時間の余暇を取っている人の予想タスク時間は、回帰分析でえられた各日にちのタスクと余暇の合計時間から平日であれば 2 時間、休日であれば 3 時間を引いた時間となる。以上を定式化すると次のようになる。

$$t'_{Leisure} = avg(t_{Leisure}). \quad (5.3)$$

$$t'_{Task} = t'_{(Task+Leisure)} - t'_{Leisure}. \quad (5.4)$$

このようにして、カレンダーに入力された予定情報と、ユーザのライフログを利用して、未来のある日におけるタスクに使用可能な時間を予測する。

**フィードバックの検討** 次に、予測した未来のタスク状況をユーザにフィードバックし、ユーザがそれを意識するようにならなければならない。多くのタスク管理ツールはタスクの状況、すなわち進捗度を定量的な数値や、それを可視化したグラフなどで表現する。岩槻によれば、グラフは認知的負荷の軽減や空間的表象の保持に適しているとされている [104]。しかし、ユーザの意識に上るという観点からすると、より馴染み深く直感的な表現のほうが効果的だと考えられる。また、日常的にシステムを利用する上で、フィードバックを閲覧するモチベーションの維持は重要な問題となる。このようなフィードバックを実現するユーザインタフェースとして、我々は日記インタフェースが適切であると考えた。

未来のある日にタスクや予定、睡眠に使う時間を表示するだけでなく、その時間の使い方がどのようなものなのか、余暇を削ればどの程度タスクに使う時間を増やせるのかといった意味論を含んだ日記的文章を提示する。志村らによれば、日記は感情を記述するのに適しているとされており [100]、逆に日記インタフェースを通してフィードバックを与えることによって、ユーザの意識に変化を与えるのに適していると考えられる。また、日記は習慣性を持つものであり、日常的に閲覧することによりあまり抵抗感を感じさせないと考えた。

日記インタフェースの内でも、一般的な日記のように日別に提示するのか、タスク管理システムとしてタスク別に提示するのかという2種類が考えられる。後に述べるユーザスタディでは、2種類の日記インタフェースの他に、グラフによる可視化インタフェースを用意し、どのフィードバック手法が効果的であるのかを考察する。

## 未来予測によるタスク管理システム

**システム概要** 5.2.3節でえられた予測モデルを用いて、未来予測フィードバックによるタスク管理システム「未来日記」を構築した。図5.2はシステムの構成を示したものである。標準的なサーバ・クライアントモデルを採用し、ライフログやスケジュールデータの保存、予測処理などはサーバ上で行い、各々のユーザはスマートフォンとWebカレンダーを用いてライフログ・スケジュールの入力、予測閲覧を行う。今回は外出時にも使用できるように、ライフログの入力、未来日記の提示端末としては、3G回線による高速なネットワーク通信が可能なスマートフォンを用い、システムをスマートフォンアプリケーションとして実装した。アプリケーションはApple社のiPhone向けにiOS 4のアプリケーションとして実装した。また、サーバ側の実装には、OSにLinuxディストリビューションのひとつであるCentOS 6、プログラミング言語にPHP 5、データベースにMySQL 5.5を用いている。

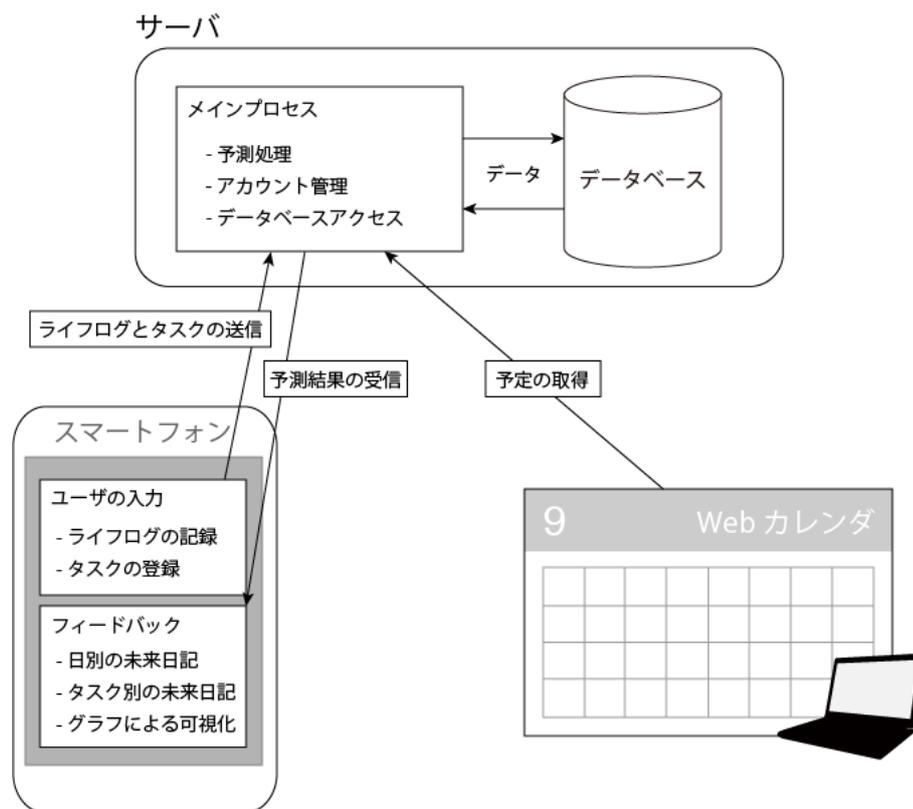


図 5.2: システム構成図

**タスクの登録** 具体的にタスクの進捗を支援するために、個人が現在取り組んでいるタスクを登録し、管理する必要がある。本システムでは「タスクの名称・タスクの期限・タスク達成に必要な見積もり時間」を設定し、タスクを登録する(図5.3)。タスクによっては時間で達成度を測るのが適切とはいえない場合もあるが、本研究では簡便化のため、すべて時間で設定することとした。

タスクの名前	
タスク名	レポート

期限	
期限)	2014年02月12日(Wed)

目標	
1日あたり	1時間0分
1週間あたり	7時間0分
期限までの合計	33時間0分

図 5.3: タスク登録画面

**ライフログの記録とスケジュールの入力** 5.2.3節で述べたように、予測モデルの入力として日々のライフログと予め決められているスケジュールの情報が必要となる。タスクについては、図5.4のようにタスク別にその日取り組んだ時間を入力してもらおう。予定とタスク以外の行動については図5.5の画面にて入力対象の行動ラベルを選択して、その日に費やした時間を入力する。また、行動時間の入力単位は5分単位とした。以上により、場所を問わず誰でも容易に行動時間の記録が可能となる。

また、スケジュールについてはWebカレンダーに入力してもらい、その時間はサーバを介してシステムに取得される。今回、利用するWebカレンダーとしてはGoogle



図 5.4: タスク入力画面



図 5.5: ライフログ入力画面

カレンダーを用いている。

**未来予測フィードバック** 未来予測フィードバックの手法としては、5.2.3 節で述べたように、

- 日別の未来日記
- タスク別の未来日記
- グラフによる可視化

の3種類を用意した。

**日別の未来日記** 未来日記の一覧画面（図 5.6）では今日から1週間先までの未来日記が一覧表示されており、選択することで個別の未来日記画面（図 5.7）に移動する。各アイコンの意味は図 5.9 の通りで、色はタスクをこなすという観点から容



図 5.6: 日別の未来日記リスト

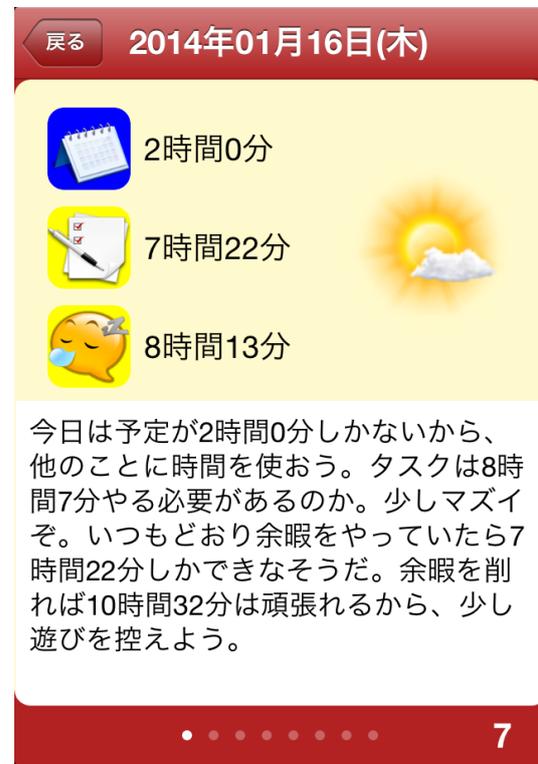


図 5.7: 日別の未来日記

易な場合は青色，困難な場合は赤色としている．総合評価として青色が多いと晴れ，赤色が多いと雨となるように，一般的に好印象か悪印象かが判別できるような天気アイコンを用いて各日の総合イメージを表示した．

未来日記画面では予定，タスク，睡眠について，その日にかけるであろう時間が表示される．予定時間にはユーザにより Web カレンダーに入力された時間がそのまま使われ，タスク時間は前述の予測アルゴリズムを用いて算出された予測時間が表示される．睡眠時間については，24 時間から予定時間，予測タスク時間，ライフログの移動，生活，食事の平均時間を引いたものとして簡易に算出した．

また，タスクの進行という観点から，適切なフレーズが選択されて日記風の文章が自動的に生成される（図 5.7 下部）．これは直感的にタスク状況を理解できることを意図したものである．文章は各文ごとに数種類のフレーズが予め用意されており，予測結果にしたがって各フレーズが選択され，それらをつなぎ合わせることで生成している．

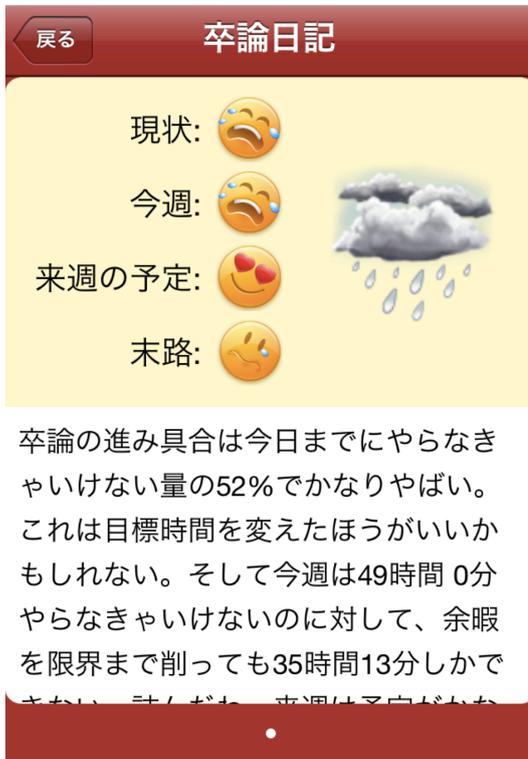


図 5.8: タスク別の未来日記



図 5.9: アイコンによる提示

**タスク別の未来日記** タスク日記は、登録されたそれぞれのタスクに対して個別に日記が記述される (図 5.8)。「現状・今週・来週の予定・末路」の4つの項目について顔の表情を表すアイコンを用いて状況を示している (図 5.9)。それぞれの項目は、

**現状** 現在までの目標時間に対する、実際の到達時間

**今週** 今週の土曜日までに、目標に対してどの程度進むか

**来週の予定** 来週の予定の量から見る、来週のタスクの予想進度

**末路** 現状の進度のまま、仮に期限が来るとどうなるか

を表している。また、それらの総合評価として今回も天気アイコンを用いている。さらに、これらを適切に文章化し、日記風に表示を行う。日記の文章は、予想される未来の良し悪しに応じて予め用意されているものから選択される。



図 5.10: グラフによる可視化

**グラフによる可視化** 過去にタスクを行った時間，タスクに取り組むと予想される時間，タスクに取り組むことが可能な最大時間，タスクに費やすことが推奨される時間をグラフにて提示する（図 5.10）．予想・最大・推奨の区別については，

**予想** 予想されるタスク遂行可能な時間に基づいて計算される

**最大** 余暇を 0 時間とした場合のタスク遂行可能な最大時間に基づいて計算される

**推奨** タスクの目標時間に基づき，日曜～土曜の 1 週間単位ごとに計算される

となっている。タスク別に次の土曜日までの目標に対する到達率や、現状の進度のまま期限が来るとどのようになるかがわかる。

## 5.2.4 提案システムの評価

### 実験

提案システムを被験者12名に使用してもらった。被験者は20代の男性学生9名、20代の男性社会人1名、20代の女性学生2名であった。まず、31日間ライフログを取得してもらい、そのデータを利用して5.2.3節の予測モデルを構築する。その後、11日間システムを用いてタスク管理を行ってもらう。期間後、ユーザがタスクを進める上で日常生活の行動に対しどのように意識を変化させたかを、アンケートを用いて主観的に測定した。また、提案システムで用意した3種類のフィードバックUIの内、どれがより効果的であったかについても調査した。

### 結果

ライフログの記録について、記録率を次のように定義する。

$$\text{記録率} = \frac{\text{記録したライフログの合計時間}}{\text{記録期間}} \quad (5.5)$$

31日間のライフログ取得期間における記録率は平均79.8%、標準偏差6.12%であり、また、11日間のタスク管理期間では平均93.3%、標準偏差7.98%であった。5.2.3節と同様に予測モデルにおける回帰の決定係数を求めたところ、平均0.51、標準偏差0.20であった。また、ユーザに予測の当たり具合について「1. ほぼはずれていた～～5. 良く当たっていた」の5段階で評価してもらったところ、平均3.6、標準偏差0.51となった。

図5.11は未来日記の提示を受けて、各行動時間をどう変化させようと思ったかを示したものである。図5.12は、各提示手法に対し、それぞれ有効性を5段階で評価してもらった結果を示している。Wilcoxonの符号付順位和検定を行ったところ、日別の未来日記とグラフによる可視化の組み合わせ ( $p = 0.0039$ )、タスク別の未来日記とグラフによる可視化の組み合わせ ( $p = 0.0078$ ) で有意差が見られた。また、実験を通して、

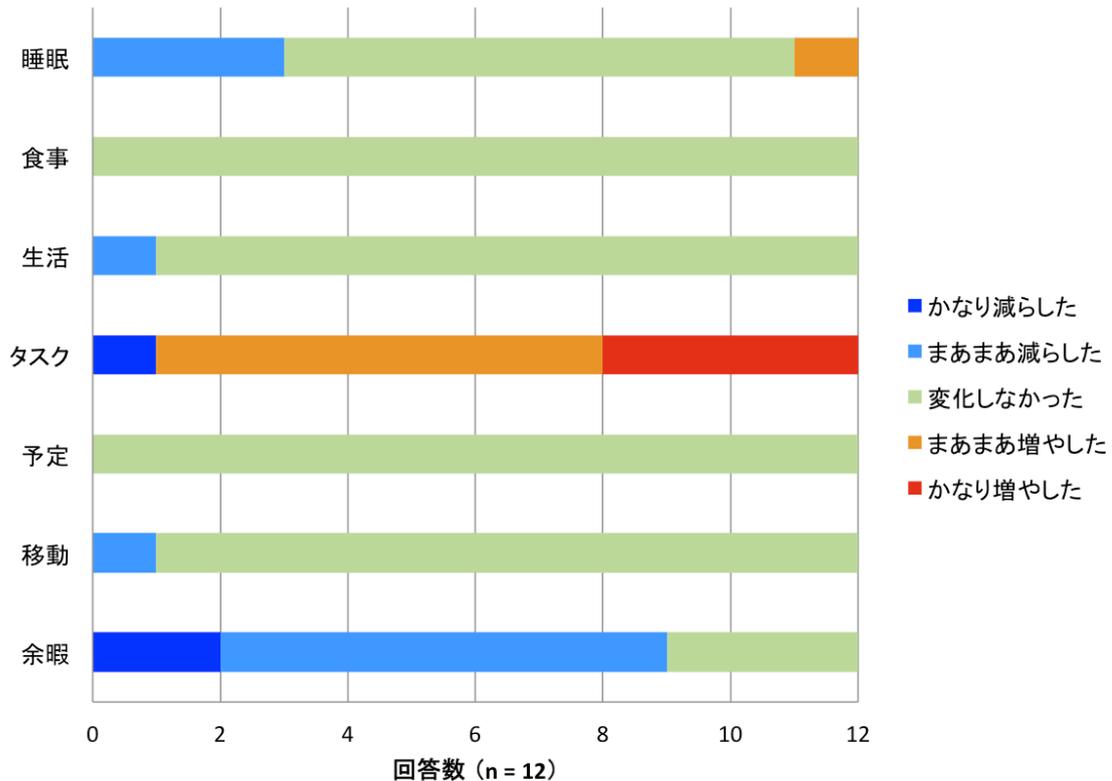


図 5.11: 行動に使う時間をどのように変えたか

- 提示される未来の状況が悪化しないように、余暇の時間を削ってタスクに励んだ
- 主観予想よりも将来タスクに費やせる時間が少ないことがわかった
- 予測された未来のタスク量を実現できるように、睡眠や余暇を減らして頑張った
- 1日をどのように過ごすのかを日記のように読めて面白かった

といった意見がえられた。

### 考察

ライフログ取得期間、タスク管理期間ともに高いライフログ記録率であり、ユーザが頻繁にシステムを使用していたことがわかる。また、予測モデルを適用する上

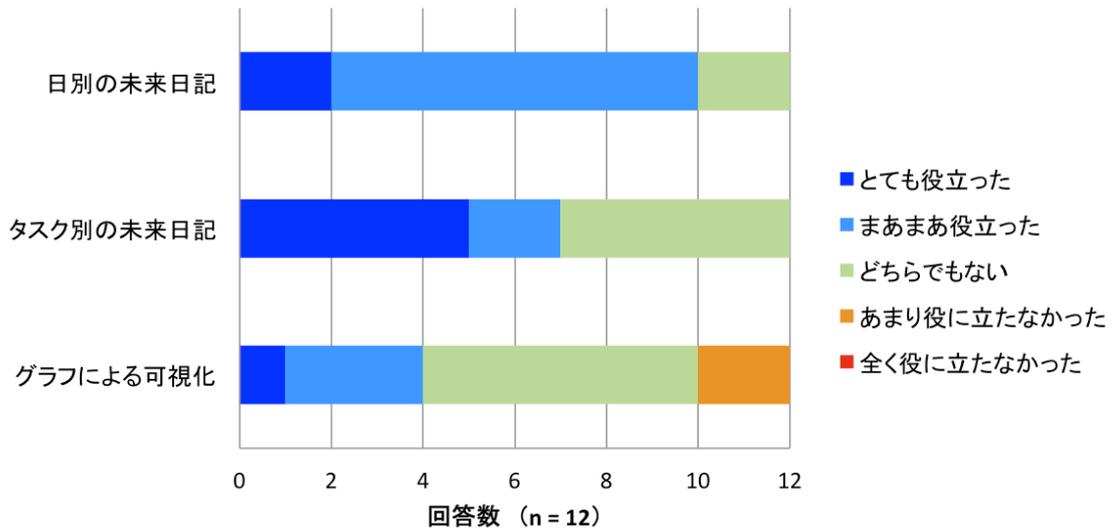


図 5.12: 各提示手法の有効性

でも、十分なライフログデータが取得できていたと考えられる。予測精度については、回帰の決定係数およびアンケートから、客観的にも主観的にもある程度の中しているという結果をえたが、決して高いとはいえない。しかし、図 5.11 からは、予測精度が高くなくともユーザが行動変化を起こしたことがわかる。

図 5.11 から、ユーザはタスクの時間を増やし余暇の時間を減らそうと意識したことがわかる。具体的に未来を知ること、将来に対する見通しを持ち、タスクをやるように行動を変化させようとしたものと考えられる。ユーザが将来タスクに取り組むことができると想定している時間よりも、未来予測によって導かれたタスク遂行可能な時間が少ないことを自覚したため、そのギャップを埋めようと現在のタスクの時間を増やそうとしたものと考えられる。他に、睡眠時間を減らしたユーザも少数存在したが、食事、生活、移動時間を変化させたユーザはほとんどいなかった。食事や生活に費やす時間は元々短いため増減させてもタスクに費やせる時間はほとんど変わらないと考えられる。また、移動時間は交通機関に依存するため、自ら変えることは容易ではない。

次に、本システムにおいてタスクの進行を促すために用いた提示方法の有効性について考察する。図 5.12 から、日別の未来日記とタスク別の未来日記がグラフによる可視化に比べて有意に有効であった。日記風のインタフェースにより、視覚的に

わかりやすいアイコンを用いたことが効果的だったものと考えられる。グラフによる可視化は、直感的かつ瞬間的に情報を取得することができないために、日記に依る提示よりも効果が少なかったものと考えられる。

自由意見からは、ユーザの主観的な予測がシステムの提示する予測結果よりも甘いものであることがわかる。それをシステムにより意識するため、ユーザは余暇などを減らしてタスクに使う時間を増やそうとしたと考えられる。

### 5.2.5 実社会におけるユーザスタディ

先述のユーザスタディは、コントロール下に置かれた限定的な環境における実験であったため、その結果は現実の状況に即していない可能性がある。そこで次に我々は、未来日記システムを一般公開型アプリケーションとして実装し、実社会の文脈における提案手法の効果を検証するユーザスタディを行った。

#### WillDo

WillDoは未来日記の一般公開版として開発された、iOS向けアプリケーションであり、2014年7月16日に公開された。一般ユーザの利用を考慮し、画面デザインを一新し、通常のタスク管理アプリとして使用しやすいようにした。



図 5.13: WillDo の画面

図5.13は、WillDoの画面のスクリーンショットである。左図はアプリケーション開始時等に表示されるホーム画面であり、未来予測はこの画面に表示される。また、

この画面からタスク管理画面，カレンダー記入画面，ライフログ記録画面に遷移することができる。2番目の図はライフログの記録画面である。今回，一般ユーザの記録負担を低減するため，ホイール型のUIを考案した。過去最新の記録時点から，ホイールを回転させて，ある時点までの時間を設定する。次に，1日の生活行動6項目がポップアップされるため，該当する行動項目を選択する（図5.13右）。すなわち，1ドラッグと1タップで1回の行動を記録できる。

UIは一新されているが，ライフログ，予定，タスクから未来予測を行うという基本機能は同一である。本節では，このWillDoを用いて一般ユーザを対象に実験を進める。

### 実験概要

一般ユーザを対象に，予測結果  $t_{pred}$  を変化させた際に，ユーザのタスク行動時間  $t_{done}$  に与える影響を調査する実験を行った。期間はアプリリリース時より2015年1月20日までとし，その期間中に集まった一般ユーザを被験者とした。被験者は実験期間中，自由意志の下にアプリをダウンロードし，規約に同意の下，アプリを利用する。なお，その際の利用データは，サーバに送信される。

実験条件として，タスク予測時間  $t_{pred}$  に対し，85%，100%，115%の5パターンの補正值  $k$  をかけ，予測結果を  $kt_{pred}$  として提示するようにした。被験者はアプリをダウンロード後，任意のタイミングで起動する。アプリ初回起動後，サーバとはじめて通信した時点でこれらの3条件のいずれかの群にランダムに振り分けられる。

解析にあたっては次式で定義したタスク実行率  $R$  を評価指標に用いる。

$$R \equiv \begin{cases} 0.5 & (t_{done} = 0 \wedge t_{pred} = 0) \\ \frac{t_{done}}{t_{done} + t_{pred}} & (otherwise) \end{cases} \quad (5.6)$$

各被験者の解析対象のデータから求められる  $R$  の中央値をその被験者の代表値とする。なお，実験期間中，特定条件下でタスク予測時間  $t_{pred}$  が異常に大きく算出される不具合が生じた期間が存在した。該当期間中のデータは利用できないため，影響を受けたユーザのデータは除外した上で解析を行う。行動変化の評価を行うためには十分なデータ数(利用日数)が必要であるため，解析可能な日数が10日に満た

ないユーザは解析対象から除外した。ここで、本実験における「解析可能な日」とは、「予測計算が可能で、かつ、その日にユーザがログを記録・確定していた日」と定義する。

## 結果

実験期間終了後、解析対象となったユーザ数は、85%条件、100%条件、115%条件において、それぞれ順に12名、16名、13名であった。Tukey's Hingeに基づき、四分位範囲から1.5IQR離れた値は外れ値として除外し、各群におけるタスク実行率  $R$  の値を比較した。

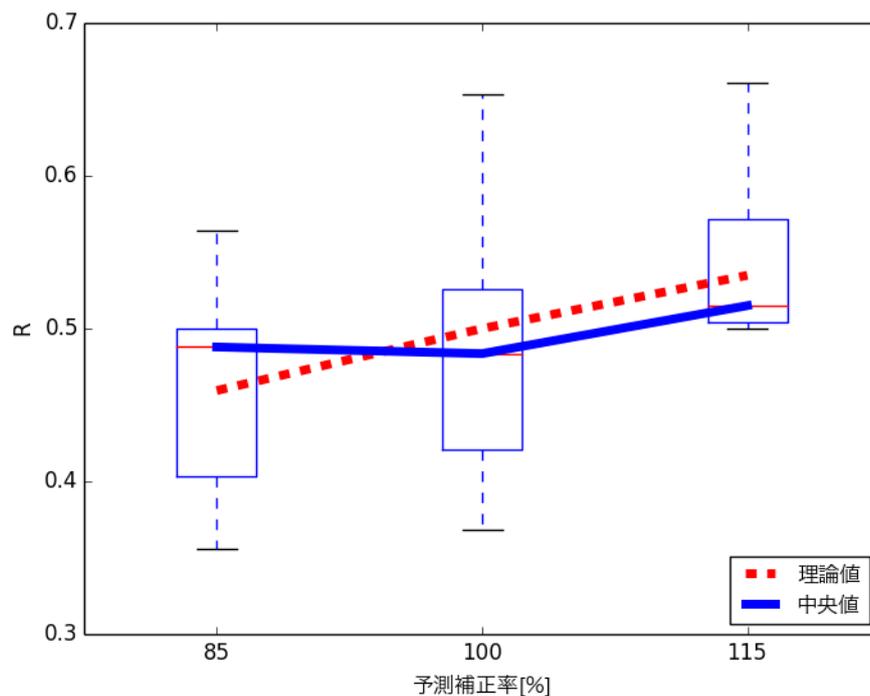


図 5.14: 各予測補正率に対するタスク実行率  $R$

結果を箱ひげ図にまとめたものを図 5.14 に示す。まず、ノンパラメトリックな独立多群検定手法である Kruskal-Wallis 検定を行った。結果として全体に有意差が確認された ( $p < .05$ ) ため、続けて、Steel-Dwass 法により多重比較を行った。その結

果, 85%条件下と115%条件下において有意差 ( $p < .05$ ) が認められた。また, データの傾向として, 全体的に理論値よりもやや小さな値をとっていた。

### 考察

一般ユーザを対象に実験を行った結果, 予測を大きく見せた場合, 予測を小さく見せた条件よりもタスクに割く時間が大きくなる, という結果がえられた。また, グラフを見ると, タスク時間を小さく見せた場合は通常条件とほぼ変わらず, タスク時間を大きく見せた場合は通常条件より多くの時間を費やしていることがわかる。本実験では特に85%条件と115%条件間で有意差が確認されたことから, 比較的補正の小さな範囲では自己成就予言が起これ, 補正された予測に行動が引っ張られていることが示された。つまり, 大きめに補正をかけた場合, タスク行動が改善されたといえる。これらのことから, 実社会においてシステムの有用性が確認された。

また, 100%条件でも  $R$  が0.5を下回り, 全体的に理論値よりも小さな値を取っているが, 使い方を完全に把握できているユーザが少なかったため, ということが一因として考えられる。

#### 5.2.6 考察とまとめ

本研究では, ライフログとスケジュールに基づいたタスク状況の未来予測によりタスク管理を行う手法を提案し, スマートフォンを利用したシステム「未来日記」として構築した。未来日記により, ライフログを分析して未来のタスクの進捗を予測し, 予測を提示することでタスクを円滑に進めるようユーザを促すことができた。未来の情報は日常生活においてタスクを進める上で効果的に働き, 未来日記の有効性は高いという評価をえた。未来におけるタスクの進捗を, 見慣れた日記形式で直感的に把握することで, ユーザのタスクの進行が促進されたものと考えられる。

本研究において我々が提案した手法は, 各個人ごとに未来のタスク状況を意識させ, 継続的に作業量や日常行動を変化させるフィードバックループを構築するというものであった。現時点での未来予測アルゴリズムは非常に単純なものであり, また, 予測の提示方法についてもより効果的なものが存在すると考えられ, 改善点は多い。しかし, ユーザの意見から, 主観的予想は見通しが甘いことが多いため, シ

システムが与える予測結果を閲覧しながらタスクを進めることは、安全なタスク管理を実現するために効果的であることを示唆した。

今回、タスクの内容に関わらず、1日の内でタスクにかけられる時間に限定して予測、フィードバックを行った。一般的には、複数の同時進行するタスクの重要度は等しくなく、クリティカルなタスクもあればそうでないものもある。大向らは、提案するタスク管理システムにおいてタスクの重要度を主観的に5段階で入力させ、スケジュール生成の遺伝的アルゴリズムの報酬として利用している [105]。タスクの重要度や緊急性に応じた重み付けを加味した予測・提示手法を考案し、より実用的なシステムを構築したいと考えている。

### 5.3 本章のまとめ

本章では、フィードバックループのタイムスケールが大きいものとなる、長期的目標に対する行動を対象とした場合の、サイバネティックループ構築を行った。

行動としてタスク行動を対象に置き、未来のタスク状況をフィードバックするシステム「未来日記」を構築した。タスク行動は高次の行動であり、より低次の多くの行動の結果として構成される。未来日記ではタスク行動を、1日のうちの睡眠や食事行動といった低次の行動要素に分解することで、サイバネティックループを構築できるようにした。ライフログと現在のタスク状況、スケジュールから、未来のタスク状況を予測する。タスク処理行動は1日以内に完了するものから、1週間以上かかるものまであり、長期的な行動においても、サイバネティックループの仕組みが応用可能かどうかを確かめるものであった。実際、1週間後等のタスク状況を伝えることで、ユーザは余暇や睡眠を減らすなど、日常行動に変容をもたらすことに成功した。

タイムスケールが大きい行動や、高次の行動についてサイバネティックループを構築する際には、当該行動をより低次の行動に分解することで対処可能であることが明らかとなった。具体的な行動分解の仕方は対象とする行動に依存するため、その点がシステム設計における重要な部分となると考えられる。

次章では、前章と本章におけるサイバネティックループ実装をもとに、サイバネティックループのモデル化および構成法の導出を図る。

## 第6章

# サイバネティックスループ構成法

本章では、第4章、第5章で述べた、4つの具体的なサイバネティックループの実装研究をまとめ、提案するサイバネティックループがどのように行動決定における認知的過程を拡張しているのかを整理する。また、第3章で述べたサイバネティックループモデルと具体的実装を対応付け、その特性の理解を試みる。さらに、複数回行った社会実験的実証アプローチでえられた知見をまとめ、サイバネティックループを実証する方法の利点と、本論文で行われた実験の過程で明らかとなった課題について考察する。

## 6.1 サイバネティックループ実装のまとめ

人にはもともと行動決定をする上でフィードバックループが存在し、それを拡張したものがサイバネティックループである。第3章ですでに述べたが、ここで改めて、サイバネティックループのコンセプトを示した図6.1を示す。

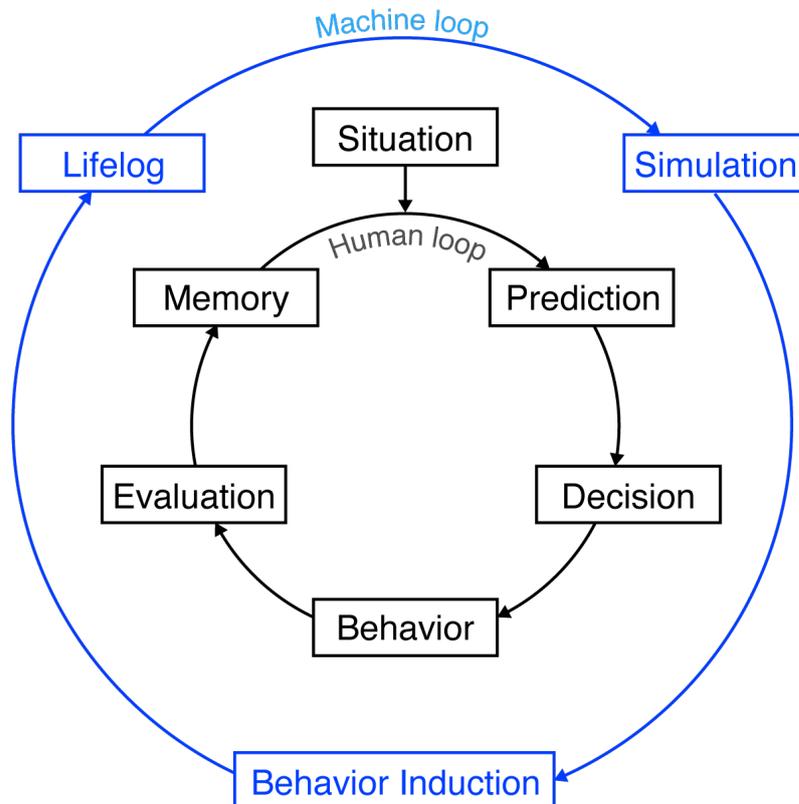


図 6.1: サイバネティックループ：行動決定のフィードバックループの拡張

本論文では、拡張したループが本来の人間系のループに干渉する点として、行動の前にある事前判断過程および行動の後にある事後評価過程を取り上げた。これについては3.5.1節で既に述べたが、本節ではそれをさらに掘り下げ、本論文における具体的実装を絡めて議論していく。

### 6.1.1 事前判断への介入

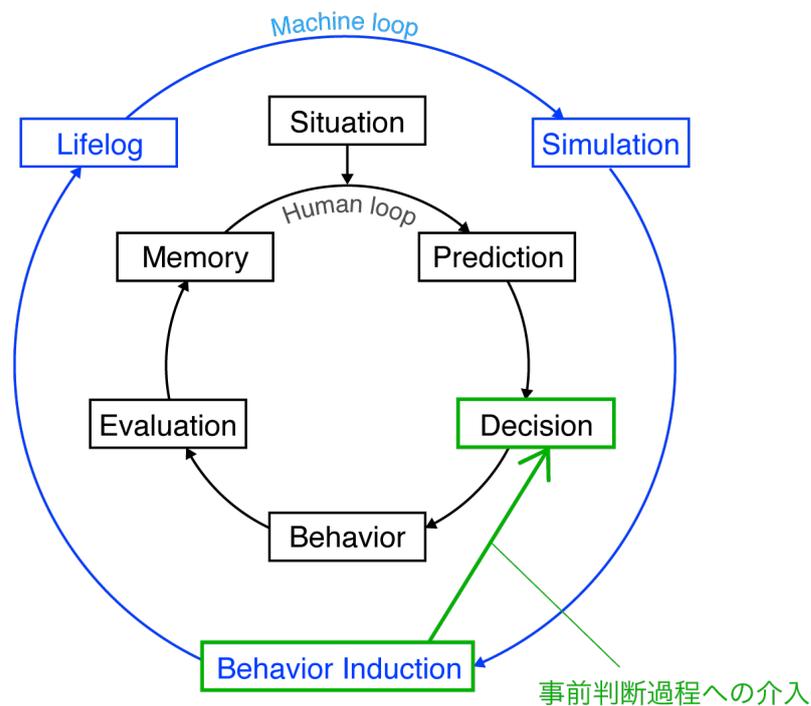


図 6.2: 事前判断過程への介入

第1の介入点として、事前判断過程への介入をあげた(図6.2)。これは、行動を行う前に、どのような行動を行うかの予測をして、実際にする行動を取捨選択する過程である。行動を判断するタイミングで情報を提示するため、効果的に人の行動変容を引き起こすことができ、行動の選択が変更されたり、そもそもの行動の選択肢が増えたりする。

本論文では、購買行動を対象とした消費予報という実装を通して、事前判断過程への介入の効果を実証した。消費予報は、過去の購買行動をレシートを記録するこ

とで保存し、現在の場所・時刻という状況と照らし合わせて、未来の購買行動を予測・提示するシステムであった。直後から数時間、明日、明後日までの購買予測を与えることで、購買行動の判断を変化させることに成功している。特に、消費金額については大きな変化を与えることができた。

### 6.1.2 事後評価への介入

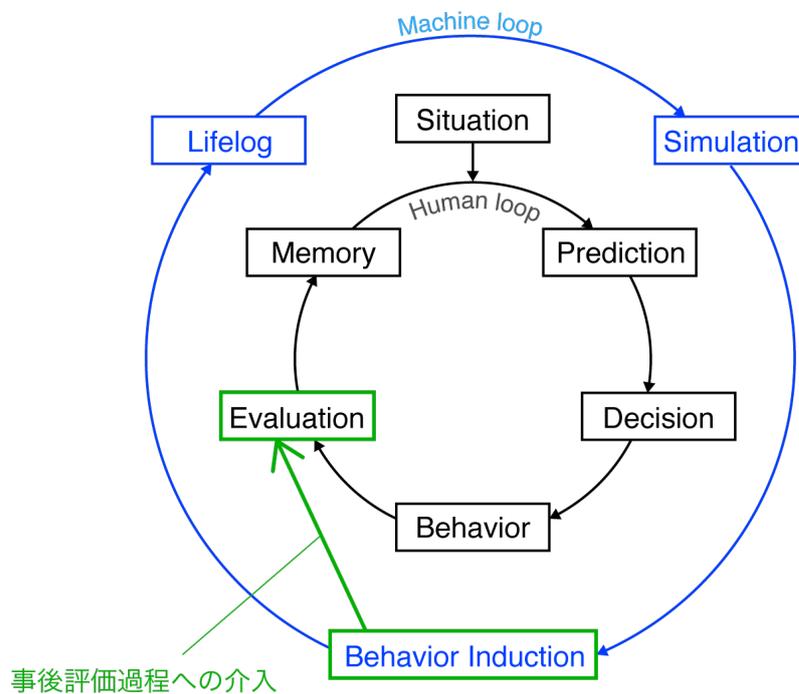


図 6.3: 事後評価過程への介入

第2の介入点は、事後評価過程への介入であった（図 6.3）。これは、行動の結果を評価し、その行動が良いものであったか悪いものであったか等の評価を行って、次回以降の行動に活かす過程である。フィードバックループのまさにフィードバックにあたる部分であり、次回以降の行動決定において、効果的に行動変容を引き起こすことができる。

具体的実装として、食事行動を対象とした Yumlog のシステムを構築し、事後評価過程への介入の効果を実証した。Yumlog は、食事時に食事写真を撮影、他者と共有するソーシャルメディアであった。他者からの美味しそう・ヘルシー評価を操

作することで、食事者に期待同化を発現させ、健康的な食事をとるように行動変容を促すシステムとなっていた。公開アプリケーションにおける社会実験においても、有意に健康的な食事をとるように行動を変化させることができた。

### 6.1.3 事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入

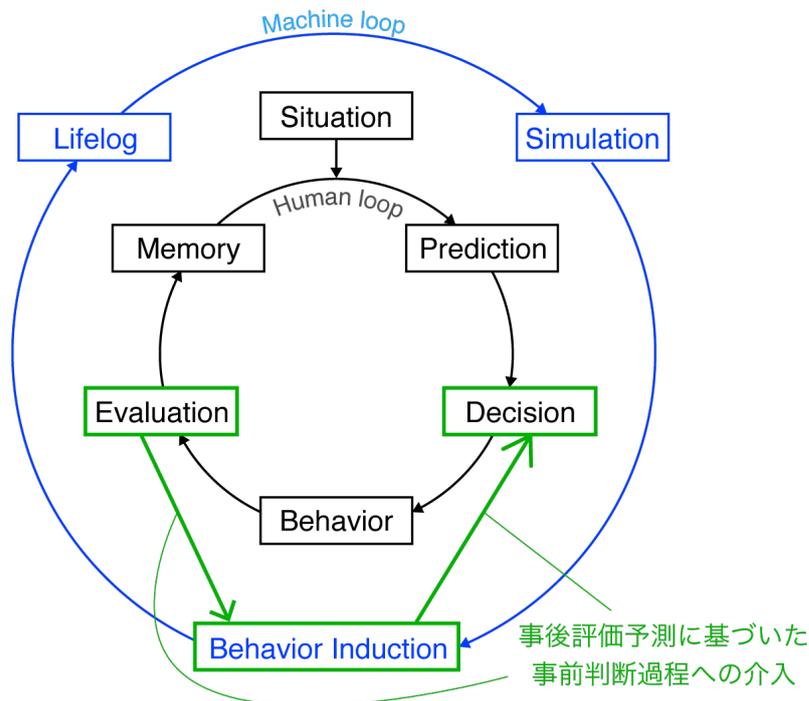


図 6.4: 事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入

そして、両過程を考慮した介入手法として、事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入という方法を提案した（図 6.4）。これは、本来行動後に行われる評価を、シミュレーション技術を利用して行動前に提示することによって行われる。事後の評価を行動に移す前に考慮できるため、効果的に行動変容を引き起こすことができる。

具体的実装として、高速道路における運転行動に着目し、未来の運転行動・状態を一覧しながら、インタラクティブに複数の予測を提示可能なシステムである東名渋滞予報を開発した。東名渋滞予報の中で考案した Double Time Scale Diagram では、いつ出発すれば、どの程度渋滞にかかり、いつ到着するかといった未来を、複

数同時に知ることができる。すなわち、事後評価の予測を事前判断過程において与えることで、出発時刻を変化させることができるというものであった。

#### 6.1.4 高次行動への適用

さらに、購買や食事のような単純な行動のみならず、タスク処理行動のように複雑な高次行動を対象とした場合に、サイバネティックループをどのように設計できるかを明らかにするため、高次行動に対する事前判断過程への介入を試みた。これによって、より汎用的な日常行動にサイバネティックループを適用できることを実証した。

本論文では、上述した3実装より複雑な行動であるタスク処理行動を対象とし、未来のタスク状況を予測・提示するシステムである未来日記を実装した。複雑なタスク行動を扱うために、日常行動を6つに分類して1日のライフログを記録し、ライフログと現在のタスク状況、スケジュールから、未来のタスク状況を予測する。タスク処理行動は1日以内に完了するものから、1週間以上かかるものまであり、長期的な行動においても、サイバネティックループの仕組みが応用可能かどうかを確かめるものであった。実際、1週間後等のタスク状況を伝えることで、ユーザは余暇や睡眠を減らすなど、日常行動に変容をもたらすことに成功した。

#### 6.1.5 サイバネティックループ実装のまとめ

本論文では、サイバネティックループの具体的実装として、消費予報、Yumlog、東名渋滞予報、未来日記という4つのシステムを構築した。サイバネティックループは、ライフログ、シミュレーション、行動誘発技術によって、人間の行動決定フィードバックループを情報工学的に拡張したものであった。ここでは、4つの具体的実装において、これらのループ構成要素はどのように対応付けられ、実現されていたのかを整理する。

表 6.1 は、本研究においてサイバネティックループを構成する4つの実装について、人間系フィードバックループに介入する過程によって、行動、ライフログ、シミュレーション、行動誘発の対象をまとめたものである。事前判断過程への介入する場合の実装である消費予報では、レシートの内容をライフログとして記録、周期性

表 6.1: 本論文におけるサイバネティックループ実装のまとめ

	実装	行動	ライフログ	シミュレーション	行動誘発
事前判断	消費予報	購買	レシート	周期性を利用した予測	予測提示
事後評価	Yumlog	食事	食事写真と評価	評価のすり替え	期待同化
判断・評価	東名渋滞予報	移動	位置情報と交通情報	回帰分析	選択的予測提示
判断（長期）	未来日記	タスク処理	生活行動の時間	回帰分析	予測提示

を利用した未来予測を行い、予測結果を提示することで購買行動を変容させた。事後評価過程への介入する場合の実装である Yumlog では、毎食の食事の写真と他者評価を記録、他者評価をすり替えるという処理を加えてフィードバックすることで、健康的な食事に対して期待同化を発現させ、食習慣の改善を促した。事前判断と事後評価の両過程への介入するケースでは、東名高速道路上において、位置・交通情報をもとに将来の運転行動を予測、選択的に閲覧可能な UI を用いて提示することで、各車両の運転行動を変化させる試みを行った。そして、フィードバックループのタイムスケールがより長期間の場合として、タスク処理行動の管理にサイバネティックループを適用した未来日記を実装した。これは、事前判断過程への介入ケースのタイムスケールが長期の場合である。未来日記では、より汎用的なライフログとして1日の生活行動を6項目に分割したものを記録し、回帰分析をベースとした未来予測処理によって、将来のタスク状況を提示してくれる。

## 6.2 サイバネティックループモデルの考察

サイバネティックループの提案では、それを人間の行動決定フィードバックループを情報工学技術を用いて拡張するものとした。また、第3章ではサイバネティックループを制御論で頻繁に用いられる要素を利用してモデル化した。図 6.5 にモデルのブロック線図を再掲する。

ここでは、考案したサイバネティックループモデルに、本論文で述べた具体的なサイバネティックループ実装を適用した場合、どのようにあらわされるかを見てみる。

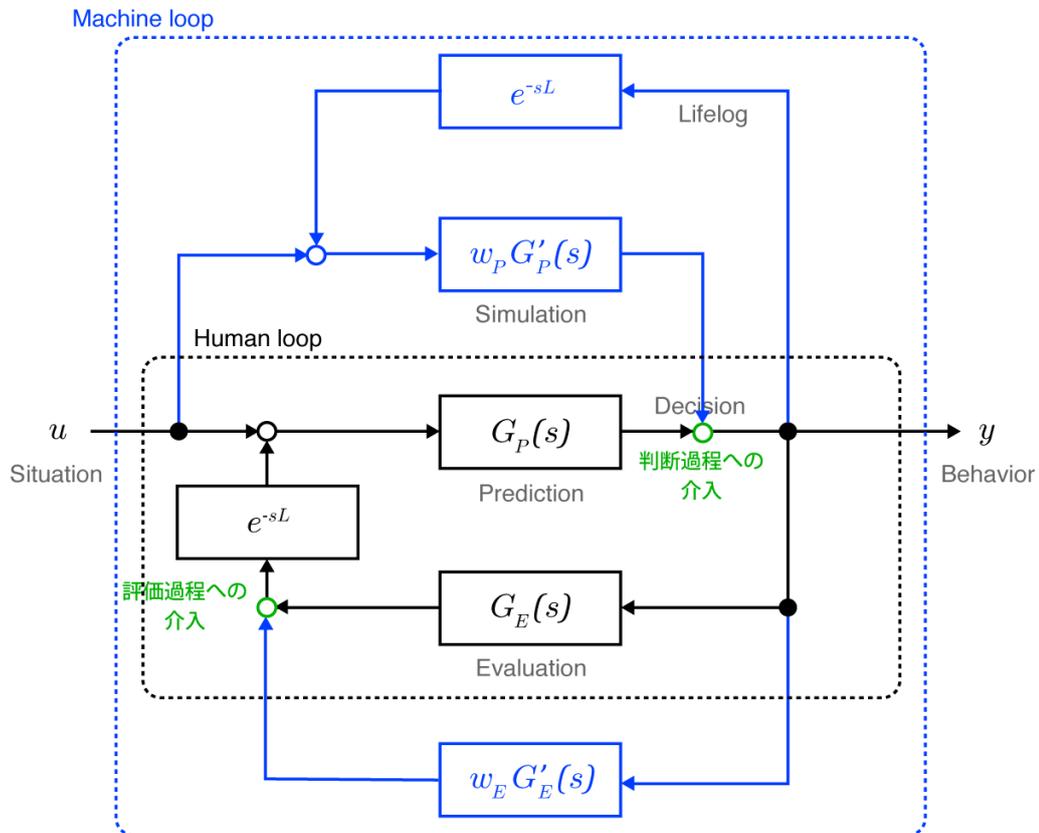


図 6.5: サイバネティックループの制御論的モデル (再掲)

### 6.2.1 消費予報のサイバネティックループモデルへの適用

図?? は、消費予報をモデルに適用した場合を図示したものである。消費予報は購買行動を対象としているため、入力  $u$  としては時刻と場所という状況が与えられたとき、出力  $y$  としてどこでいくらお金を使うかという金額と場所が、選択された購買行動となる。また、フィードバックループのインターバル  $L$  は購入間隔をあらわす。1日の中で数回ものを買うことが多いため、実際の購入感覚は数時間～1日となる。

$u$  : 時刻, 場所

$y$  : 金額, 場所

$L$  : 購入間隔 (数時間～1日)

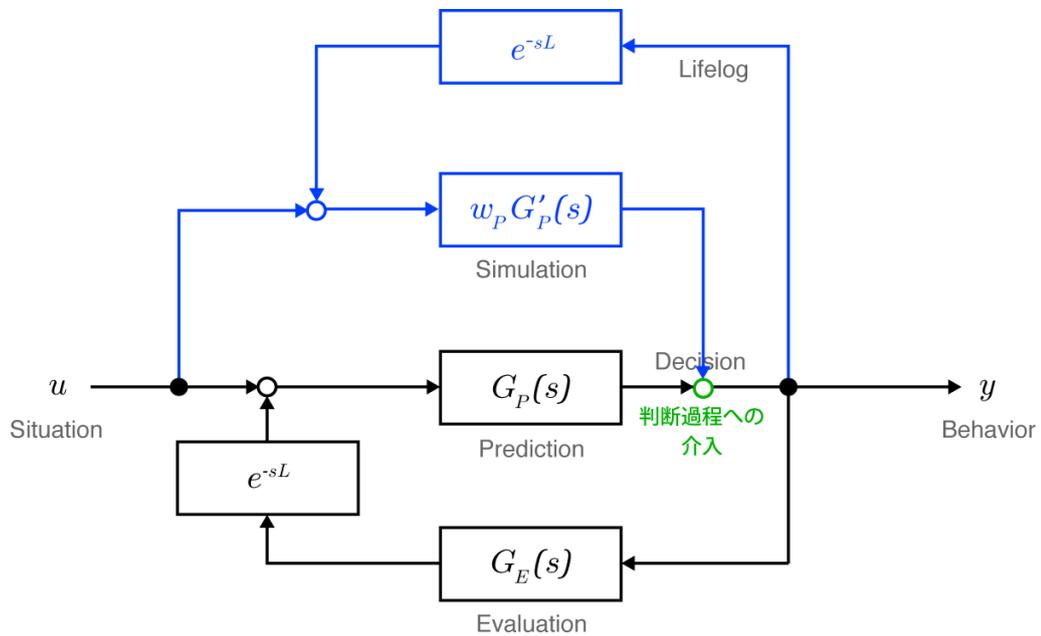


図 6.6: 事前判断過程への介入の場合のサイバネティックループモデル

$G'_P$  : 過去の購入履歴の加重平均

$w_P$  :  $w_P$ (予測精度, 見せ方)

消費予報は事前判断過程への介入を行うサイバネティックループ実装であるため、図 6.5 の上部側である。レシートをライフログとして収集するため、記録されるのは購買時刻と購買場所である。過去の購買時刻・場所と現在の時刻・場所から、未来の購買行動を予測する処理が、サイバネティックループのシミュレーション部分にあたる。図中  $G'_P(s)$  が予測処理であり、実際には過去の購入履歴の加重平均をベースとした予測を行っていた。予測重み  $w_P$  は、未来予測の精度と予測提示手法によって決まると考えるのが自然である。

### 6.2.2 Yumlog のサイバネティックループモデルへの適用

次に、Yumlog をサイバネティックループモデルへ適用してみると、図?? のようにあらわされる。Yumlog が対象としていたのは食事行動であり、入力  $u$  は同様に時刻と場所、出力  $y$  は何を食べるかという食事内容となり、それが選択された食事行

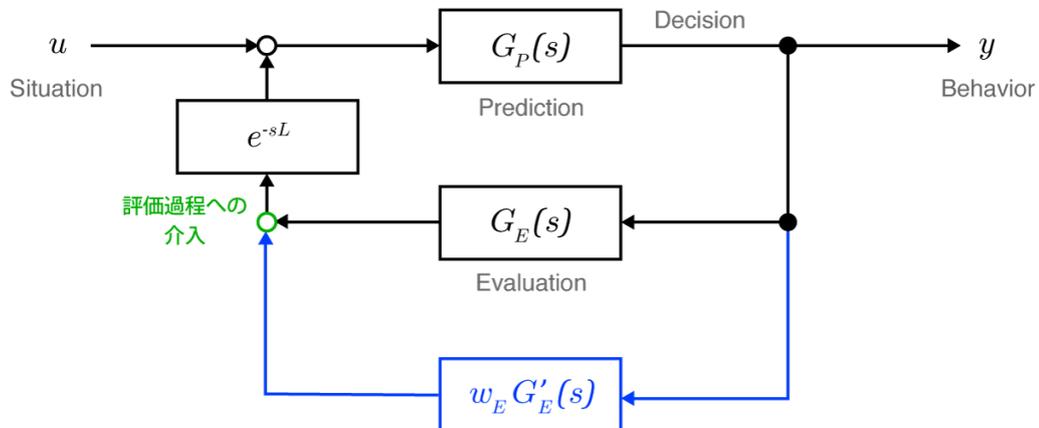


図 6.7: 事後評価過程への介入の場合のサイバネティックループモデル

動である。フィードバックループのインターバル  $L$  は食事間隔をあらわす。食事は1日に数回とるのが普通であるため、この場合は数時間～1日となる。

$u$  : 時刻, 場所

$y$  : 食事内容

$L$  : 食事間隔 (数時間～1日)

$G'_E$  : 評価のすり替え

$w_P$  :  $w_E$ (信頼度, 見せ方)

Yumlog は事後評価過程への介入を行うサイバネティックループ実装であった。よって、図 6.5 の下部側にあたる。Yumlog は食事写真を他者と共有する仕組みであり、食事内容が下側のループに渡される。他者が食事内容の評価し、さらにシステムが補正するといった処理が、 $G'_E(s)$  にあたる。Yumlog の場合、介入重み  $w_E$  は評価する他者に対する信頼度や、評価の見せ方といった要素によって決まると考えられる。

### 6.2.3 東名渋滞予報のサイバネティックループモデルへの適用

東名渋滞予報は、対話式未来予測インタフェースを用いて、事後評価予測に基づいて事前判断過程へ介入するというものであった。しかし、介入点は事前判断過程

であるため、図6.6 のようになる。東名渋滞予報が対象としていたのは運転行動、特にSA/PA 出発時刻であったよって、入力  $u$  はドライバが現在滞在するSA/PA の場所と時刻、出力  $y$  はそのSA/PA からの出発時刻となる。フィードバックループのインターバル  $L$  は運転間隔をあらわし、往復の場合は数時間、別の日となる場合はより長くなる。

$u$  : 時刻, 場所

$y$  : 出発時刻

$L$  : 運転間隔 (数時間～)

$G'_P$  : 運転行動の予測

$w_P$  :  $w_P$ (予測精度)

東名渋滞予報では、Double Time Scale Diagram という対話式未来予測提示インタフェースを用いて未来の運転行動をフィードバックする仕組みであった。運転行動を予測する処理は  $G'_P(s)$  にあたる。介入効果  $w_P$  には消費予報同様に予測精度が影響するが、対話式未来予測提示インタフェースによって、その効果は大きくなっていると考えられる。

#### 6.2.4 未来日記のサイバネティックループモデルへの適用

高次行動に対するサイバネティックループ構築として実装した未来日記は、事前判断過程への介入であったため、やはり図6.6 のようになる。未来日記はタスク処理行動という高次行動を対象として、それを6つの行動に分解して日々のライフログとして記録する仕組みであった。すなわち、入力  $u$  は1日のうちの6つの行動の時間である。そして、出力となる  $y$  は未来のタスク処理行動にかけられる時間である。1日のうちの行動時間に入力を分解したため、フィードバックループのインターバル  $L$  は1日となる。

$u$  : 行動の時間

- $y$  : 未来のタスク処理行動時間  
 $L$  : 1日  
 $G'_P$  : 単回帰分析  
 $w_P$  :  $w_P$ (予測精度, 見せ方)

未来日記では予測処理に単純な単回帰分析を用いていたため、 $G'_P$  は単回帰分析による未来予測となる。介入効果  $w_P$  は消費予報と同様で予測精度や、提示時の可視化方法に依存する。

### 6.2.5 予測精度と介入効果についての考察

3.3.2 節において、制御論的サイバネティックループモデルから、ループが速ければ介入効果が小さくても良いことは述べた。未来予測を提示するという介入方法においては、介入効果は予測精度の影響を受ける。具体的なサイバネティックループ実装における予測精度を見てみると、消費予報は 0.417、東名渋滞予報は約 60 分の運転時間のうち約 10 分の誤差、未来日記は決定係数 0.764 であった。東名渋滞予報と未来日記に比べ、消費予報の精度は低かったが、購買行動の変容していた。また、未来日記の社会実験 (WillDo) では、予測提示を増減させて提示しても、ユーザに与える効果は下がっていなかった。以上のことから、本論文で実装した数時間から 1 日というタイムスケールでサイバネティックループを構築した場合、簡単な予測モデルを用いたとしても効果はえられると考えられる。

## 6.3 サイバネティックループ構成フロー

サイバネティックループはライフログ、シミュレーション、行動誘発技術を組み合わせることで構成する。実用上では、これらの技術カテゴリのうちから、適切に具体的利用技術を選定する必要がある。本節では、実用的にサイバネティックループの構成を設計するための指針について考える。

図 6.8 は、サイバネティックループの構成方法をフローチャート形式であらわしたものである。このフローチャートでは、まず対象とする行動を決定するところからはじめる。そして次に、その行動に関する行動決定フィードバックループの時間

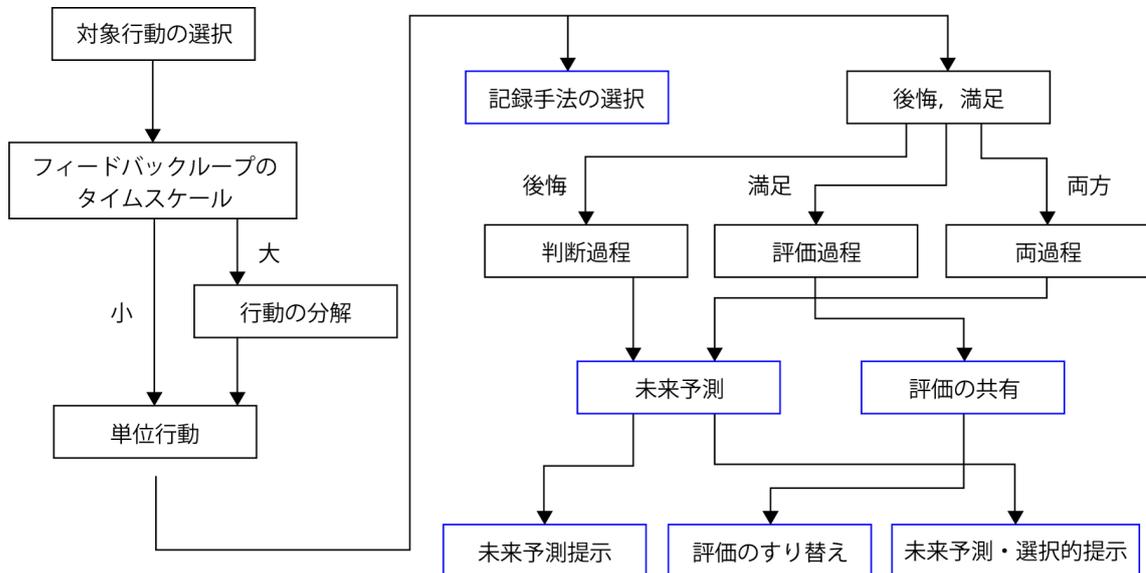


図 6.8: サイバネティックループ構成フロー

スケールが大きいかわ小さいかによって、大きい場合は行動をより細かい単位行動に分解する。この単位行動について、ライフログの取得方法と、介入過程を選んでいく。介入過程の選択方法は、当該行動をとったときに、行動の結果に対する後悔が大きいかわ満足が大きいかわという観点で分けることができる。このとき、後悔が満足感よりも影響が大きいと考えられるときは、事前判断過程への介入を選択すると良い。逆に、満足感が大きいときには、事後評価過程に介入することで効果的に行動変容を起こすことができる。どちらも無視できないほど影響がある行動の場合は、両過程に介入する方法を選ぶ。あとは、記録手法と介入過程から、具体的なシミュレーション技術と行動誘発手法を選定する。

次に具体例をあてはめながら、サイバネティックループ構成フローチャートの使い方を見ていく。

図 6.9 は、具体例として「運動」行動を対象として構成フローチャートに適用したものである。まず対象行動として運動を選択する。運動するという行動は、数日以上にわたって続くものではないため、ループのタイムスケールは小さいといえる。よって、運動行動はそのまま単位行動として扱う。運動行動はさまざまであり、それによって記録手法も異なってくると考えられるが、ここでは歩行運動を扱うこととして、歩数計を用いて歩数のライフログをとることにする。試合や大会ではなく、

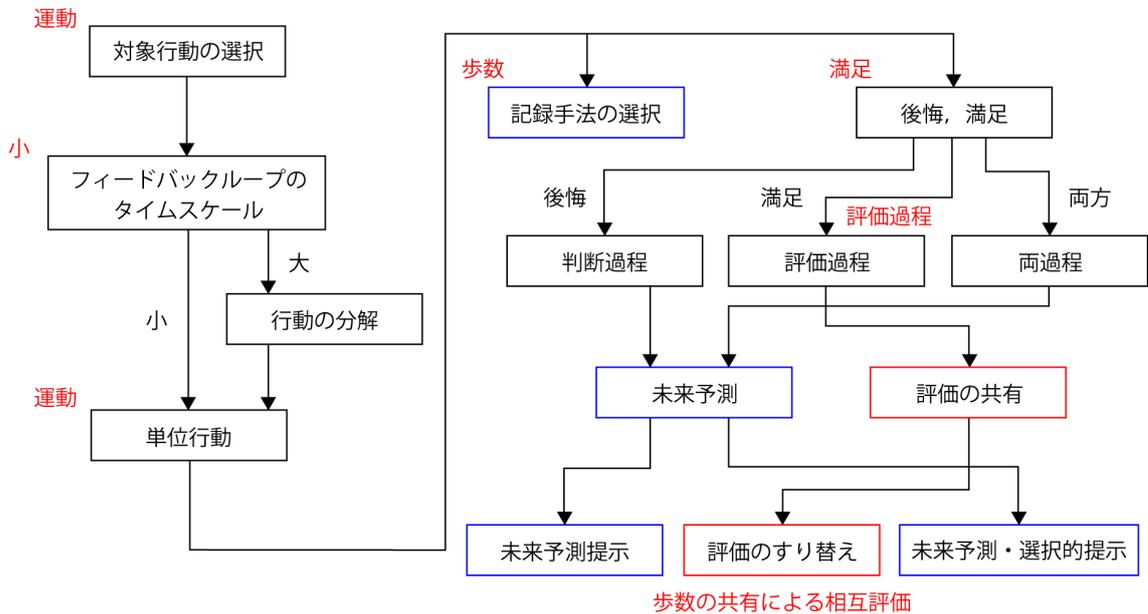


図 6.9: システム構成法 (例：運動)

ジョギング等のひとりで行う運動行動のあとには、後悔感が沸くことはあまりなく、満足感をえられることが多いと考えられる。ゆえに、介入するのは行動の後にくる事後評価過程が適切である。ライフログとして歩数、介入過程には評価過程を選択したことから、Yumlogと同様に歩数を他者と共有することによる行動誘発を設計すると良い。

別の例として、次に「睡眠」行動を適用してみたものが図 6.10 である。対象行動は睡眠である。ループのタイムスケールは運動行動と同様に小さいため、単位行動はそのまま睡眠とする。睡眠行動の記録については、睡眠開始時刻と起床時刻を記録すれば良いだろう。睡眠行動の満足感と後悔感のどちらが強いかは状況に依る可能性があるが、ここでは夜更かしや寝過ごしといったケースを考え、後悔感のほうが大きいとした。よって、行動の事前判断過程に介入するのが良いということになる。以上より、ライフログとして睡眠開始時間があり、判断過程への介入をすることになるので、消費予報と同様に、睡眠開始時刻・時間の予測を提示する手法を選択できる。

このように、図 6.8 のサイバネティックループ構成フローチャートにしたがって、対象とする行動から順に要素を選んでいくことで、サイバネティックループを構成す

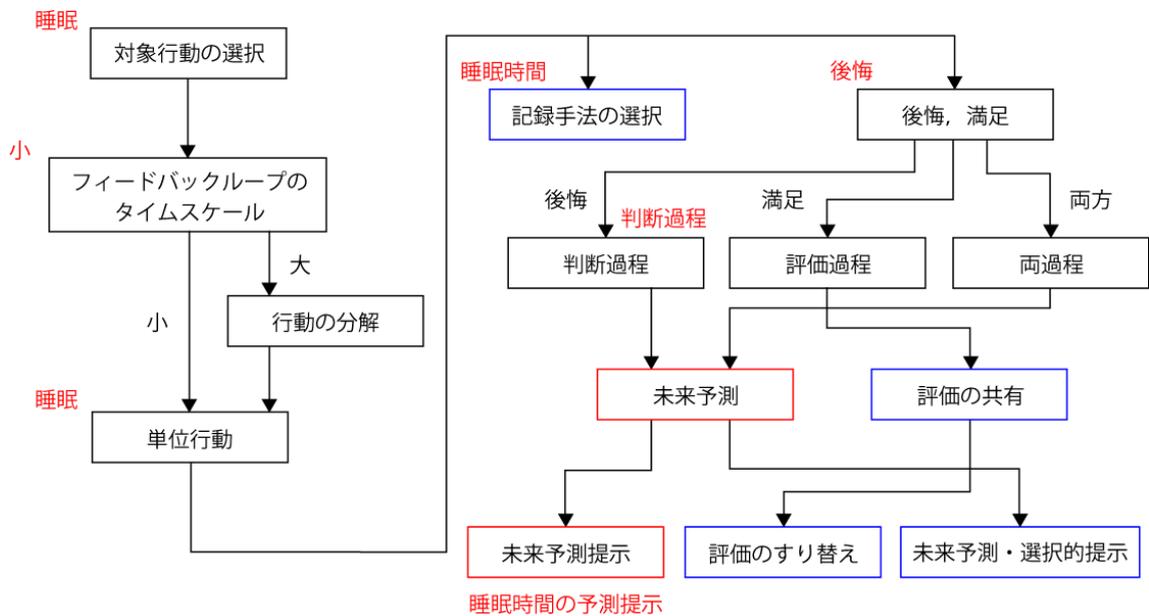


図 6.10: システム構成法 (例：睡眠)

ることができる。サイバネティックループにおけるライフログ、シミュレーション、行動誘発の各要素技術は、本論文で実装した限りではなく、技術の進歩にしたがつてさまざまな選択肢があらわれる。しかし、本構成法はサイバネティックループの全体を決定する指針であり、汎用的に利用可能な考え方である。

## 6.4 サイバネティックループ実証法

本論文ではほとんどの研究について、アプリケーションを一般の場に公開しての社会実験を行っている。本文で述べたように、公開アプリケーションによる社会実験は、より現実の社会に即した環境における結果がえられるなどの利点がある。一方、研究を通して、さまざまな困難や課題があるということも明らかとなった。ここでは、これらの社会実験を通してえられた知見をまとめ、公開アプリケーションを用いた社会実験を行う際に留意すべきことを述べる。

### 6.4.1 システムの一般公開

研究室や実験室などの限定的環境下における実験室実験ではなく、より一般的環境下において評価実験を行いたい場合、大きく分けて2つの方法が考えられる。1つは展示やデモンストレーションに便乗して、来場者や体験者に対して実験を行う方法、もう1つはシステムを一般向けアプリケーションとして公開し、利用してくれるユーザに対して実験を行う方法である。表 6.2 は、3つの実験方法の特徴をまとめたものである。

表 6.2: 実験手法の種類

	実験参加者数	条件の統制	現実性
実験室実験	少	統制しやすい	低い
展示型実験	中	やや統制しづらい	やや高い
一般アプリケーション型実験	多	統制しづらい	高い

#### 展示・デモンストレーションによる公開

昨今では、さまざまな企業による大規模な展示会が多く開催され、大学の研究室も参加して、研究成果を展示することが増えてきた。たとえば CEATEC JAPAN (Combined Exhibition of Advanced Technologies) [106] は、アジア最大規模の映像・情報・通信関連の国際展示会であり、ほとんどは企業出展であるが一部では大学の研究も展示される。学会でも、インタラクション分野に代表される研究分野では、制作してシステムを実際に体験してもらうデモンストレーション発表が広く行われており、実物があることによるわかりやすさや説得力が高く評価されている。また、博物館において研究成果を展示あるいは展示支援として活用したり、美術館においてアートとサイエンスを融合したメディアアートとして来館者を魅了する、といったことも行われている。たとえば、羽田空港で行われた「空気の港」展では、羽田空港という一般人も訪れる場所において、パブリックアートとして19のメディアアート展示が行われた [107]。

上述の展示会の多くは、研究成果の周知や社会活用のために行われるが、実験の場として利用することも可能である。展示会の種類にも依るが、展示会には多くの

来客が訪れ、研究成果を体験していく。これを利用し、体験者に体験後のアンケートをとったり、体験者ごとにシステムのパラメータを変化させた上で反応を見たりすることで、実験を行うことができる。一般人を対象とするため、実験室実験ほどには統制をとることはできないが、説明員等の配置により、ある程度条件を整えることはできる。展示型実験の長所は、実験室実験では集めることが困難な量の実験参加者を用意できる点にあるといえるだろう。

展示型実験には、実験条件の統制がしづらいことの他に、長期間に渡る実験が行いにくいという短所がある。1人の体験者とは一期一会であることがほとんどであり、システムを体験する時間は数分から、長くて1時間程度である。複数回体験することはめったにないため、継続的な様子の観察や、1人の被験者の内で実験条件を切り替える被験者内計画は利用できない。

### アプリケーション頒布による公開

本論文における研究では、主に提案するシステムをスマートフォン向けのアプリケーションとして実装し、それを一般公開する形で頒布することで社会実験を行った。Apple社はiOS向けアプリケーションの頒布プラットフォームとしてApp Store [52]を提供しており、Google社はAndroid向けアプリケーションの頒布のためにGoogle Play [53]を用意している。これらのプラットフォームを利用することで、比較的簡単にアプリケーションを頒布する環境を用意することができる。本論文では、消費予報、WillDo、TFTはApp Storeを通して、東名渋滞予報はGoogle Playを通して公開した(図6.11)。

#### 6.4.2 アプリケーション公開型社会実験における課題

本論文の研究における公開アプリケーションを用いた実験を通して、このような方式による社会実験に際する課題点が明らかとなった。ここでは、それらの課題点を整理して取り上げ、今後ますます増えるであろうアプリケーション公開型社会実験に資する議論を行いたい。



図 6.11: 左から消費予報 (App Store), WillDo (App Store), TFT (App Store), 東名渋滞予報 (Google Play) のストアのスクリーンショット

### 一般向けアプリケーションの開発

従来の研究のために最小限の労力で制作したソフトウェアと、一般公開する前提で作るソフトウェアでは、言うまでもなくクオリティは大きく異なる。前者はプロトタイプであり、求める結果をえるための研究過程では、過剰な実装は時間的にも労力的にも無駄である。しかしアプリケーション公開型社会実験では、後者の一般向けアプリケーションの制作は必須であり、避けては通れない。

クオリティが高いということは、すなわち実装に労力を要するということである。本論文における消費予報では、研究室内実験で制作したプロトタイプ版消費予報はサーバ側含め約2週間で実装したのに対し、App Store 公開版消費予報は約4ヶ月を要していた。消費予報と WillDo は、プログラミングは筆者および同研究室の学生1人で行い、デザインは外部のデザイナーに外注している。また、アプリケーションを紹介する Web サイトの制作も行っている。加えて、ライフログ系のアプリケーションは個人情報扱うため、一般公開する上で利用規約や個人情報管理のプライバシーポリシーをきちんと整備する必要があった。これには法律の専門家とのやり取りが必要となるため、多くの時間を費やした。

アプリケーション公開型社会実験では、実験室実験のように被験者を募集はしないため、ユーザがアプリケーションの存在を知り、ダウンロードし、かつ継続的に使用してくれる必要がある。そのためには宣伝もさることながら、ユーザにとって日常的に使うだけの魅力的な機能や、使いやすいインタフェースを有していなければならない。プロトタイプであれば研究に必要な最小限の機能があれば十分だが、多

くの場合、一般アプリケーションとしてはそれだけでは不十分である。実際、消費予報には過去の消費金額をグラフにして見せる機能があり、WillDoには過去のタスク処理行動のグラフ化機能があり、これらはユーザの欲する機能として実装したものである。また、WillDoにおけるライフログ入力のためのダイヤルインタフェースは、手動でライフログを記録する負担を極力減らすことを目的として考案している。

継続的にアプリケーションを利用してもらうためには、アプリケーションの動作が安定していることも重要である。2014年時点において、App Storeでは121万本超、Google Playでは143万本超のアプリケーションが公開されている [108]。これほどの量のアプリケーション中にはもちろん類似した機能を持つものも存在するため、ユーザは頻繁にクラッシュするアプリケーションをわざわざ利用したりしない。アプリケーションの安定性を高めるには、多くのデバッグ・テスト時間を割く必要があるため、実装時間は長くなる。

### ユーザの獲得

アプリケーションを一般に公開したといっても、実際に使ってくれるユーザがあらわれなければ実験を行うことはできない。ストアにおいては、まずダウンロード数を伸ばさないことには何も始まらないといえる。

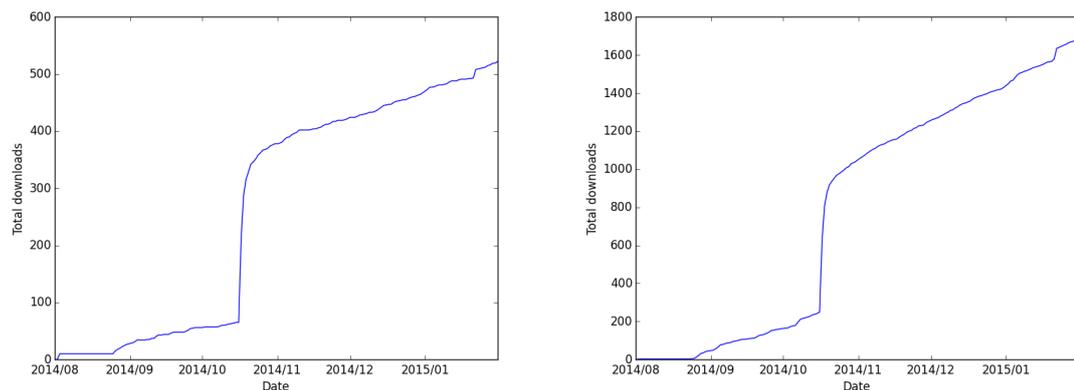


図 6.12: 消費予報 (左), WillDo (右) の総ダウンロード数の遷移

図 6.12 は、iOS 向けアプリケーション「消費予報」, 「WillDo」の総ダウンロード数の遷移を示したものである。2015年1月31日時点で、消費予報の総ダウンロード

数は525、WillDoの総ダウンロード数は1,689であった。2014年10月17日、インターネット上のニュースメディアであるWIRED.jpに両アプリが取り上げられ、大きくダウンロード数を伸ばした[109]。またこのとき、一時的にApp Store上のランキングで上位100位以内に入り、消費予報がファイナンスカテゴリで76位、WillDoが仕事効率化カテゴリで64位となった(図6.13)。しかし、それ以外の日では1日あたり消費予報が2ダウンロード、WillDoが6ダウンロード程度と、無料のアプリケーションながらダウンロード数の伸びは芳しくなかった。

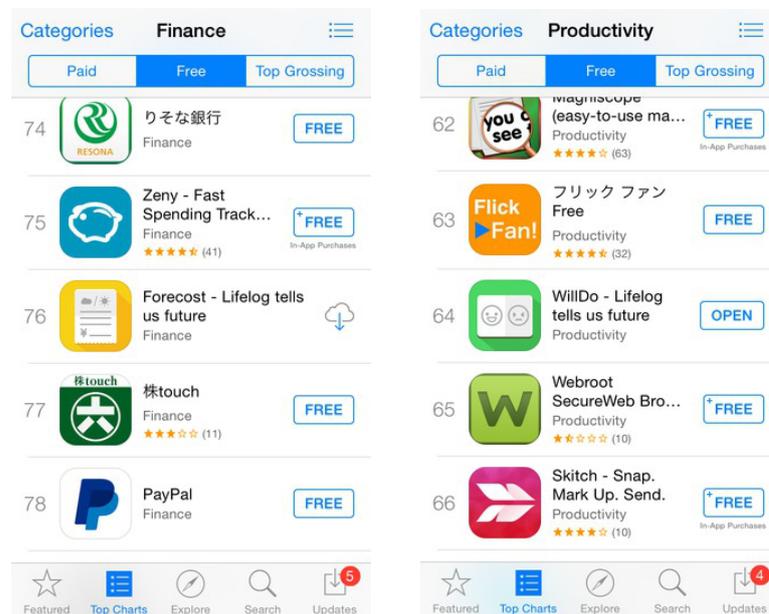


図 6.13: 消費予報 (左), WillDo (右) のランキング順位

次に、ダウンロードしたからといって、継続的にアプリケーションを使ってくれるかが問題となる。ダウンロードした以上は、一度はアプリケーションを起動するであろうが、日常的・継続的に利用してくれるアクティブユーザの数は、ダウンロード数に比べてかなり少なくなることが一般的である。一定の割合で低下することはおいても、アプリケーションの便利さや複雑さによって、アクティブユーザはさらに増減する。本論文で実装した東名渋滞予報では、時間や労力の問題から、十分にわかりやすいチュートリアルやUIを準備できなかったため、アプリケーションを起動した人数に対し、主機能を利用してくれる人数は著しく低下した。

このようにアプリケーションを最初から自作、公開する方法は、ユーザ数を増や

すためには宣伝が必要となるが、研究予算でそういったことをするのは難しい。別の方法として、既に多数のユーザを持つアプリケーションに協力を仰ぐという手がある。本論文における Yumlog の社会実装を行った TFT は、数万人以上のユーザを抱える人気アプリケーションであったため、ユーザ獲得に労力を割くことなく、実験を進めることができた。アプリケーション公開型実験の利点を完全にえるためには、人気アプリケーションを頒布している企業や団体と共同研究するという形が最も現実的な方法だと考えられる。しかし、既存アプリの機能を損なうことは許されないため、研究要素を実装する際には多くの協議や許可、細心の注意が必要である。アプリケーション実装の自由度という観点においては、なるべく自分たちで制作を行ったほうがよい。どちらを選ぶかはトレードオフの関係であり、予算、労力等を考慮して検討する必要がある。

### アプリケーションの使用方法

既に述べたように、アプリケーション公開型実験では実験条件の統制をとることが難しい。一例として、アプリケーションの使用方法を丁寧に伝えることが難しいことがあげられる。実験室実験や展示型実験では実験者が被験者のすぐ近くにいるため、システムの使用方法を詳細に教えることができ、理解できているかどうかを確認することも比較的容易に可能である。しかし、一般公開アプリケーションではひとりひとりのユーザに対して使用方法を解説することはできないため、直感的なユーザインタフェースをデザインしたり、アプリケーション内部にチュートリアルを仕込むといった手段をとらざるを得ない。

ユーザインタフェースのデザインのみで使用方法を理解させることが可能なのは、アプリケーションがきわめてシンプルな場合に限られる。そのため既存の多くのアプリケーションでは、初回起動時に何ページかのチュートリアル画面を提示し、ユーザがそれを読むことで使用方法を伝えている。もしくは、実際に使用する画面にポップアップ等で使用方法を表示し、ユーザが試しに一通り操作を行いながら、使用方法を理解できるようにする方法もある。どの方法においても、複雑なアプリケーションや奇抜なインタフェースが含まれるほど、ユーザの理解度が低下することはいうまでもない。

消費予報, WillDo, TFT は, 初回起動時にチュートリアルを表示する方法を採用し, ユーザが使い方を理解できないということはほとんどなかった. 対して東名渋滞予報では, NEXCO 中日本社内における実験であったため, 別途使用方法を印刷した説明書をユーザに送付したが, ユーザの多くは想定した使用方法の最後まで達することができなかった. 具体的には, アプリケーション使用者は 50 人であったが, 想定使用方法を達成したのはわずか 3 人であった. Double Time Scale Diagram は本研究で新しく提案したユーザインタフェースであり, ユーザにとって馴染みのないものであったことはひとつの原因であったと推察される. また東名渋滞予報の実験では, サービスエリアにおけるユーザの行動変化を調べるため, サービスエリア滞在前後にユーザには利益のない情報入力プロセスをはさんでいた. これによって使用方法が煩雑になり, 十分なデータをえられない結果となった.

以上のことから, 直接使用方法を教授することが困難なアプリケーション公開型社会実験では, 複雑なビュー構造や目新しいインタフェースを避け, チュートリアルをはさまずとも直感的に理解可能な設計を目指すのが良い. 特に, ユーザにとってメリットとならないインタフェース操作を要さないことが重要となる.

### 個人情報の取り扱い

ライフログを取得するアプリケーションを公開する場合, 個人情報の取り扱いについて注意する必要がある. 企業が個人情報を扱う場合, ユーザに利用規約への同意を求め, プライバシーポリシーを提示する. 研究機関の場合でも同様であり, 実験として行う場合は倫理委員会の審査も通過しなければならない. どちらにしても個人情報を扱う立場として, アプリケーションによりえられるデータの管理を徹底することとなる.

むしろ問題となるのは, 研究期間終了後のアプリケーションおよびデータの取り扱いである. 研究者から見れば実験用アプリケーションであっても, ユーザから見ればその他多数の一般アプリケーションと変わらない. ゆえに, 実験期間後に突如としてアプリケーションが利用不可能になったり, データが消えてしまったりするのは好ましくない. アップデートはしないにしても, アプリケーションは継続して利用できるようにするのが理想である. ただしこの場合, アプリケーションが安定

して動作するような設計，実装が不可欠となるため，必然的に工数は増えることとなる．本論文では消費予報，WillDo，TFTがこれに当てはまる．

あるいは，実験用アプリケーションであることを明示的にユーザに教示し，実験期間後に利用不可になることを理解してもらった上で使用してもらう方法もある．この場合は，アプリケーションの質やサステナビリティをある程度下げることが可能となるが，ユーザ数は少なくなると考えられる．また，ユーザに実験であることの文脈を意識させてしまうため，一般アプリケーション公開型実験における利点である現実性を低下させてしまう可能性が高い．本論文における東名渋滞予報では，こちらの方法をとっていた．

# 第7章

## 結論

## 7.1 本論文の成果

本論文では、人間が日常生活の中において行動決定を行うフィードバックループを拡張するサイバネティックループを提案し、個人行動を自己改善する手法を構築した。行動を変容させる方法として、行動の事前判断過程、事後評価過程、あるいは両過程にシステムが介入する方法を考案した。

事前判断過程に介入する方法として、購買行動を対象として、未来の購買行動を予測提示する消費予報を構築した。これはライフログとしてレシートログ、シミュレーションとして周期性を利用した未来予測、行動誘発として未来予測提示を行う。実験を通して、多くのユーザが購買行動を変化させたことを確かめた。またソーシャルメディアを利用し、食事に対する他者の評価を操作してフィードバックすることで、期待同化現象を引き起こし、効果的に食習慣を自己改善させることに成功した。このシステムでは、事後評価過程を他者評価によって操作することで、食事満足度を変化させ、結果としてヘルシーな食事を摂るように行動改善を行った。事前判断、事後評価の両過程に介入するものとして、高速道路における運転行動に着目したシステムを構築した。このシステムではユーザに選択可能な未来予測を提示することで、事後評価の予測を知った上で事前判断を行うというモデルを用いている。

上記3つのシステムは、対象行動のフィードバックループの周期が短いものばかりであった。そこで、行動の評価が返るまで長い期間を要するものとして、タスク処理行動を対象として、長期目標に対する行動改善について調べた。ここでは周期の長いタスク処理行動を、1日あたりのタスク処理行動時間という短いタイムスケールの行動に分解することで、同様のサイバネティックループを構築できることを示した。

そして、以上の具体的サイバネティックループ実装をまとめ、制御論的サイバネティックループモデルの観点から整理した。その結果として、フィードバックループが高速であれば、予測精度が高くなくても、行動変容を引き起こせることがわかった。実際、本論文の実装では簡単な予測モデルを用いているが、効果がみられた。また、サイバネティックループをシステム設計に落とし込む構成法を導いた。具体的には、改善したい行動の選定から始まり、ループのスケールや、改善すべき行動が後悔によるものか満足によるものかといった性質から、行動誘発手法を変えてサイ

バネティックループを構成するフローを構築した。さらに、本研究を通して明らかとなった社会実験的な研究手法の課題と可能性について考察した。

以上の成果を通じて本論文では、人間の持つ認知的フィードバックループ過程をライフログ技術、シミュレーション技術、行動誘発技術を用いて拡張した「サイバネティックループ」を提案し、それを具体的に利用するシステムを実現したことで、これまで個別に扱われてきた技術課題をシステム設計論的課題に昇華することができたと考えている。

## 7.2 応用と展望

### 7.2.1 ソーシャルセンサとソーシャルアクチュエータ

本論文では、個人のライフログからシミュレーションを行い、フィードバックすることでアクチュエーションを行い、行動変容を誘発する手法を提案した。これを他者とのデータ共有、センシング、アクチュエーションに拡張し、個人の行動のみならず、大きな群の行動を変容させることが展望としてあげられる。すなわち、社会を制御するフィードバックループを構築するということである。この要素として、ソーシャルセンサおよびソーシャルアクチュエータという概念が考えられる。

ソーシャルセンサは、Twitterなどのソーシャルメディア上の情報から、実世界の情報をセンシングする手法をあらゆる言葉として提案されている [110]。例えば、SakakiらはTwitter上の投稿情報から地震の震源地を高精度で検出する手法を開発している [111]。GilbertとKarahaliosは、インターネット上のブログ記事の感情を推定することで、株価の上下変動を推定できることを示した [112]。また、筆者らもTwitterから交通情報を抽出する試みを行っている（付録A）。これらは先に提案されているソーシャルセンサの代表として良い例であるといえる。

一方、インターネット上のメディアのみならず、広く社会に存在する群集の発する情報からセンシングするという意味で、より広義のソーシャルセンサという概念があると筆者らは考えている。既存の社会システムには多くのセンサが存在する。高速道路を例にあげれば、交通量や速度などを測定するトラフィックカウンタが設置されている。しかしこれだけではなく、社会システムを利用している人々が生成するデータが存在しているはずである。社会システムのオフィシャルなセンサデー

タと利用者が生成するデータを合わせて、システムの状態をセンシングすることをソーシャルセンサと呼ぶことが適切であると考えられる。

一方、ソーシャルアクチュエーションはソーシャルセンサに対応する言葉として、筆者らが提案する概念である。本論文で述べたセンシング・解析・アクチュエーションのループを鑑みると、社会行動をセンシングするソーシャルセンサに対し、社会に対する行動誘発を行うソーシャルアクチュエーションという概念が適切であると考えられる。ソーシャルアクチュエーションは何らかの情報を群集に提供することで、群集行動を変容させる手法を指す。本論文における認知バイアス操作によるアクチュエーションを、多人数に拡張し、複数人ないし群集としての人の行動を制御することである。

近い概念として、MITのPentland率いるグループは、社会に対する定量的な現象を理解することを社会物理学 (Social Physics) と呼んでいる [113, 114]。彼らの社会物理学では、情報やアイデアの流れと人の行動との間における、数理的関係性を明らかにしようとするものである。社会物理学が社会の系における理学であるとするならば、ソーシャルセンサ、ソーシャルアクチュエータは社会の系における工学であるといえる。すなわちソーシャルアクチュエータは、社会における実用的かつダイナミックな行動誘発システムの構築を目指すものである。

本論文で述べた期待同化現象のみならず、人は社会的な関わりの中においてさまざまな心理学的影響を受ける。社会心理学分野においては、社会の中の個人としての心理や対人認知などの研究が行われている。例えば集団で意思決定を行う際、集団の中の個人の判断や行動が、よりリスクの高いものになったり (リスクシフト [115])、より無難なほうになったり (コーシャスシフト) する現象は集団極性化と呼ばれる。集団極性化はインターネット掲示板やSNS上でもしばしば発生し、多人数を巻き込んで炎上することがある (サイバークスケード [116])。このような現象は一般的に悪いものであると捉えられることが多いが、多数の人の意思や行動を変化させている点において、強力な行動誘発手法であるといえる。また商業活動においては、アフィリエイトに代表されるインセンティブ報酬方式による情報伝達促進手法が広く利用されている。インセンティブ報酬方式をSNSに適用する研究も進められており [117]、単純ながらも有効な行動誘発手法であるといえる。近年では、ゲームデザインにおけるさまざまな仕組みや方法論を、インセンティブ向上のために利用する

ゲーミフィケーションという概念も提唱されている [118]. ゲームにおいてユーザを夢中にさせるランキングやコレクション, クエストといったメカニズムをゲーム以外の領域に適用し, 人の行動を促すことに成功している事例は数多く存在する [119]. 集団や対人関係における心理学的効果を上手に利用することで, 社会的関係性の中での行動誘発を行えるのではないだろうか.

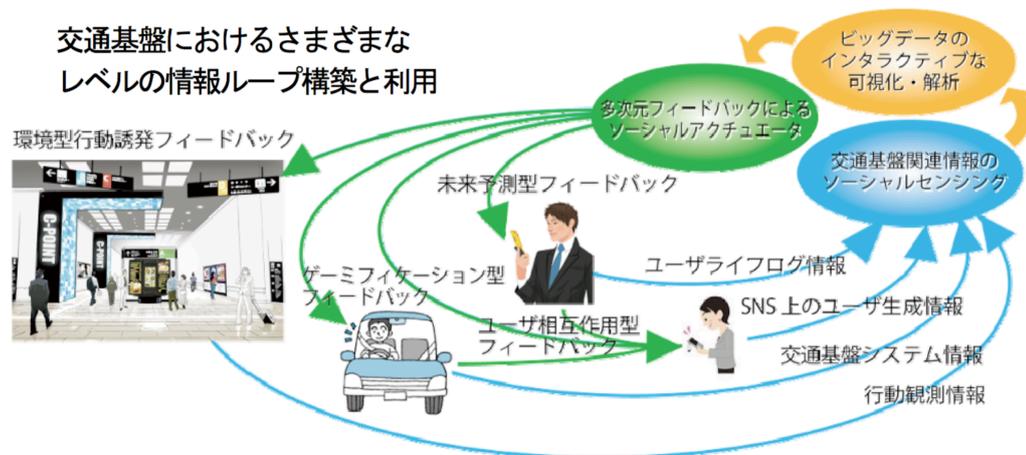


図 7.1: 交通基盤を例としたソーシャルセンサ, ソーシャルアクチュエータのループ [120]

ソーシャルセンサ, ソーシャルアクチュエータを要素とした社会規模のループを, 例えば高速道路や鉄道といった交通基盤に対して適用すると図 7.1 のようになる. ユーザ, 情報システム, インフラの 3 者間に交通に関連したビッグデータのリアルタイムフィードバックループを構成しており, 災害の迅速な検知や交通流の最適化などが可能となる. このように, サイバネティックループによる個人のフィードバックループを, ソーシャルセンサ, ソーシャルアクチュエータによる社会規模のフィードバックループに昇華することで, 情報主導型の社会システム制御を実現できると考えられる.

## 7.2.2 行動改善のための情報操作

4.3 節で述べた Yumlog では, ソーシャルメディア上の他者の意見をシステムが操作して食事者に伝えている. システムが公式に行っている操作とはいえ, これは一

種の情報改ざんであるにとらえることもできる。このようなシステム側の情報操作には倫理的問題が含まれる。

2014年、Facebook社が *Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks* と題された論文を公開した [121]。これは約69万人の英語圏ユーザに対し、ニュースフィードに現れる投稿のうちポジティブあるいはネガティブなものの配分を操作し、それによって当該ユーザの投稿の感情に影響を与えられるかを調査したものである。結果として、Facebook上において情動感染が存在し、ポジティブなフィード表示のユーザの投稿にはポジティブな単語が多く含まれ、逆にネガティブな表示のユーザの投稿にはネガティブな単語が増えることが確認された。研究者らは、この実験はFacebookの「データの使用に関するポリシー」[122]に則っているとしており、また共同執筆者の大学内倫理審査委員会にも通過している。しかし、この研究はインターネット上で物議を醸し、Electronic Privacy Information Center (EPIC) は、故意にユーザの心理を動揺させたとして、米連邦取引委員会に苦情を申請した。

Facebookの例では法規制的には問題なかったが、ユーザ視点では周知は十分に行われておらず、欺瞞的行為を働かれたと見えてもおかしくない。近年ではこうした倫理的問題やプライバシーに関わる問題が頻繁に扱われるようになってきている。しかし、情報システムが情報伝達の途中で情報を操作することが、あらゆる場合において悪であるとは限らない。偽の情報を適切に用いることで、物事を良い方向に進められる場合もある。

有効成分の入っていない偽薬によって症状に改善効果があらわれるプラセボ効果（偽薬効果）という現象がある [123]。限定的ではあるものの、不眠や下痢には効果があるといわれている。中村らはプラセボ効果を利用して、虚偽の心拍数を提示することで緊張を緩和させるなど、ユーザの実際の心拍数を制御する健康支援システムを開発している [124]。また、吉田らは表情を変形して映す鏡を開発し、表情変形フィードバックにより感情が喚起されること [125] や、選考判断に影響を与えられること [126] を確認している。

これらはいずれも情報を意図的に操作してフィードバックしているが、その目的はユーザの利益のためである。Yumlogも健康的な食習慣を実現するために情報操作を導入した。心理学的効果には、Yumlogで利用している期待同化のように、ユーザ

がその効果を知っていたとしても有効に働くものがある。一方でユーザに与える不利益のほうが多い場合もあるだろう。ユーザの享受する利益や倫理的問題のトレードオフを考慮して適切な情報操作を加えることは、情報は常に正しく伝達されることが善とされる旧来の情報学から一步前進し、さらに人類の幸福を高める技術となりうると筆者は考える。

## 付 録 A

# ソーシャルメディアを用いた 交通情報センシング

Twitter や Facebook といったソーシャル・ネットワーキング・サービス (SNS) が普及し、人々は自身や周囲の情報をインターネット上に積極的にアップロードするようになり、リアルタイム性の高い膨大な情報がえられるようになった。本研究項目では、それら SNS 上の情報と高速道路情報の関係性を調べ、有効活用することを目指す。例えば、既存センサではわかりづらい渋滞原因を SNS 情報から抽出する (図 A.1)、地方におけるイベントを SNS 情報から予め知ることにより渋滞を予測する、といったことが考えられる。



図 A.1: SNS を利用した交通情報の取得

Blog や Twitter, Facebook といったものはソーシャルメディアと呼ばれる。それらソーシャルメディアに流れる情報から、世論や商品の評判情報、スポーツイベントなどを検出することはソーシャルセンサと呼ばれ、近年注目されている [110]。特に Twitter を利用した研究では、選挙や世論といったイベントだけでなく、自然災害などのリアルタイムイベントを対象としている研究が多い。例えば Sakaki らは、Twitter から地震の震源地を検出し、地図上に提示することを実現している [111]。また Aramaki らは、Twitter からインフルエンザに関連するものを抽出する手法を提案している [127]。さらにその研究成果を応用し、ソーシャルメディア上の風邪の広がりを見視化したり、天気予報と組み合わせた風邪の話題度を予測してくれる Web サイト「カゼミルプラス」が提供されている [128]。

同様に、高速道路上における渋滞などのイベント検出・分析についても、ソーシャルセンサが利用可能ではないかと考えた。

## A.1 ソーシャルメディア上の交通関連情報抽出

### A.1.1 Twitter ストリームのクローリング

前節で、Twitter の提供するトレンド API が交通情報解析に不十分であることがわかった。そこで、Twitter のストリーミング API を利用して、独自に言語処理を加えるため、Twitter ストリームから名詞句を抽出し、データベースに記録するクローリングシステムを構築した。



図 A.2: Twitter ストリームのクローリング

図 A.2 は、構築したシステムのクローリングの流れを示したものである。Twitter のストリーミング API の一つである sample を使って、全ツイートの 1% のストリームを取得する。これは、全ツイートのストリーム取得は特定の団体しか許可されていないため、一般ユーザとして使用できる API としては、最も多くのツイートをリアルタイムに取得できる手段である。取得したツイートに MeCab による形態素解析を行い、その中から名詞句のみを抽出する。形態素解析に用いる日本語辞書としては、IPA 辞書と Wikipedia 辞書を組み合わせたものを使用した。そして、抽出した単語を MySQL データベースに保存していく。

表 A.1 は、ツイートの名詞句抽出の例である。左列が元のツイート内容であり、右列が抽出された名詞句を示している。表 A.1 に示したツイートはどれも交通関連のものであるが、ツイート中の「渋滞、バス、第二東名高速道路、高速道路、松山道」といった交通関連の単語が抽出できていることがわかる。

表 A.1: 形態素解析によるツイートからの名詞句の抽出

ツイート	名詞句
雨の日は渋滞するから渋谷駅までバスで行くときは手前のバス停で降りた方が早いのかー。500m 位に 30 分かかりよった	雨, 日, 渋滞, 渋谷駅, バス, とき, 手前, バス停, 方, の, -, 500, 位, 30, 分
結局まだ第二東名高速道路を走っていないので、夏には利用したい	結局, 第二東名高速道路, 夏, 利用
そういやこないだ、高速道路の真ん中にみかん落ちてたんですよ。潰れた様子も無く、わりと行儀良く。因みに松山道での話です。そんなにみかんを主張したいか。4時です	こないだ, 高速道路, 真ん中, みかん, ん, 様子, わり, 行儀, 松山道, 話, みかん, 主張, 4, 時

### A.1.2 道路交通関連ツイートの抽出

Twitter のようなソーシャルメディアから交通関連情報を抽出する手法として、最も単純なものは交通関連のキーワードで検索を行うことである。既に前年度に、「渋滞」や「東名」といったキーワードで、Twitter API を用いてクローリングを行い、どの程度収集可能か、時間分布はどのようであるか、また、位置情報を含むものがどの程度存在するかを調べた。しかし、交通関連のキーワードを用いた検索を行ったとしても、検索結果のツイートが有用な道路交通関連情報を含んでいるとは限らない。そこで本節では、交通情報に関するキーワードを用いてクローリングしたツイート群から、機械学習を用いて有用な道路交通関連情報を含むツイートのみを自動的に抽出することを試みる。学習およびテストに用いるデータセットとして、2013 年 3 月 1～31 日の間、Twitter REST API の GET search/tweets API を用いて、「渋滞」というキーワードで 3 分間ごとに検索を行い、データベースに格納することでクローリングを行った。クローリングにより収集したツイートは全 79,249 件であった。このツイート群から無作為に 1,000 件を選び、それらについて手動で正誤判定を付加した。正誤判定の基準は次の通りである。

- 自動車道に関する渋滞情報である。
- 現在（ツイート投稿時）の渋滞情報をあらわしている。

これは、ツイートには自動車道以外の渋滞も含まれているためである。さらに、投稿時ではなく、過去の渋滞情報をあらわすものや、一般的な渋滞に関する知見を示したものなどが存在するため、それらを除去するためである。

表 A.2: クローリングしたツイートの分類

現在（投稿時）の自動車道の渋滞情報	41.9%
過去の自動車道の渋滞情報	13.9%

表 A.2 は、1,000 件のツイート中、自動車道の渋滞情報で現在のものと過去のものがどの程度含まれるかを調べたものである。投稿時の渋滞情報は半数近くあり、自動的に抽出することができれば、リアルタイムな渋滞情報提供に活用可能であると考えられる。Support Vector Machines (SVM) を用いてツイートの分類を行った。特徴量として、Sakaki らの地震判定手法 [111] を参考とし、以下のものをあげた。

- A. 統計特徴量：本文文字数，キーワード位置
- B. 単語特徴量：本文の Bag-of-Words
- C. 文脈特徴量：キーワード前後の要素の Bag-of-Words

これらの特徴量，およびそれを組み合わせたものを SVM への入力として用いる。特徴量 B，特徴量 C においては、日本語の形態素解析エンジンである MeCab (v0.996) [129] を用いた。また、Twitter では口語に近い単語が多く含まれるため、形態素解析に用いる辞書として、NAIST 日本語辞書 (v0.6.3b) [130] にはてなキーワード一覧 [131] と Wikipedia 日本語タイトルデータベース [132] を組み合わせたものを利用した。

表 A.3: 交差検定による識別制度の評価

特徴量	平均正解率 [%]	標準偏差 [%]
A	73.5	1.38
B	76.7	1.54
C	64.4	0.68
All	74.6	1.88

表 A.4: 各特徴量における適合率, 再現率, F 値

特徴量	適合率 [%]	再現率 [%]	F 値 [%]
A	72	72	71
B	79	79	79
C	63	64	60
All	79	80	79

SVM のパラメータとして, RBF カーネル,  $C$  は 1000,  $\gamma$  は 0.001 とした. これらのパラメータは特徴量 All に対してグリッドサーチを行い決定した. 表 A.3 は, 1,000 件のデータセットに対して 5 分割交差検定を行って識別器の性能を調べたものである. また表 A.4 は, 1,000 件のデータセット中 800 件を学習データ, 200 件をテストデータとして, 適合率, 再現率, F 値を調べたものである.

表 A.3 から, 特徴量 A, B に比べ, 特徴量 C の正解率が低いことがわかる. 表 A.4 においても同様である. 「渋滞」キーワードを含むツイートでは, キーワード前後の文脈ではあまり精度良く分類できないことがわかった. 全体として, およそ 75% の識別率となった.

特徴量 A は意味論を含まないが, ある程度の識別精度を持っている. 図 A.3 は, データセットの正解ツイート群と不正解ツイート群のそれぞれについて, 特徴量 A である本文文字数とキーワード位置の分布を示したものである. 図 A.3 から, 現在の渋滞を示すツイートは, 本文文字数が少ない傾向があることがわかる. 実際, 「渋滞なう」のように, 非常に短いツイートで現在遭遇している渋滞を投稿することが多かった. 現在の様子を投稿する際, それについて細かい情報までも付加しないことが多いことがわかる.

本研究から, ツイートの文字数, キーワード位置, 本文全体の Bag-of-Words が特徴量として有用であることがわかった. しかし, 識別率は約 7~8 割に留まっており, 改善の余地があると考えられる. 改善手法として, 形態素解析に用いる辞書の最適化や, 異なる学習モデルを用いることなどがあげられる. また, 今回特徴量選択に参考とした既存研究では地震を対象としており, Twitter におけるユーザ反応のモデルが渋滞とは異なる可能性がある. 道路交通に関連するツイートについて詳しく調査し, より有用な特徴量を選出することが必要である.

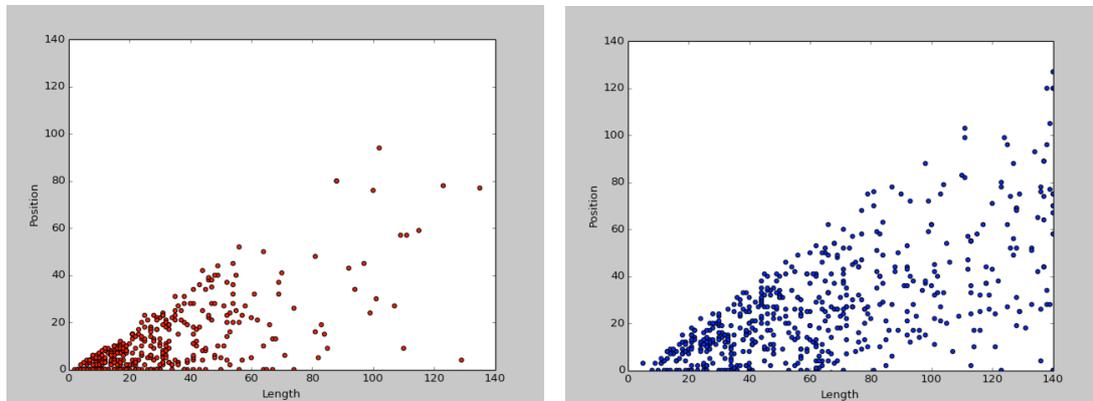


図 A.3: 正誤ツイート群の本文文字数, キーワード位置の分布: (左) 現在の自動車の渋滞情報を含むツイート ( $n = 419$ ), (右) それ以外のツイート ( $n = 581$ )

## A.2 ソーシャルメディアを用いた渋滞外因推定

交通集中渋滞にはさまざまな渋滞が含まれ, サグ部の速度低下による渋滞, 低速車による渋滞, イベントにともなう交通量増加による渋滞などがある. その中でイベントにともなう交通量増加による渋滞は, 渋滞の原因が高速道路の外側にあるため, 高速道路管理者がそれを把握しづらい. 例えば, 夏期の花火大会や陸上自衛隊の富士総合火力演習などは, ほぼ確実に高速道路に渋滞を引き起こす.

Twitter などのリアルタイム投稿型のソーシャルメディアでは, こういった大規模なイベントについて頻繁に投稿されることが多い. 高速道路の渋滞データとソーシャルメディア上のイベントに関する投稿のバーストを組み合わせることで, 高速道路渋滞の外部要因を推定できると考えた. また, これが可能となれば, 高速道路管理者の提供している渋滞予測ガイドに活用可能するなど, 交通需要の分散を図れるようになる.

### A.2.1 Twitter を利用した渋滞外因推定 1

#### 高速道路交通情報

本研究では, NEXCO 中日本から東名高速道路のトラフィックカウンタ (トラカン) のデータ提供を受けた. 東京インターチェンジ (IC) から豊川 IC までの全トラカンについて, 2008 年から 2013 年の 5 年間分, 5 分ごとのデータであった. 提供

データにはさまざまな情報が含まれるが、今回利用したのは代表トラカンの平均速度である。トラカンはおよそ1kmごとに設置されているが、そのうち代表トラカンは各IC間を代表する1つのトラカンを指し、東名高速道路上において上下線ともに28個存在する。各代表トラカンについて1時間ごとの平均速度を計算し、時系列データとして扱う。

### Twitterのトレンドワードの収集

イベントはさまざまに存在するため、予め特定の単語を選択してTwitterをクロールリングすることはできない。そこで、TwitterのストリーミングAPIを利用し、投稿内容に依らずあらゆるツイートの収集を行う。Twitterのデータ流量は膨大なため、実際には、全投稿の1%のストリームを取得可能なsample APIを用いて、その中でさらに日本語投稿のみを抽出してデータベースに保存した。データベースにはMongoDBを採用し、APIからえられたJSON形式のレスポンスをそのままMongoDBに保存するようにした。プログラムは、Amazon Web Services (AWS)のAmazon Elastic Compute Cloud (Amazon EC2)上にて実行した。2013年8月17日から28日にかけてツイートの収集を行ったところ、58,529,292件のツイートを集めることができた。

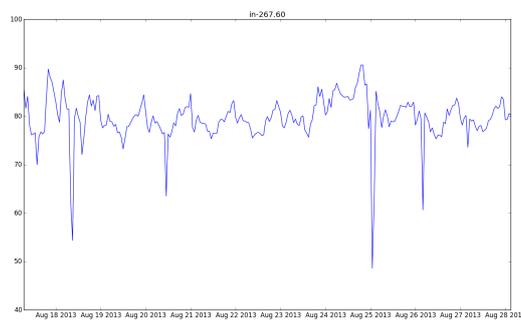
前処理として、これらのツイートに自然言語処理を施し、単語ごとの時系列出現頻度を求める。まず、ツイートに日本語が含まれるもののみをフィルタリングし、各ツイートに対して形態素解析を行い、単語に分割する。そして各単語の登場頻度を計算する。この際、同一ツイートに同じ単語が複数含まれる場合でも、その単語の出現は1回として数える。これにより、出現単語ごとに登場ツイート数がわかる。

なお、日本語の形態素解析エンジンであるMeCab (v0.996)を用いた。Twitterでは口語に近い単語が多く含まれるため、形態素解析に用いる辞書として、NAIST日本語辞書 (v0.6.3b) [130] にはてなキーワード一覧 [131] と Wikipedia 日本語タイトルデータベース [132] を組み合わせたものを利用した。

全出現単語数は68,443個であった。このうち出現頻度が10ツイートを超えるもの、かつ2文字以上の単語のみをフィルタリングして、12,575単語を選択した。そして、これらの単語について1時間ごとに出現頻度を計算して、各単語についての時系列出現頻度遷移を求めた。

## 交通情報とツイートの時系列相関分析

この平均速度の時系列データとツイートの時系列データの相関分析を行うことで、渋滞の原因となっているイベントに関連する単語がえられると考えた。つまり、平均速度が低下しているときに、出現頻度が高くなっている単語を見つけられればよい。すなわち、負の相関が大きい単語を抽出すればよいということになる。



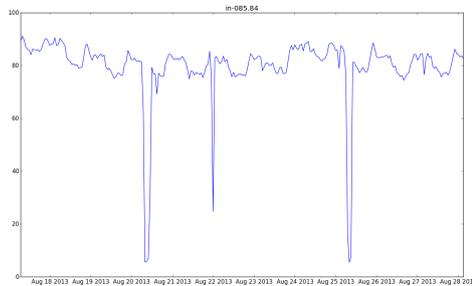
単語	相関係数	単語	相関係数
gua	-0.48	更新	-0.43
cf	-0.48	火力	-0.43
ngu	-0.48	カラー	-0.43
総合	-0.46	叶える	-0.42
uar	-0.45	演習	-0.42
van	-0.45	eet	-0.42
爆発	-0.44		
h8	-0.43		
子供	-0.43		

図 A.4: 上り 267.6KP 地点の速度変化 (左図) と負の相関が強い単語 (右表)

東名高速道路上り線 267.6KP 地点の速度変化を示したものが図 A.4 であり、ツイート時系列データとの相関分析を行い、負の相関が大きい単語を示したものが表 3-1 である。収集期間においては、2013 年 8 月 25 日に静岡県御殿場市において富士総合火力演習が行われていた。図 A.4 左では 8 月 25 日に大きく速度が低下しているのがわかる。図 A.4 右において赤字で示した単語は、富士総合火力演習に関連した単語であり、強い負の相関があらわれている。この結果から 8 月 25 日の渋滞は、富士総合火力演習によるものだとツイートから検出可能であることが示唆された。

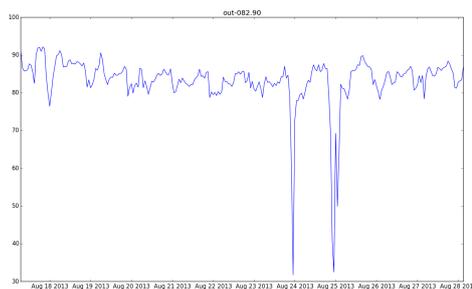
図 A.5 は、上り線 85.84KP 地点の速度変化と負の相関が強い単語を示したものである。267.6KP 地点と同様、8 月 25 日に速度低下がみられるが、富士総合火力演習に関連する単語は上位にあらわれていない。実際、「総合」、「火力」、「演習」といった単語の相関係数は非常に小さいものであった。よくみると図 A.5 における 8 月 25 日の速度低下は、図 A.4 と時刻にずれがあり、そのために検出できなかったと考えられる。

図 A.6 は、東名高速道路下り線 82.9KP 地点の結果を示したものである。「プリキュア」のようにテレビ番組に関する単語が検出されている。テレビ番組は 1 週間に 1



単語	相関係数	単語	相関係数
メンヘ ラ	-0.49	残す	-0.34
bio	-0.45	アン ケート	-0.34
ふええ	-0.39	bag	-0.33
vz	-0.38	女装	-0.32
ミク	-0.37	お迎え	-0.32
職業	-0.36		
登校	-0.35	総合	-0.025
stata	-0.35	火力	-0.046
すっぴ ん	-0.35	演習	-0.048

図 A.5: 上り 85.84KP 地点の速度変化 (左図) と負の相関が強い単語 (右表)



単語	相関係数	単語	相関係数
プリ キュア	-0.59	zoey	-0.47
precure	-0.57	晴れる	-0.45
rec	-0.56	pagi	-0.45
cure	-0.55	晴れ	-0.44
cur	-0.54	pr	-0.43
pre	-0.54		
大雨	-0.52	総合	-0.14
cu	-0.52	火力	-0.12
天気	-0.50	演習	-0.18

図 A.6: 上り 85.84KP 地点の速度変化 (左図) と負の相関が強い単語 (右表)

度放送されるものが多く、今回の1週間程度の収集期間では、たまたま同時刻に渋滞が発生していると検出されてしまうと考えられる。

### A.2.2 Twitter を利用した渋滞外因推定 2

前節で収集したデータは期間が1週間程度であり、1週間に1度放送されるテレビ番組のようなイベントが検出されてしまっていた。そこで、あらためてより長期間に渡りツイートの収集を行った。

## 高速道路交通情報

3.1と同様、NEXCO 中日本から提供されたトラカンデータを解析し、代表トラカنگごとに1時間あたりの走行車線の平均速度を求めた。図3-9は、走行車線における1時間あたりの平均速度の時系列変化をプロットしたものである。左図が東名高速道路上り線61.59KP地点、右図が上り線253.18KP地点のものである。期間はツイート収集期間より短く、2014年12月19日から2015年1月31日とした。期間中に正月が含まれるため、帰省ラッシュやUターンラッシュ、初詣等を原因とした渋滞が2015年1月1日付近に発生していたことがわかる。

## Twitterのトレンドワードの収集

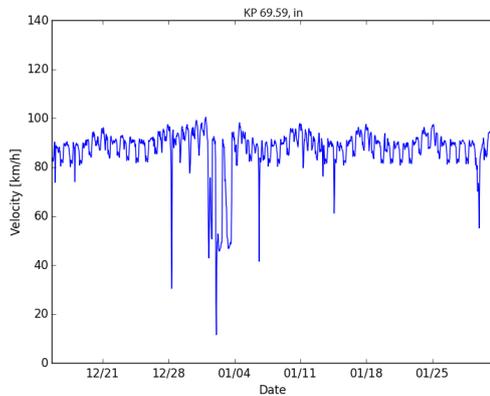
3.1と同様の方法を用いて、再度ツイートの収集を行った。収集期間は2014年12月17日から2015年2月9日であった。データ量の削減のため、今回はクローリング時において本文に日本語が含まれるツイートのみをフィルタリングし、保存するようにした。えられたツイートは13,002,254件であり、DBサイズは73.9GBであった。

1回目同様に形態素解析による単語出現頻度の計算を行った。全出現単語数は35,100個であり、このうち出現頻度が10ツイートを超えるもの、かつ2文字以上の単語のみをフィルタリングして、5,514単語を選択した。前回よりも収集期間が長いにも関わらず単語数が少ないのは、クローリング時に日本語のみをフィルタリングしたためである。これらの単語について1時間ごとに出現頻度を計算して、各単語についての時系列出現頻度遷移を求めた。

図3-8は、「寝る」という単語が含まれるツイートの、1時間あたりの出現数を時系列でプロットしたものである。「寝る」という単語は夜に多くツイートされると考えられるため、1日ごとの周期で多くあらわれることがわかる。12月27日から30日および1月7日に出現頻度が0件になっているのは、クローリングを行っていたAWSのハードウェア問題により収集できなかったためである。しかし、相関分析を行う上では大きく問題にはならないと考え、このままのデータを利用することとした。

## 交通情報とツイートの時系列相関分析

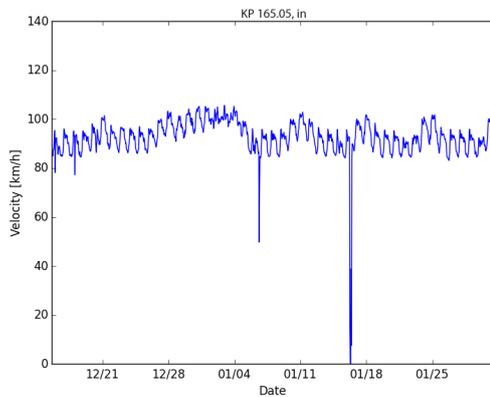
図A.7は東名高速道路上り線69.59KP地点において、実験期間中の速度変化と負



単語	相関係数	単語	相関係数
test	-0.48	年賀状	-0.31
tes	-0.45	思わず	-0.30
おみくじ	-0.40	ランキング	-0.30
初詣	-0.39	正月	-0.29
実家	-0.38	もる	-0.29
両親	-0.35	低い	-0.28
福袋	-0.34	お年玉	-0.28
積もる	-0.32	モンハン	-0.28
マジック	-0.32	すべて	-0.28

図 A.7: 上り 69.59KP 地点の速度変化 (左図) と負の相関が強い単語 (右表)

の相関が強い単語を示したものである。図 A.7 右をみると、「おみくじ」や「初詣」等の正月に関連する単語が多く出現しており、1月1日前後の渋滞をよくあらわしていると考えられる。



単語	相関係数	単語	相関係数
はじめ	-0.40	強い	-0.26
て	-0.37	明日	-0.26
hanson	-0.33	性的	-0.26
羨ましい	-0.31	おやすみ	-0.26
icas	-0.31	d7	-0.26
hicas	-0.29	興奮	-0.26
バトル	-0.28	さわる	-0.26
さっそく	-0.27	テスト	-0.25
b0	-0.27	気弱	-0.25
バスト	-0.27		

図 A.8: 上り 165.05KP 地点の速度変化 (左図) と負の相関が強い単語 (右表)

上り線 165.05KP 地点では、1月6日および17日付近に渋滞が発生していた (図 A.8 左)。しかし、負の相関係数上位の単語には特に渋滞に関連したイベントは見受けられなかった (図 A.8 右)。1月17・18日は大学入試センター試験が開催されており、その影響による渋滞かと予想されたが、検出はされなかった。実際、大学

入試センター試験は自宅付近の会場で開催されるため、高速道路の交通には大きく影響していなかったと考えられる。

### A.3 まとめ

Twitter の投稿の時系列データと東名高速道路の走行速度の時系列データとの相関分析を行うことにより、渋滞の外因となるイベントの検出を試みた。結果として、富士総合火力演習や正月といった渋滞外因に関連する単語を検出することができた。

一方で、「寝る」や「おやすみ」といった1日周期の単語が上位に出現することがあった。これは、定期的な自然渋滞は交通量の多い昼間に発生することが多いため、夜に出現頻度が高くなる単語との負の相関が高くなるためである。また、「プリキュア」のように1週間ごとに放映されるテレビ番組が検出される場合もあった。これらの周期的なイベントは、相関分析ではなく、バースト検出や異常点検出の手法を利用することで除外できると考えられる。また、移動平均やフーリエ変換による高周波成分の除去によっても除外できると思われる。

加えて、今回は純粹に速度情報だけを用いたため、事故渋滞等の内因性の渋滞に対しても適用されてしまう。すなわち、事故が起きたときにたまたま Twitter 上で話題になっていたイベントが検出されてしまう。これは高速道路管理会社が持つ事故情報データを用いて除外することができると考えられる。

# 謝辭

本論文は筆者が東京大学大学院学際情報学府に在学中、東京大学大学院学際情報学府廣瀬通孝教授の御指導のもとで行なった研究をまとめたものです。東京大学大学院情報理工学系研究科廣瀬・鳴海・谷川研究室の非常に多くの方々にご協力していただいたおかげで、本論文をまとめることができました。この場をお借りして御礼申し上げます。

先生方には、日頃の指導や研究会でのアドバイスを通じて研究方針や具体的な方向性まで、非常に的確な御指導をいただきました。特に教授の廣瀬通孝先生には、研究の方針のアドバイスからアイデア提供、さらには研究とは何であるかといった話など、さまざまな面で貴重な助言をいただきました。廣瀬通孝先生は深い洞察と広い見識を有しており、研究以外の会話の中でも、多くの気づきをもたらしていただきました。学部3年生のゼミに始まり、4年生の卒業論文、修士課程、博士課程と6年以上に渡る研究室生活は、学ぶところの多い非常にえがたい時間でした。ここに深く感謝し、重ねて御礼申し上げます。

特任准教授の谷川智洋先生には、研究をする上での考え方などを教えていただきました。筆者も所属していたライフロググループにおいては、毎週のグループミーティングに参加していただき、詳細な部分まで含んだ丁寧な指導をしていただきました。また、多くの貴重な蔵書を拝見させていただき、研究関係のみならず色々な知識をえることができました。ここに御礼申し上げます。

講師の鳴海拓志先生には、具体的なアドバイスを多くいただき、研究のアイデアからさまざまな技術的サポートまで大変お世話になりました。研究室においては隣の席であったため、日常的に談話をするなど、気晴らしに付きあっていただきました。本論文の執筆に際しても、論文の書き方やまとめ方などを教えていただきました。

筆者の所属する研究室の元助教であり、現在は株式会社テンクーの代表取締役社長である西村邦洋さんには、筆者が学部生のときからお世話になっており、研究に関して多大なる助言をいただきました。

技官の中垣好之さんには、研究に必要な機材の購入手続きをしていただくなど、色々なサポートをしていただきました。秘書の英育子さん、勝村富貴さんには、研究に専念できる環境作りに関して、大変お世話になりました。本当に感謝しております。

特任講師の檜山敦先生、特任助教の三浦貴大先生は、主に高齢者クラウドプロ

ジェクトを担当しており、深く意見をかわす機会はあまりありませんでしたが、研究会など研究室関係者が一同に介する場において、筆者とは異なる観点から色々なアドバイスをいただきました。

研究員の櫻井翔さん、佐藤宗彦さんは、筆者が博士課程在学中に博士号を取得されており、本論文の執筆や博士論文審査に関する手続きや暗黙的マナーなどを教えていただきました。また、おふたりの博士論文の書き方は、本論文を執筆する上で大いに参考にさせていただきました。

この春、博士課程を卒業した伴祐樹さん、博士課程3年の堀紫さん、仲野潤一さん、徳田雄嵩さん、石原辰也さん、三ヶ尻陽一さん、山田啓己さん、吉田成朗さん、博士課程1年の横山正典さんには、研究会他を通して貴重なアドバイスをいただきました。本当にありがとうございました。

修士2年の有田祥馬くん、泉田晋佑くん、岩崎翔くん、小川奈美さん、木下由貴さん、徳茂宏之くん、藤縄英佑くん、伏見遼平くん、尾宇人くん、野元彰くん、大澤壮平くん、榊原佑太くん、鈴木啓太くんには、論文投稿、学会発表、展示、就職活動や授業と忙しい中、研究室内外におけるプロジェクトや雑事で多くの協力をしていただきました。

修士1年の姉川将之くん、青木大樹くん、林泉さん、松本啓吾くん、三田涼介くん、野見山真人くん、田上翔一くんには、学部4年時における卒業研究・論文執筆で忙しい中、研究室において話し相手となって頂き精神的に大きく助けられました。三田涼介くんと野見山真人くんは、同じライフロググループに所属しており、筆者から卒業研究の指導を行う一方で、2人からは自由な発想による意見をたびたびえることができ、本論文の執筆にも良い影響を与えていただきました。姉川将之くん、青木大樹くんとは一緒にテレビゲームをプレイすることが多く、気分のリフレッシュになりました。本当にありがとうございました。

また、すでに卒業し、就職した、小川恭平くん、田村洋人くん、諏訪恭平くん、藤井達也くん、中里直人くん、寺下翔太くん、橋渡里仁くん、岡田直弥くんには、筆者が学部から博士課程にいる間、同じ研究室の仲間として過ごす中で、特に助けられました。彼らは同じライフロググループに所属するメンバーとして、互いに協力し合って研究生活を送ることができました。寺下くんの開発した「WillDo」というiPhoneアプリケーションは、タスク・余暇・睡眠といった生活行動を記録し可視化

されるため、常にプレッシャーを感じながら良い研究生活を送ることができました。

本研究の一部は、NTT レゾナント株式会社との共同研究の一貫として行われました。NTT レゾナントの梶村季弘さん、澤村正樹さん、林俊之さん、関口亮一さん、吉野祥之さんには、度重なるミーティングにおいて、研究の方向性や方法論について教示、議論していただき、大変感謝しています。皆様の貴重なアドバイスがなければ、本論文は完成しなかったと言っても過言ではありません。多忙な中、何度も足を運んでいただき、本当にありがとうございました。

本研究の一部は、独立行政法人科学技術振興機構（JST）の戦略的創造研究推進事業「CREST」における研究領域「共生社会に向けた人間調和型情報技術の構築」の研究課題「“食”に関わるライフログ共有技術基盤」において行われたものです。プロジェクトメンバーの方々には、度重なる色々なアドバイスや展示の機会などを頂きました。特に、プロジェクトの代表者であり、筆者の副指導教員を引き受けてくださった相澤清晴先生には、さまざまな機会においてアドバイスや賛辞を頂き、大変感謝しております。プロジェクトの一員であり FoodLog サービスを運営している株式会社 foo.log、および Table For Two 活動を展開している NPO 法人 Table For Two の皆様には、Yumlog の社会実験を行う上で多大なるご協力をしていただき、感謝の言葉もありません。

本研究の一部は、中日本高速道路株式会社（NEXCO 中日本）との共同研究の一貫として行われました。NEXCO 中日本の東晋一郎様、小林寛様、前田武頼様には度重なるミーティングにおいて色々なアドバイスをいただき、さらに実験を進める上での調整等を行ってくださいました。また、親松健様にはリアルタイムの交通情報データを取得するための技術的なサポートを行って頂きました。ありがとうございました。

そして、本博士論文の審査員を努めていただいた廣瀬通孝教授（主査）、相澤清晴教授、池上高志教授、苗村研教授、谷川智洋准教授には、予備審査・本審査を通して、厳しくも適切な意見を多数提供していただき、本論文の質を著しく高める一助となりました。特に池上高志教授には、本論文の題目にも登場し、要となる概念であるサイバネティックループについて個人的に議論する機会を設けていただくなど、論文構成に最も大きな影響を与えてくださいました。筆者の拙い論文を充実させることができたこと、審査員の先生方に、心より感謝申し上げます。

また、ここに名前を記載するのは控えますが、システムの評価実験にご協力頂いた皆様には大変感謝しております。皆様のおかげで、本論文の内容をより充実させることができました。実験初期ではシステムがまだ実使用には不安定であり、改良のために訪れさせて頂くことが多々あり、ご迷惑をおかけしました。

その他、先生方、家族、友人、実験や展示においてシステムを利用していただいた方々など、ここに書ききれない多くの方々のご助言やご指導、ご協力により、本論文を書きあげることができました。この場を借りて、深く御礼申し上げます。なお、本研究の一部は、JST CREST 「“食”に関わるライフログ共有技術基盤」、日本学術振興会特別研究員奨励費の支援を受けて行われました。最後にもう一度、研究室・プロジェクトの関係者、および実験に協力して下さった皆様に感謝して謝辞といたします。

2016年5月11日 竹内俊貴

## 参考文献

- [1] 相澤清晴. 体験の情報処理: ライフログの取得と処理 (ユビキタスコンピューティングのためのパターン認識・理解). 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 103, No. 738, pp. 1–9, 2004.
- [2] V. Bush. As We May Think. *Atlantic Monthly*, Vol. 176, No. 1, pp. 641–649, 1945.
- [3] J. Gemmell. MyLifeBits: A Personal Database for Everything. *Communications of the ACM*, Vol. 49, No. 1, pp. 88–95, 2006.
- [4] G. Bell and J. Gemmell. *Total Recall: How the E-Memory Revolution Will Change Everything*. Penguin Group (USA) Inc., 2009.
- [5] Vicon Motion Systems. ViconRevue. <http://viconrevue.com/>.
- [6] K. Aizawa, G.C. de Silva, M. Ogawa, and Y. Sato. Food log by snapping and processing images. In *2010 16th International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM)*, pp. 71–74, 2010.
- [7] FoodLog, 2014. <http://www.foodlog.jp>.
- [8] Michelle C. Carter, V. J. Burley, C. Nykjaer, and J. E. Cade. ‘My Meal Mate’ (MMM): validation of the diet measures captured on a smartphone application to facilitate weight loss. *British Journal of Nutrition*, Vol. 109, pp. 539–546, 2013.
- [9] Frances E. Thompson, Amy F. Subar, Catherine M. Loria, Jill L. Reedy, and Tom Baranowski. Need for Technological Innovation in Dietary Assessment. *Journal of the American Dietetic Association*, Vol. 110, No. 1, pp. 48–51, 2010.
- [10] 早川幹, 大久保教夫, 脇坂義博. ビジネス顕微鏡: 実用的人間行動計測システムの開発 (ヒューマンコンピュータインタラクション, <特集>システム開発論文). 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 96, No. 10, pp. 2359–2370, 2013.

- [11] H. J. Wilson. *Wearables in the workplace*, pp. 23–25. Harvard Business Review, 2013.
- [12] J. Watanabe, M. Fujita, K. Yano, H. Kanesaka, and T. Hasegawa. Resting time activeness determines team performance in call centers. In *2012 International Conference on Social Informatics (SocialInformatics)*, pp. 26–31, 2012.
- [13] 森脇紀彦, 大久保教夫, 早川幹, 佐藤信夫, 福間晋一, 矢野和男, 小野貴司, 妹尾大. 人間行動ビッグデータを活用した店舗業績向上要因の発見 (<特集>ビッグデータと統計学). 日本統計学会誌. シリーズ J, Vol. 43, No. 1, pp. 69–83, 2013.
- [14] SAS Institute Inc. Big Data Meets Big Data Analytics - Three Key Technologies for Extracting Real-Time Business Value from the Big Data That Threatens to Overwhelm Traditional Computing Architectures. Technical report, SAS Institute Inc., 2013.
- [15] 総務省. 情報通信白書. 総務省, 2012.
- [16] Donella H. Meadows, Dennis L. Meadows, Jorgen Randers, and William W. Behrens. *The Limits to Growth*. Universe Books, 1972.
- [17] V. Bjerknes. Das Problem der Wettervorhersage, betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik. *Meteor. Z*, Vol. 21, pp. 1–7, 1904.
- [18] 新田尚. 1. 数値予報の歴史 : 数値予報開始 50 周年を迎えて (2009 年度春季大会公開気象講演会「数値予報の過去・現在・未来-数値予報現業運用開始 50 周年記念-」の報告). 天気, Vol. 56, No. 11, pp. 894–900, 2009.
- [19] 山崎敏夫. ナビゲーションシステム体系と今後の展開 (<小特集>高度道路交通システム (ITS) と AI) . 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 2, pp. 226–233, 2000.
- [20] Bruce Golden. Technical Note—Shortest-Path Algorithms: A Comparison. *Operations Research*, Vol. 24, No. 6, pp. 1164–1168, 1976.

- [21] T Nakamura, O Nakayama, and M Iwasaki. “HEAD START” ROUTE SELECTING ALGORITHM FOR REDUCING DRIVER’S WAITING TIME. In *Steps Forward. Intelligent Transport Systems World Congress*, Vol. 4, p. 2031, 1995.
- [22] 上川哲生, 梅津正春. 車載ナビゲーションシステムの経路探索技術. 計測と制御 = Journal of the Society of Instrument and Control Engineers, Vol. 36, No. 11, pp. 790–792, 1997.
- [23] David E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1989.
- [24] 稲垣潤, 長谷山美紀, 北島秀夫. 遺伝的アルゴリズムを用いた複数経由点を伴う経路探索法. 電子情報通信学会論文誌. D-I, 情報・システム, I-情報処理, Vol. 83, No. 5, pp. 504–507, 2000.
- [25] George Edward Pelham Box and Gwilym Jenkins. *Time Series Analysis, Forecasting and Control*. Holden-Day, Incorporated, 1990.
- [26] 森茂男, 平澤宏太郎, 古月敬之. Genetic network programming による株価予測と売買モデル. 電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌, Vol. 125, No. 4, pp. 631–636, 2005.
- [27] 明文磯貝. ニューラルネットワークによる株価予測：実務上の使いやすさの観点から. システム/制御/情報：システム制御情報学会誌, Vol. 44, No. 9, pp. 492–498, 2000.
- [28] T. Arakawa, K. Kasada, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Augmented reality system for overlaying a scene in a video onto real world and reliving the camera operator’s experience. In *Virtual Reality (VR), 2013 IEEE*, pp. 139–140, 2013.
- [29] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 11, pp. 1254–1259, 1998.

- [30] Youngmin Kim and A. Varshney. Saliency-guided Enhancement for Volume Visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 12, No. 5, pp. 925–932, 2006.
- [31] 荒川卓也. 現地追体験型 ar システムに関する研究. Master's thesis, 東京大学大学院 情報理工学系研究科, 2013.
- [32] T. Narumi, Y. Ban, T. Kajinami, T. Tanikawa, and M. Hirose. Augmented perception of satiety: controlling food consumption by changing apparent size of food with augmented reality. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '12*, pp. 109–118. ACM, 2012.
- [33] Daniel Kahneman and Amos Tversky. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 263–291, 1979.
- [34] Dick Thomas Johnson. Year End Sale in Ameya Yokochō Shopping Street. <https://www.flickr.com/photos/31029865@N06/15499004053>.
- [35] Craig R Fox and Amos Tversky. A belief-based account of decision under uncertainty. *Management science*, Vol. 44, No. 7, pp. 879–895, 1998.
- [36] World Health Organization. *International Classification of Functioning, Disability and Health*. World Health Organization, 2001.
- [37] 古田一雄. ヒューマンモデリングの現状と課題 (小特集: ヒューマンシステムインタラクションの知的支援技術). *人工知能学会誌*, Vol. 13, No. 3, pp. 356–363, 1998.
- [38] Stuart K. Card, Allen Newell, and Thomas P. Moran. *The Psychology of Human-Computer Interaction*. L. Erlbaum Associates Inc., 1983.
- [39] Kazuo Furuta and Shunsuke Kondo. An approach to assessment of plant man-machine systems by computer simulation of an operator's cognitive behavior.

- International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 39, No. 3, pp. 473–493, 1993.
- [40] Norbert Wiener. *Cybernetics: Or Control and Communication in the Animal and the Machine*. MIT Press., 1948.
- [41] Augmented Human International Conferences Series. Augmented human international conferences series. <http://www.augmented-human.com/>.
- [42] Emi Tamaki, Takashi Miyaki, and Jun Rekimoto. PossessedHand: Techniques for Controlling Human Hands Using Electrical Muscles Stimuli. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '11*, pp. 543–552. ACM, 2011.
- [43] Yoshio Ishiguro, Adiyana Mujibiya, Takashi Miyaki, and Jun Rekimoto. Aided Eyes: Eye Activity Sensing for Daily Life. In *Proceedings of the 1st Augmented Human International Conference, AH '10*, pp. 25:1–25:7. ACM, 2010.
- [44] Keita Higuchi, Yoshio Ishiguro, and Jun Rekimoto. Flying Eyes: Free-space Content Creation Using Autonomous Aerial Vehicles. In *CHI '11 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, CHI EA '11*, pp. 561–570. ACM, 2011.
- [45] エリック・シーゲル, 矢羽野薫. ヤバい予測学「何を買うか」から「いつ死ぬか」まであなたの行動はすべて読まれている. CCCメディアハウス, 2014.
- [46] Eric Siegel and Thomas H. Davenport. *Predictive Analytics: The Power to Predict Who Will Click, Buy, Lie, or Die*. Wiley, 2013.
- [47] Mik Lamming and Mike Flynn. Forget-me-not: Intimate computing in support of human memory. In *Proceedings of the FRIEND 21: International Symposium on Next Generation Human Interfaces*. Citeseer, 1994.
- [48] Mark Weiser. The computer for the 21st century. *Scientific american*, Vol. 265, No. 3, pp. 94–104, 1991.

- [49] FitnessKeeper Inc. Runkeeper - Track your runs, walks and more with your iPhone or Android phone. <https://runkeeper.com/>.
- [50] 高野陽太郎, 岡隆. 心理学研究法—心を見つめる科学のまなざし. 有斐閣アルマ, 2004.
- [51] 総務省. 情報通信白書. 総務省, 2014.
- [52] Apple Inc. App Store.
- [53] Google Inc. Google Play. <https://play.google.com/>.
- [54] Daniel Ashbrook. Using GPS to Learn Significant Locations and Predict Movement across Multiple Users. *Pers Ubiquit Comput*, Vol. 7, pp. 275–286, 2003.
- [55] Driss Choujaa and Naranker Dulay. Predicting human behaviour from selected mobile phone data points. In *Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing*, Ubicomp '10, pp. 105–108. ACM, 2010.
- [56] 田中優斗, 福島拓, 吉野孝. Docoitter: 未来の在室情報を予報する在室管理システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 54, No. 9, pp. 2265–2275, 2013.
- [57] 曳埜健, 上岡玲子, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 日常体験記録の有効利用に関する研究. ヒューマンインタフェース学会研究報告集: human interface, Vol. 8, No. 4, pp. 13–14, 2006.
- [58] メディアドライブ株式会社. やさしく家計簿. <http://mediadrive.jp/products/ykakeibo/>.
- [59] Aoba. Geocoding - 住所から緯度経度を検索. <http://www.geocoding.jp/>.
- [60] 荒木長照, 石垣智徳, 森田裕之. デシルブリッジを利用した小売業における顧客評価法 (<特集>データ解析コンペティション: 小売業における CRM). オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 48, No. 2, pp. 83–93, 2003.
- [61] Esco Strong. Search Conversion Rates by Daypart. Atlas Digital Marketing Insight, 2007. <http://atlassolutions.com/insights>.

- [62] 上岡玲子, 廣瀬通孝, 梅田晶子, 田中尚文. 時間のつる草. 情報処理学会研究報告. EC, エンタテインメントコンピューティング, Vol. 2006, No. 39, pp. 19–22, 2006.
- [63] Roy F. Baumeister, Todd F. Heatherton, and Dianne M. Tice. *Losing Control: How and Why People Fail at Self-Regulation*. Academic Press, 1994.
- [64] Brian Wansink. *Mindless Eating: Why We Eat More Than We Think*. Bantam, 2007.
- [65] Ala Alwan, et al. *Global status report on noncommunicable diseases 2010*. World Health Organization, 2011.
- [66] 厚生労働省大臣官房統計情報部. 人口動態統計, 2004.
- [67] Jeffrey M. Quinn, Anthony Pascoe, Wendy Wood, and David T. Neal. Can't Control Yourself? Monitor Those Bad Habits. *Personality and Social Psychology Bulletin*, Vol. 36, No. 4, pp. 499–511, 2010.
- [68] Yuto Maruyama, Gamhewage C de Silva, Toshihiko Yamasaki, and Kiyoharu Aizawa. Personalization of Food Image Analysis. In *16th International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM)*, pp. 75–78, 2010.
- [69] T. Miyazaki, G.C. De Silva, and K. Aizawa. Image-based Calorie Content Estimation for Dietary Assessment. In *2011 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM)*, pp. 363–368, 2011.
- [70] 相澤清晴, 小川誠. FoodLogにおけるクラウドとパターン認識(特別講演,PRMUの拓く未来:Webスケール時代のパターン認識). 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 111, No. 222, pp. 57–60, 2011.
- [71] Jon Noronha, Eric Hysen, Haoqi Zhang, and Krzysztof Z Gajos. Platemate: crowdsourcing nutritional analysis from food photographs. In *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology*, pp. 1–12, 2011.

- [72] L. Zepeda and D. Deal. Think before you eat: photographic food diaries as intervention tools to change dietary decision making and attitudes. *International Journal of Consumer Studies*, Vol. 32, No. 6, pp. 692–698, 2008.
- [73] Brian Wansink. Can Package Size Accelerate Usage Volume? *The Journal of Marketing*, pp. 1–14, 1996.
- [74] T. Narumi, S. Nishizaka, T. Kajinami, T. Tanikawa, and M. Hirose. Meta cookie+: An illusion-based gustatory display. *Virtual and Mixed Reality-New Trends*, pp. 260–269, 2011.
- [75] 豊満美峰子, 小宮麻衣良, 松本仲子. 情報がおいしさに及ぼす影響. 日本食生活学会誌, Vol. 18, No. 2, pp. 186–196, 2007.
- [76] Foodspotting, 2014. <http://www.foodspotting.com>.
- [77] 足立蓉子. 高齢者の食事満足度に及ぼす要因 (第2報). 日本家政学会誌, Vol. 42, No. 6, pp. 529–536, 1991.
- [78] Miki Okamoto and Keiko Muto. The Factor to Give the Feeling of Satisfaction of the Meal of the College Women. *The collection of academic papers of Nagasaki International University*, Vol. 11, pp. 105–117, 2011.
- [79] James Surowiecki. *The Wisdom of Crowds: Why the Many are Smarter Than the Few and how Collective Wisdom Shapes Business, Economies, Societies, and Nations*. Doubleday, 2004.
- [80] 特定非営利活動法人 TABLE FOR TWO International, 2014. <http://jp.tablefor2.org>.
- [81] 国土交通省. 道路交通を円滑化する. <https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-perform/h18/07.pdf>.
- [82] 北村隆一, 飯田恭敬. 交通工学. オーム社, 2008.

- [83] 浅田義久. 交通渋滞と混雑料金. 日本不動産学会誌, Vol. 19, No. 3, pp. 65–74, 2006.
- [84] 桑原雅夫. 交通渋滞の科学. 騒音制御, Vol. 27, No. 6, pp. 431–436, 2003.
- [85] Yasuyuki Iwasato, Yasuo Fujii, Yukio Adachi, Dai Tamagawa, and Koichiro Yamada. EXPERIMENTAL STUDY ON SPEED REDUCTION EFFECT BY SEQUENCE DESIGN. *Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol. 2009, pp. 404–404, 2009.
- [86] Kouji Yamamoto and Hideki Takahashi. Attention-attracting Facilities Utilizing Vection. *Journal of Light & Visual Environment*, 2014.
- [87] 赤穂賢吾. ドライバ特定手法の実現に向けたドライビングライフログ解析手法の検討. 全国大会講演論文集, Vol. 2013, No. 1, pp. 75–77, 2013.
- [88] Daniel Kahneman and Amos Tversky. Intuitive prediction: Biases and corrective procedures. *Management Science*, Vol. 12, pp. 313–327, 1979.
- [89] Douglas Hofstadter. *Gdel, Escher, Bach: an Eternal Golden Braid*. Basic Books, 1979.
- [90] Roger Buehler, Dale Griffin, and Michael Ross. Exploring the “planning fallacy”: Why people underestimate their task completion times. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 67, No. 3, pp. 366–381, 1994.
- [91] 村田光二, 高木彩, 高田雅美, 藤島喜嗣. 計画錯誤の現場研究 : 活動の過大視、障害想像の効果、時間厳守性との関係. 一橋社会科学, Vol. 2, pp. 191–214, 2007.
- [92] Shane Frederick, George Loewenstein, and Ted O’Donoghue. Time Discounting and Time Preference: A Critical Review. *Journal of Economic Literature*, Vol. 40, No. 2, pp. 351–401, 2002.
- [93] Stefano DellaVigna and Ulrike Malmendier. Paying Not to Go to the Gym. *American Economic Review*, Vol. 96, No. 3, pp. 694–719, 2006.

- [94] I. Ohmukai and H. Takeda. Social Scheduler: a Proposal of Collaborative Personal Task Management. In *Proceedings of IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence*, pp. 666–670, 2003.
- [95] 堤大輔, 倉本到, 渋谷雄, 辻野嘉宏. 空き時間とタスク間関係を利用したユーザのスケジューリング支援手法 (ヒューマンインタフェース基礎, <特集>インタラクションの理解とデザイン). *情報処理学会論文誌*, Vol. 48, No. 12, pp. 4064–4075, 2007.
- [96] 森純一郎, 相原健郎, 小柴等, 武田英明, 小田朋宏, 松原伸人, 星孝哲. M-023 心的コンテキスト推定: 「ぷらっと plat 自由が丘」におけるユーザ特性の推定 (ユビキタス・モバイルコンピューティング, 一般論文). *情報科学技術フォーラム講演論文集*, Vol. 8, No. 4, pp. 291–294, 2009.
- [97] K. Ogawa, T. Takeuchi, K. Nishimura, T. Tanikawa, and M. Hirose. Utterance Rate Feedback for Enhancing Mealtime Communication. In *2011 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM)*, pp. 369–374, 2011.
- [98] Masaaki Nishino, Yukihiro Nakamura, Takashi Yagi, Shinyo Muto, and Masanobu Abe. A Location Predictor Based on Dependencies between Multiple Lifelog Data. In *Proceedings of the 2nd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location Based Social Networks, LBSN '10*, pp. 11–17. ACM, 2010.
- [99] T. Takeuchi, T. Narumi, K. Nishimura, T. Tanikawa, and M. Hirose. Receipt-log applied to forecast of personal consumption. In *2010 16th International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM)*, pp. 79–83, 2010.
- [100] 志村将吾, 平野靖, 梶田将司, 間瀬健二. 体験記録における日記を用いた感情記録インタフェース (セッション3: 日常インタラクションデザイン). *情報処理学会研究報告. HI, ヒューマンインタフェース研究会報告*, Vol. 2005, No. 95, pp. 61–68, 2005.

- [101] Microsoft. Microsoft project. <http://www.microsoft.com/japan/project/default.aspx>.
- [102] 日本放送協会放送文化研究所（編）. データブック国民生活時間調査. 日本放送出版協会, 1996.
- [103] 牧田徹雄. 曜日による生活時間の違い：国民生活時間調査から（調査紹介）. 日本世論調査協会報, Vol. 78, pp. 23–32, 1996.
- [104] 岩槻恵子. 説明文理解におけるグラフの役割：グラフは状況モデルの構築に貢献するか. 教育心理学研究, Vol. 48, No. 3, pp. 333–342, 2000.
- [105] 大向一輝, 武田英明, 三木光範. 多様かつ曖昧な個人タスクのための管理システムの提案と実装. エージェント合同シンポジウム (JAWS2002) 講演論文集, pp. 502–509, 2002.
- [106] CEATEC JAPAN. CEATEC JAPAN 2015 (シーテック ジャパン 公式サイト). <http://www.ceatec.com/>.
- [107] 東京大学「デジタルパブリックアートを創出する技術」プロジェクト. Digital Public Art in Haneda Airport 空気の港テクノロジー×空気で感じる新しい世界. 美術出版社, 2010.
- [108] appFigures. App stores growth accelerates in 2014. <http://blog.appfigures.com/app-stores-growth-accelerates-in-2014/>.
- [109] WIRED.jp. リアルタイムで次の行動を導く「未来予測アプリ」：東大の研究チームが開発. <http://wired.jp/2014/10/17/apps-that-can-see-your-future/>.
- [110] 榊剛史, 松尾豊. ソーシャルセンサとしての Twitter：ソーシャルセンサは物理センサを凌駕するか?(<特集>Twitter とソーシャルメディア). 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 1, pp. 67–74, 2012.
- [111] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, and Yutaka Matsuo. Earthquake Shakes Twitter Users: Real-time Event Detection by Social Sensors. In *Proceedings*

- of the 19th International Conference on World Wide Web, WWW '10*, pp. 851–860. ACM, 2010.
- [112] Eric Gilbert and Karrie Karahalios. Widespread worry and the stock market. In *In Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social*, 2010.
- [113] Alex Pentland. *Social Physics: How Good Ideas Spread-The Lessons from a New Science*. Penguin Press, 2014.
- [114] アレックス・ペントランド, 矢野和男, 小林啓倫. ソーシャル物理学: 「良いアイデアはいかに広がるか」の新しい科学. 草思社, 2015.
- [115] James Arthur Finch Stoner. *A comparison of individual and group decisions involving risk*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1961.
- [116] Cass Sunstein. *Republic.com*. Princeton University Press, 2002.
- [117] 田仲理恵, 新熊亮一, 板谷聡子, 小西琢, 吉永直生, 土井伸一, 山田敬嗣, 高橋達郎. ソーシャルネットワークにおけるクチコミに対するインセンティブ報酬を用いた行動促進手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 56, No. 7, pp. 1549–1558, 2015.
- [118] Jane McGonigal. *Reality Is Broken: Why Games Make Us Better and How They Can Change the World*. Penguin Group, 2011.
- [119] 井上明人. ゲーミフィケーション - <ゲーム>がビジネスを変える. NHK出版, 2012.
- [120] 廣瀬通孝, 谷川智洋, 鳴海拓志, 竹内俊貴. サイバネティックシミュレーション: 社会システムを最適化するための行動誘発技術. 2014年度人工知能学会全国大会 (第28回), 2014.
- [121] Adam D. I. Kramer, Jamie E. Guillory, and Jeffrey T. Hancock. Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 111, No. 24, pp. 8788–8790, 2014.

- [122] Facebook. データの使用に関するポリシー. <https://www.facebook.com/about/privacy>.
- [123] Daniel E. Moerman. *Meaning, Medicine and the 'Placebo Effect'*. Cambridge University Press, 2002.
- [124] 中村憲史, 片山拓也, 寺田努, 塚本昌彦. 虚偽情報フィードバックを用いた生体情報の制御手法. 情報処理学会論文誌, Vol. 54, No. 4, pp. 1433–1441, 2013.
- [125] 吉田成朗, 鳴海拓志, 櫻井翔, 谷川智洋, 廣瀬通孝. リアルタイムな表情変形フィードバックによる感情体験の操作. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 17, No. 1, 2015.
- [126] 吉田成朗, 櫻井翔, 鳴海拓志. リアルタイムな表情変形フィードバックによる選好判断の操作. 日本バーチャルリアリティ学会大会論文集, Vol. 17, pp. 496–498, 2012.
- [127] Eiji Aramaki, Sachiko Maskawa, and Mizuki Morita. Twitter Catches the Flu: Detecting Influenza Epidemics Using Twitter. In *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP '11*, pp. 1568–1576. Association for Computational Linguistics, 2011.
- [128] エスエス製薬株式会社. エスタック カゼミルプラス. <http://kazemiru.jp/>.
- [129] MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer. <http://mecab.sourceforge.jp/>.
- [130] NAIST Japanese Dictionary. <http://sourceforge.jp/projects/naist-jdic/>.
- [131] はてなキーワード一覧. [http://d.hatena.ne.jp/images/keyword/keywordlist\\_furigana.csv](http://d.hatena.ne.jp/images/keyword/keywordlist_furigana.csv).
- [132] Wikipedia:データベースダウンロード. <http://ja.wikipedia.org/wiki/Wikipedia:データベースダウンロード>.

## 研究成果一覽

## 論文誌

- [1] 竹内俊貴, 藤井達也, 小川恭平, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 他者評価を利用した食生活改善ソーシャルメディア. *人工知能学会論文誌*, Vol. 30, No. 6, pp. 820–828, 2015.
- [2] 竹内俊貴, 田村洋人, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. ライフログとスケジュールに基づいた未来予測提示によるタスク管理手法. *情報処理学会論文誌*, Vol. 55, No. 11, pp. 2441–2450, 2014.
- [3] 竹内俊貴, 中島統太郎, 西村邦裕, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 展示空間の3次元記録を用いた博物館展示の時間軸拡張. *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, Vol. 18, No. 3, pp. 237–246, 2013.

## 国際会議発表（査読あり）

- [1] T. Takeuchi, T. Fujii, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Considering Individual Taste in Social Feedback to Improve Eating Habits. *2015 IEEE International Conference on Multimedia Expo Workshops (ICMEW), 7th Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, pp. 1–6, 2015.
- [2] T. Takeuchi, T. Fujii, K. Ogawa, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Using Social Media to Change Eating Habits without Conscious Effort. *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication, 6th Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, pp. 527–535, 2014.
- [3] T. Nakashima, T. Takeuchi, K. Nishimura, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Recording and Superimposing Visitors in a Museum for Sharing Exhibition Experiences. *2012 18th International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM)*, pp. 569–572, 2012.

- [4] K. Ogawa, T. Takeuchi, K. Nishimura, T. Tanikawa, and M. Hirose. Utterance Rate Feedback for Enhancing Mealtime Communication. *2011 IEEE International Symposium on Multimedia, 3rd Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, pp. 369–374, 2011.
- [5] T. Takeuchi, T. Narumi, K. Nishimura, T. Tanikawa, and M. Hirose. Receiptlog Applied to Forecast of Personal Consumption. *2010 16th International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM)*, pp. 79–83, 2010.
- [6] T. Takeuchi, M. Ono, Y. Onojima, S. Yoshida, K. Kimura, S. Sakurai, O. Hayashi, T. Narumi, K. Nishimura, T. Tanikawa, and M. Hirose. Visualization of Simultaneous Experiences by Multi Sided Recording of an Event. *2010 16th International Conference on Virtual Systems and Multimedia (VSMM)*, pp. 281–284, 2010.

## 国際会議ポスター発表（査読あり）

- [1] N. Okada, N. Nakazato, T. Takeuchi, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Interactive Interface for Expressway Travel Planning with Traffic Predictions. *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 13–16, 2015.
- [2] N. Nakazato, T. Takeuchi, K. Suwa, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Influencing Driver Behavior through Future Expressway Traffic Predictions. *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, pp. 127–130, 2014.
- [3] T. Takeuchi, K. Suwa, H. Tamura, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. A Task-Management System Using Future Prediction Based on Personal Lifelogs and Plans. *Proceedings of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication*, pp. 235–238, 2013.

- [4] K. Ogawa, Y. Hori, T. Takeuchi, T. Narumi, T. Tanikawa, and M. Hirose. Table Talk Enhancer: A Tabletop System for Enhancing and Balancing Mealtimes Conversations using Utterance Rates. *Proceedings of the ACM Multimedia 2012 Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities, 4th Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities*, pp. 25–30, 2012.
- [5] T. Takeuchi, T. Nakashima, K. Nishimura, and M. Hirose. PRIMA: Parallel Reality-based Interactive Motion Area. *ACM SIGGRAPH 2011 Poster*, pp. 80:1–80:1, 2011.
- [6] T. Takeuchi, T. Narumi, K. Nishimura, T. Tanikawa, and M. Hirose. Forecast and Visualization of Future Expenditure with Logging and Analyzing of Receipts. *ACM SIGGRAPH 2010 Posters*, pp. 150:1–150:1, 2010.

## 国内会議発表（査読なし）

- [1] 橋渡里仁, 竹内俊貴, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. ライブ・コンサートにおける観客の盛り上がり度計測に関する基礎検討. 第20回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集, pp. 44-45, 2015.
- [2] 寺下翔太, 竹内俊貴, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 未来予測を用いたタスク管理における予測提示手法の検討. 情報処理学会 第77回全国大会 講演論文集, pp. 3-275–3-276, 2015.
- [3] 廣瀬通孝, 谷川智洋, 鳴海拓志, 竹内俊貴. サイバネティックシミュレーション: 社会システムを最適化するための行動誘発技術. 2014年度人工知能学会全国大会 (第28回), 2014.
- [4] 竹内俊貴, 中里直人, 諏訪恭平, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 高速道路における運転行動の未来予測提示によるドライバの行動誘発. 2014年度人工知能学会全国大会 (第28回), 2014.

- [5] 諏訪恭平, 竹内俊貴, 中里直人, 谷川智洋, 廣瀬通孝. サービスエリアにおける運転時間の未来予測・提示による行動誘発の基礎的検討. 情報処理学会 第76回全国大会 講演論文集, pp. 4-715-4-716, 2014.
- [6] 藤井達也, 竹内俊貴, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. ソーシャルメディアによる嗜好に応じた食習慣改善手法の検討. 第13回香り・味と生体情報研究会, 2014.
- [7] 藤井達也, 竹内俊貴, 小川恭平, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 食事への他者評価付加による食生活改善手法の基礎検討. 第18回日本バーチャルリアリティ学会大会, Vol. 18, pp. 410-413, 2013.
- [8] 小川恭平, 堀紫, 竹内俊貴, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. Table Talk Enhancer: 場の雰囲気盛り上げるテーブル. エンタテインメントコンピューティング2012, 2012.
- [9] 田村洋人, 小川恭平, 竹内俊貴, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. ライフログを用いた未来予測によるタスク進行管理手法の検討. MVE 人工現実感 (VR学会と共催, HI学会 SIGVR, ITE-HIと連催), 2012.
- [10] 阿部浩二, 竹内俊貴, 廣瀬通孝. GPS測位情報に基づく地図変形を用いた行動履歴情報提示インタフェース. 第11回ウェアラブル/ユビキタスVR研究会, 2011.
- [11] 竹内俊貴, 中島統太郎, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 複数の深度カメラとスマートフォンを用いた空間ライフログシステムの構築. 第16回日本バーチャルリアリティ学会大会, 2011.
- [12] 中島統太郎, 竹内俊貴, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 記録された三次元映像の実世界重畳による展示物の背景情報の伝達. 第16回日本バーチャルリアリティ学会大会, 2011.
- [13] 吉田成朗, 竹内俊貴, 鳴海拓志, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 多人数による震災体験情報の時空間的可視化. 第16回日本バーチャルリアリティ学会大会, 2011.

- [14] 阿部浩二, 竹内俊貴, 廣瀬通孝. 動画視聴時のインタフェース操作履歴を用いた動画分類およびユーザへの推薦手法. 第10回ウェアラブル/ユビキタスVR研究会, 2011.
- [15] 小川恭平, 竹内俊貴, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. 発話率のフィードバックによる食事コミュニケーション支援. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 111, No. 101, pp. 1–6, 2011.
- [16] 竹内俊貴, 中島統太郎, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. PRIMA ~異なる時間軸上のユーザとのインタラクションを実現するシステム~. 電子情報通信学会技術研究報告. MVE, マルチメディア・仮想環境基礎, Vol. 111, No. 38, pp. 7–12, 2011.
- [17] 竹内俊貴, 谷川智洋, 西村邦裕, 廣瀬通孝. Twitterにおける情報の広がり可視化と分類. 第17回サイバーワールド(CW)研究会, 2010.
- [18] 竹内俊貴, 谷川智洋, 西村邦裕, 廣瀬通孝. Webサービス“Twitter”における情報の関連性の可視化. 第15回日本バーチャルリアリティ学会大会, 2010.
- [19] 竹内俊貴, 鳴海拓志, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. レシートログと消費行動に関する未来予測. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 110, No. 108, pp. 99–104, 2010.

## 展示

- [1] 「食に関わるライフログ」プロジェクト, 日本科学未来館 研究棟 オープンラボ「みらいのふつうのつくりかた」, 日本科学未来館, 2013年12月14, 15日.
- [2] 中島統太郎, 竹内俊貴, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. “時をかけるシート”. デジタルルールウェイミュージアム, 鉄道博物館, 2011年11月16–21日, 12月21–26日.
- [3] 竹内俊貴, 中島統太郎, 西村邦裕, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. “PRIMA: Parallel Reality-based Interactive Motion Area”, DIGITAL CONTENT EXPO, 日本科学未来館, 2011年10月20–22日.

- [4] 竹内俊貴, 中島統太郎, 西村邦裕, 鳴海拓志, 谷川智洋, 廣瀬通孝. “PRIMA: Parallel Reality-based Interactive Motion Area”, CEATEC JAPAN 2011, 幕張メッセ, 2011年10月4-8日.
- [5] 中島統太郎, 竹内俊貴, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. “記録された三次元映像の実世界重畳による展示物の背景情報の伝達” (PRIMA). 第16回日本バーチャルリアリティ学会大会 技術展示, 2011年9月20-22日.
- [6] 中島統太郎, 竹内俊貴, 西村邦裕, 谷川智洋, 廣瀬通孝. PRIMA: 複数 Kinect を用いた異時間インタラクティブシステム. CEDEC 2011 インタラクティブセッション, 2011年9月6-8日.
- [7] 竹内俊貴. “Vital Atlas”. 東京大学 制作展 エクストラ 2010, 東京大学 本郷キャンパス, 2010年6月10-15日.
- [8] 廣瀬通孝, 谷川智洋, 西村邦裕, 小野将之, 竹内俊貴, 小川恭平. “ライフログから食行動を見てみよう. 予感研究所3 アート+テクノロジー+エンタテインメント = ?!” (Vital Atlas), 日本科学未来館, 2010年5月1-5日.
- [9] 廣瀬通孝, 谷川智洋, 西村邦裕, 小野将之, 竹内俊貴. “戦略的創造研究推進事業 (CREST) 「“食”に関わるライフログ共有技術基盤」” (レシートログと消費予報). 情報処理学会創立50周年記念大会 デモ展示企画「今ドキッのIT @御殿下記念館2010」. 東京大学御殿下記念館ジムナジウム, 2010年3月9-11日.

## 報道

- [1] “リアルタイムで次の行動を導く「未来予測アプリ」: 東大の研究チームが開発” (消費予報, WillDo). WIRED.jp, 2014年10月17日.
- [2] “Recording Your Life” (レシートログと消費予報). チャンネルジャパン, 2012年10月28日.
- [3] “特集 ライフログ 人生まるごと記録” (レシートログと消費予報). テレビ東京 [WBS] ワールドビジネスサテライト, 2012年9月24日.

- [4] “10年先の未来が見える!?次世代デジタル技術に迫る” (PRIMA) . 日本テレビ iCon, 2011年11月8日.
- [5] “現実に溶け込むバーチャル 日常変えるデジタル未来技術” (PRIMA) . 日本経済新聞電子版, 2011年10月21日.
- [6] “ライフログで生活が変わる” (レシートログと消費予報) . NHK 総合テレビ NHK ニュース おはよう日本, 2010年10月31日.
- [7] “レシートログで、未来の消費行動を天気予報形式で予測” (レシートログと消費予報) . INTERNET Watch, 2010年3月10日.

## 講演

- [1] 鳴海拓志, 竹内俊貴, 井上明人. “インターフェイスの未来 –マイクロソフト・キネクトを中心に–”. GLOCOM 研究ワークショップ, 国際大学グローバル・コミュニケーション・センター, 2011年10月26日.

## 研究成果に関連する Web ページ

- [1] mirai project: Lifelog tells us future. <http://begoing.to/>.
- [2] 食事の写真をアップするだけで、健康管理と社会貢献が同時にできる「おいしい」アプリ “Table For Two”. <http://jp.tablefor2.org/project/app.html>.
- [3] 東名渋滞予報 - Android Apps on Google Play. <https://play.google.com/store/apps/details?id=jp.ac.u.tokyo.t.cyber.localog>.

以上

1p ~ 187p 完

博士論文

平成28年5月11日 提出

竹内 俊貴