

人間の判断と行動を支援する VR の可能性

報告書

平成 31 年 3 月

一般財団法人テレコム先端技術研究支援センター

調査委員会名簿

(順不同 敬称略)

委員長	谷川 智洋	東京大学大学院 情報理工学系研究科 知能機械情報学専攻 特任准教授
事務局	榊田 孝一郎	一般財団法人テレコム先端技術研究支援センター 研究企画部 部長
事務局	牧野 淳一	一般財団法人テレコム先端技術研究支援センター 事業部 調査役

目 次

第 1 章	バーチャルリアリティとは	1
1.1	日常生活の溶け込むバーチャルリアリティ	2
1.2	日常を記録するライフログとフィードバックする VR	3
1.3	本調査研究の目的	5
第 2 章	人の行動の決定を支援する様々な技術	7
2.1	行動決定フィードバックループ	7
2.2	ライフログ	8
2.2.1	記憶を拡張するライフログ	8
2.2.2	膨大な個人行動の記録	8
2.2.3	ライフログの活用	9
2.2.4	ビッグデータとライフログ	10
2.3	シミュレーション	11
2.3.1	オフラインのシミュレーション	12
2.3.2	オンラインのシミュレーション	13
2.4	行動誘発	15
2.4.1	知覚系に働きかける行動誘発	15
2.4.2	認知バイアスに働きかける行動誘発	16
第 3 章	人と計算機のフィードバックループ	19
3.1	行動決定のモデル	19
3.1.1	ヒューマンモデリング	19
3.1.2	行動決定のフィードバックループ	21
3.2	サイバネティックループ	22
3.3	サイバネティックループモデル	25
3.3.1	制御論的サイバネティックループモデル	25
3.3.2	介入効果とインターバル	27
3.4	サイバネティックループの特徴	29
3.4.1	個人レベルのシミュレーション	29
3.4.2	認知科学的アプローチを用いたフィードバック	30
3.4.3	短いタイムスケール	31
3.5	行動変容のためのアプローチ	33

3.5.1	事前判断過程の誘発と事後評価過程の誘発	33
3.5.2	高次行動に対するサイバネティックループ	35
3.5.3	社会実験を通じた実証	36
第 4 章	行動の変容	39
4.1	事前判断・事後評価過程への介入	39
4.2	消費予報：購買行動の未来予測	39
4.2.1	事前判断過程への介入	39
4.2.2	未来予測提示によるフィードバック	40
4.2.3	未来予測を利用した消費行動改善システム	41
4.2.4	提案システムの評価実験概要	51
4.2.5	消費予報：購買行動の変容のまとめ	54
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	55
4.3.1	事後評価過程への介入	55
4.3.2	他者による自己の行動の評価	56
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	57
4.3.4	提案システムの評価	63
4.3.5	実社会におけるユーザスタディ	69
4.3.6	Yumlog: 他者評価によるフィードバックのまとめ	73
4.4	東名渋滞予報：未来予測提示による運転行動誘発	74
4.4.1	事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入	74
4.4.2	対話的未来予測提示による行動結果の事前評価	75
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	76
4.4.4	選択的未来予測提示フィードバックの評価	78
4.4.5	実社会におけるユーザスタディ実験	85
4.4.6	未来予測を利用した運転行動誘発まとめ	87
4.5	本章のまとめ	88
第 5 章	本報告のまとめ	90
5.1	本研究の成果	90

第1章 バーチャルリアリティとは

そもそも、バーチャルリアリティ(VR)とは、計算機が創り出した人工的な空間に入り込んで、その中で色々な体験をする技術である。仮想につくったゲーム空間で、あり得ない動きをすることを目的とするのではなく、そもそも、いかに世界をうまく再現できるかにフォーカスした分野の技術である。

VR(Virtual Reality)は、図 1.1 のような仕組みで実現している。人間の行動を入力デバイスを通してセンシングし、計算機内でその人間の行動を解析し、その結果どのような影響を与えるかをシミュレーションし、ディスプレイを通して感覚情報としてフィードバックする。例えば、何か物体を把持する行動をしたとき、それを検知し何か目の前のものを掴んだということを理解し、掴んだらどのような映像になるかを計算機が物理シミュレーションし、目の前に手が何かを掴んだような映像を生成し呈示することによって、物体を把持したという感覚が起きる。その感覚情報を人間が解釈することで、自分は物体を扱いその結果を実感することができ、次の行動を意図し実行することになる。

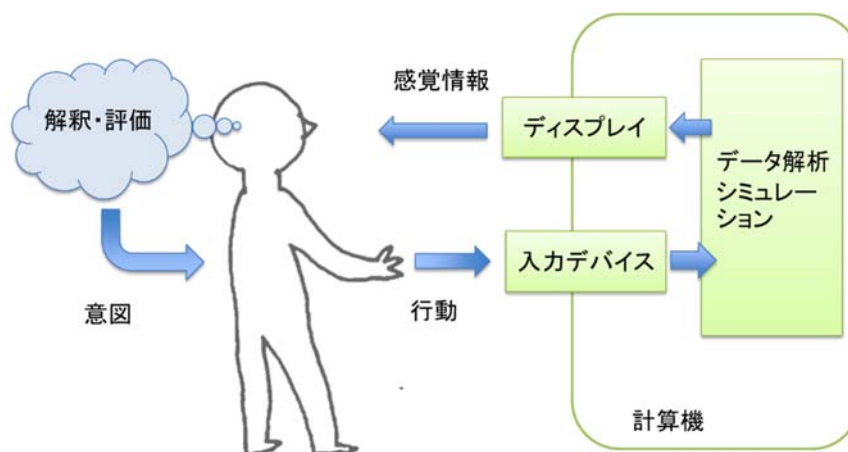


図 1.1 機械・計算機と人間の協調

この仕組みは計算機と人間のループは、VR 技術独自のものではなく、日常的に使用されているパソコンとかスマートフォンでも同じである。例えば、ボタンやキーを押し、画面を

タッチしたという情報をセンシングし、その結果メール送信や web サーバとの通信を計算機が行い、ディスプレイ上に新しいページを表示したりすることで、人間と計算機の間に同様のループが作成されている。

VR は、これらのループをさらに普段の生活に密接にできる技術である。これまでの技術では、前に進んだり何かを掴むのはジョイスティックを前に倒したりボタンを押したりすることだったのに対し、VR では実際に前に歩いたり握るような、実際に普段の生活でおこなっている直感的な行動である。また、それによって得られる感覚情報は小さい画面で見るとはではなく、HMD(Head Mounted Display)や巨大な立体映像をつかうことで、あたかもその中に入ったような臨場感を持っている。そのため、入力と出力の双方の情報量の帯域をこれまでとは比較にならないくらい広げることができる。

1.1 日常生活の溶け込むバーチャルリアリティ

計算機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、人の行動をセンシングするセンシングデバイス、人が情報を確認するディスプレイデバイスがとても安く手に入るようになり、日常的に簡単に記録をとることができ、24 時間いつでもどこでも情報に接することができるようになっている。

また、VR のキーテクノロジーである HMD などの VR デバイスも、数年前は買おうとしたら 100 万以上もしていた HMD が、今や 4 万円ほどで買えるようになってきている。また、人間の腕や手の動きを検出するセンサも同様に 100 万円以上する状況だったのが、今では日常的に腕の振りや歩数が計れるデバイスが安価に手に入るようになっている。

さらに、スマートフォンやタブレットにも加速度センサや多眼カメラなど様々なセンサが搭載されており、日常的に人間の様々な行動や知的活動の記録を容易にとり続けることが可能になっている共に、その場で情報を提供することが可能になっている。そのため、情報デバイスをこれまでのようにメディアとして捉えるのではなく、VR の一つのデバイスと

して使うことで、前述の計算機と人間のフィードバックループをこれまで以上に密接にすることが可能になる。

1.2 日常を記録するライフログとフィードバックする VR

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 1.2 既存のライフログ活用の流れ



図 1.3 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

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ある。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。

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 1.2 のようなオープンループではなく、図 1.3 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といえる。

以上の背景を踏まえ、本報告では、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したい。

1.3 本調査研究の目的

本調査研究では、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の可能性を調査する。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られられる。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

でも考慮する。さらに、行動の評価が行動後しばら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。

第2章 人の行動の決定を支援する様々な技術

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。本報告では、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る。

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* 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。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 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 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

従来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。

筆者関係の教授らが研究を進め、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」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、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 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。先の筆者関係の教授ら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、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 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。また、同センサと POS データを組み合わせ、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。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 5000 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 億人にものぼるといふ。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。

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。『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。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。

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一種とするなら、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、誕生月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らるこ

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。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をベースとした手法が用いられている。また、立ち寄り地を考慮する方法として、遺伝的アルゴ

リズムを利用した経路探索手法の研究も行われている。カーナビの示す経路は基本的には固定であるが、経路を外れれば再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主に経済学分野の研究対象であり、ARIMA モデル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、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。トレーダの動きは株式予測により変わることがままあり、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。

研究者 A 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。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。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。研究者 A 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。

研究者 B 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。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、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

一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。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。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、これまで線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 8,000 円の商品の値札に対し、横に矢印が引かれ、そこに 2,000 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、同一の商品であっても最初から 2,000 円と書かれている値札には何も感じない。すなわち、矢印の元の 8,000 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れ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。

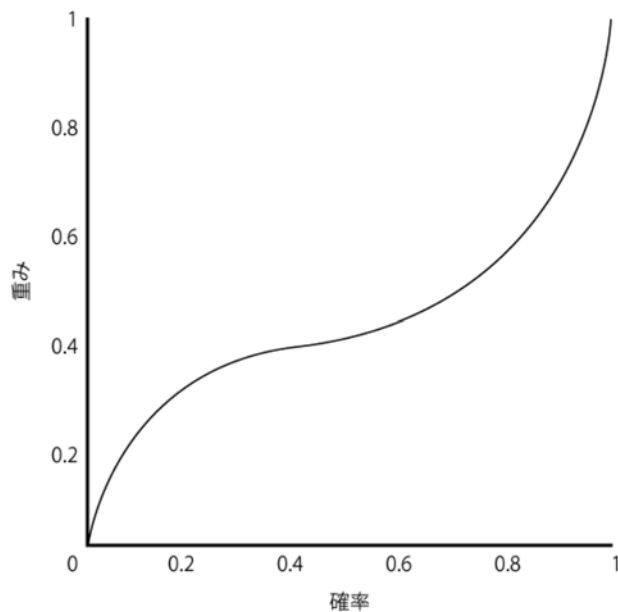


図 2.2 意思決定重み関数の非線形性



図 2.3 アンカリング効果の例(Flickr より引用)

第3章 人と計算機のフィードバックループ

3.1 行動決定のモデル

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」といった幾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)に詳しい。ICFでは生活機能を心身機能、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動・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。

研究者 C によれば、ヒューマンモデリングの行うことの利点として、次をあげている。人の行動を理解することを目的とした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。

研究者 C 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。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。

本報告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。

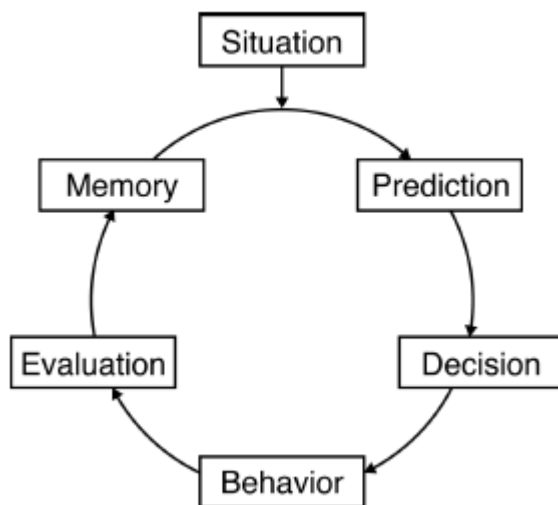


図 3.1 行動決定のフィードバックループのモデル

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。ある状況を目の前としたとき、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。どのような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

本報告では、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。

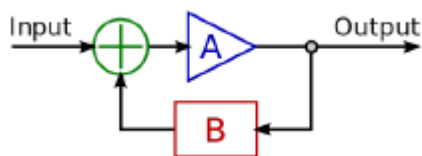


図 3.2 フィードバックモデルのブロック線図

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。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(Human Computer Interaction)、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。

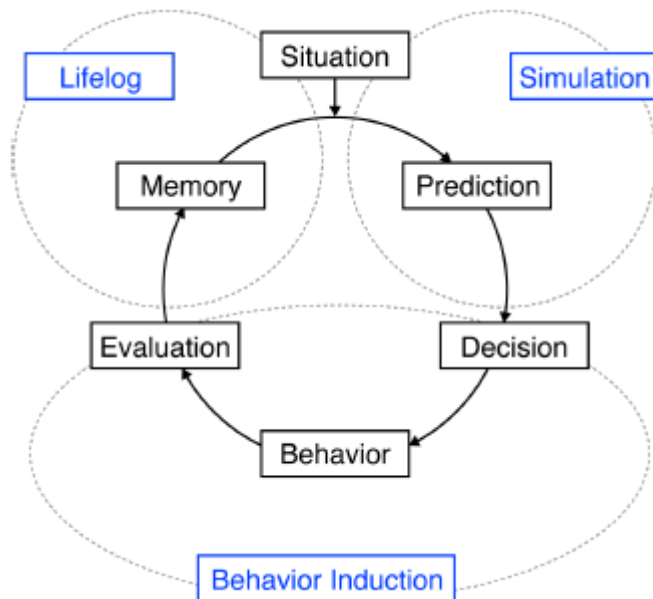


図 3.3 フィードバックループ要素の技術的拡張

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。たとえば研究者 D 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。研究者 E 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。また研究者 F らは、ドローンと呼ばれる小型ヘリコプタと 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。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。

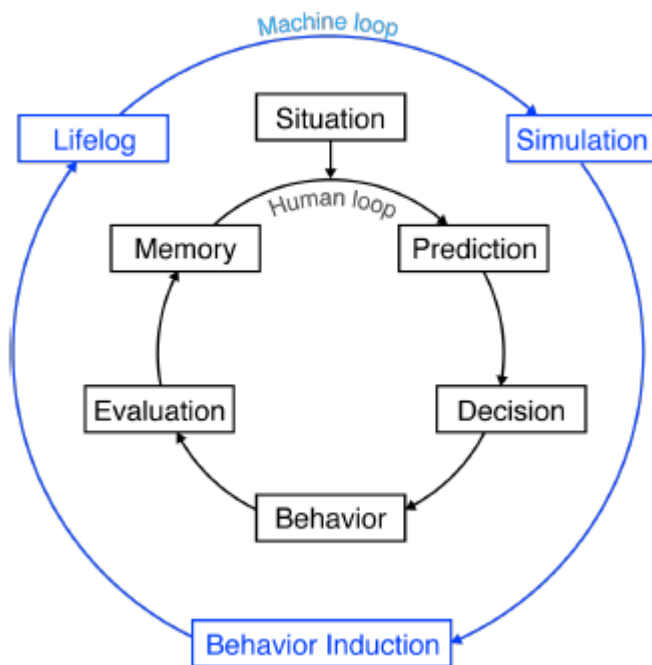


図 3.4 サイバネティックループ：行動決定のフィードバックループの拡張

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。

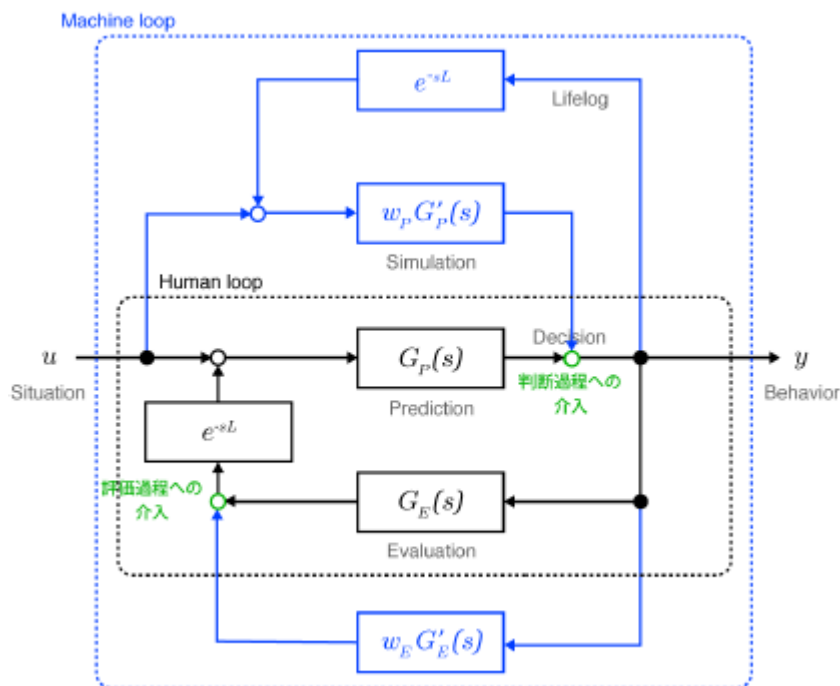


図 3.5 サイバネティックループの制御論的モデル

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} を介したものから、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、

$$\begin{aligned}
A &= x_1 - (G_P + G'_P)u \\
B &= G'_P x_1 \\
C &= G_P G'_P x_1 \\
D &= G_P G_E
\end{aligned}$$

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。

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

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

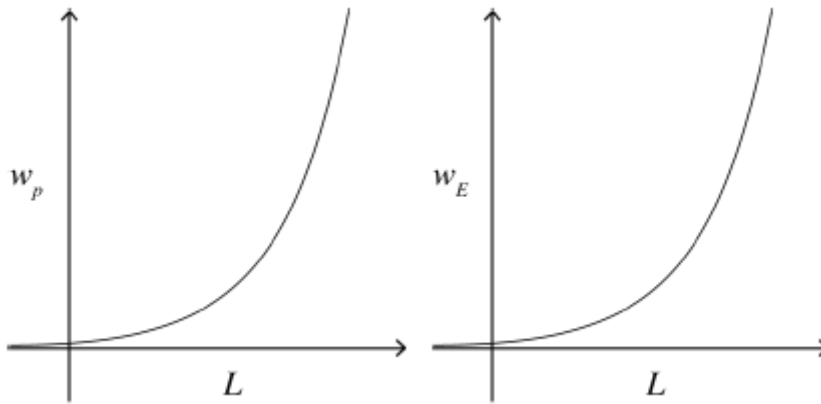


図 3.6 フィードバックのインターバル(L)と影響量(W_P , W_E)の関係

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 W_E 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。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。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。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、サイバネティックスループもまた新たな Intimate Computing の一種であるといえる。

3.4.2 認知科学的アプローチを用いたフィードバック

サイバネティックス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。

この商品を買った人はこんな商品も買っています



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スグ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

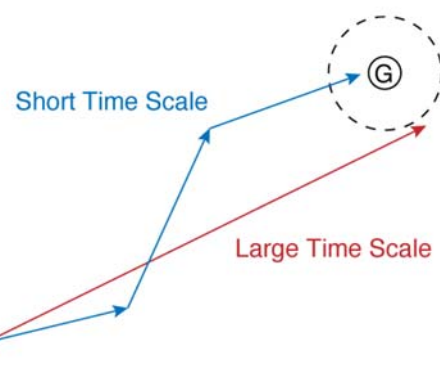


図 3.10 短いタイムスケールで
繰り返される予測

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 10 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、後に詳しく考察する。

3.5 行動変容のためのアプローチ

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)。

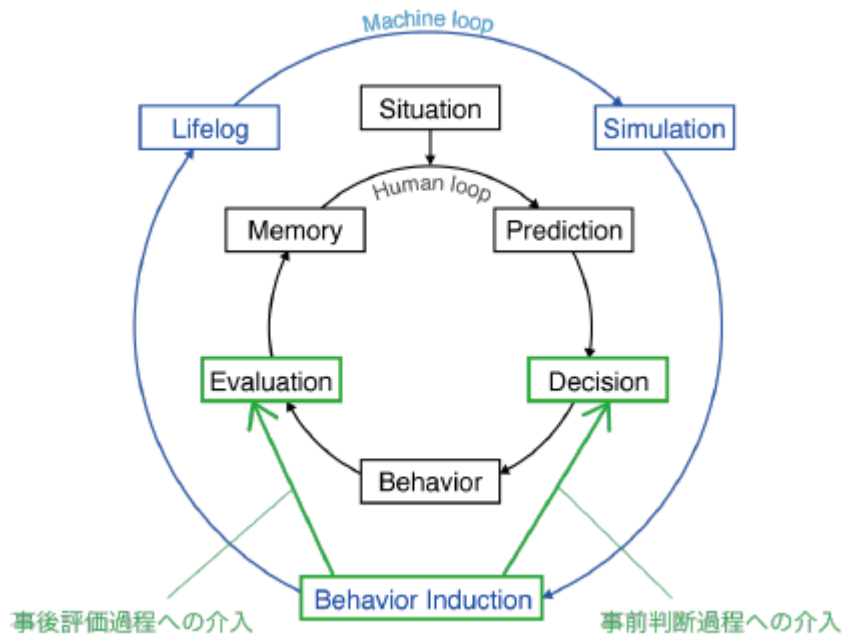


図 3.11 サイバネティックループの介入点

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 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、本報告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う食事行動や、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。

3.5.3 社会実験を通じた実証

本研究では、研究室内等に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在する研究では、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。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。本報告においても、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。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 AppStore や Google 社の Google Play Store 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 行動の変容

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で、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。

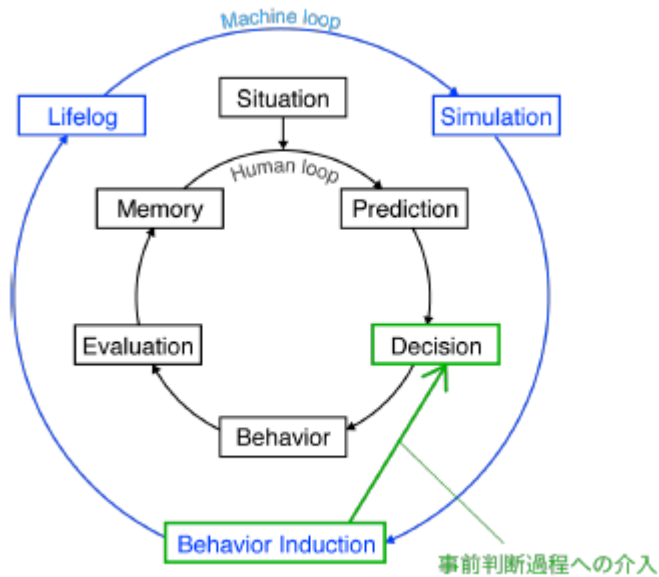


図 4.1 事前判断過程への介入

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。

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。例えば研究者 G 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。また研究者 H 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。研究者 I らは、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。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によって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いう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 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 4.2 消費予報

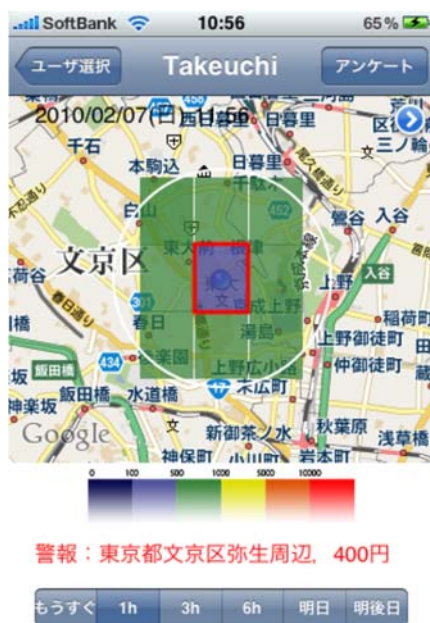


図 4.3 1時間後の消費予報図

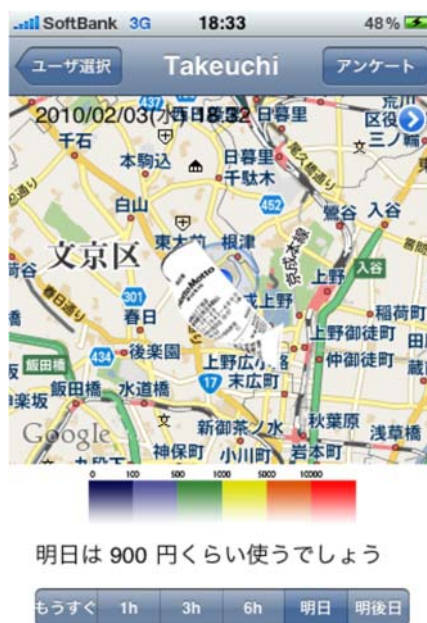


図 4.4 明日の消費予報

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ある緯度、経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・明後日の消費予測である。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研究者 J らは、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。家計簿ソフトは、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。

家計簿ソフト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 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のと、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。

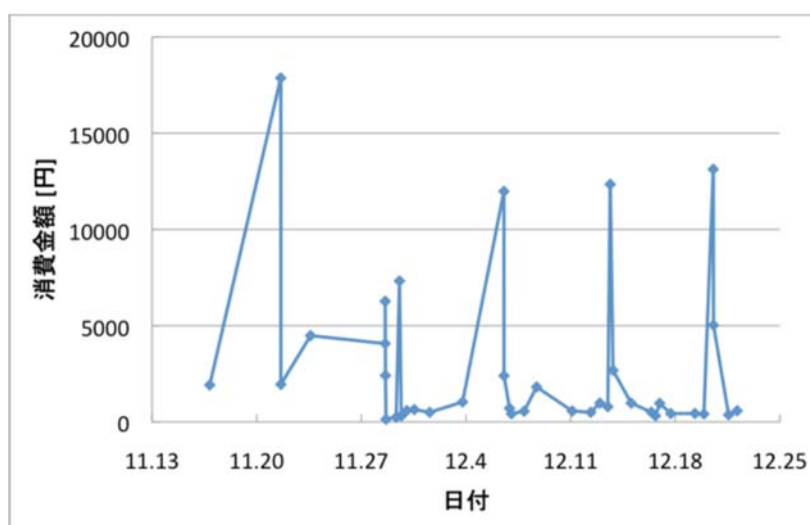


図 4.5 消費金額の推移

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。研究者 K 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。実店舗での購買のみならず、インターネットサイトや金融、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。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。

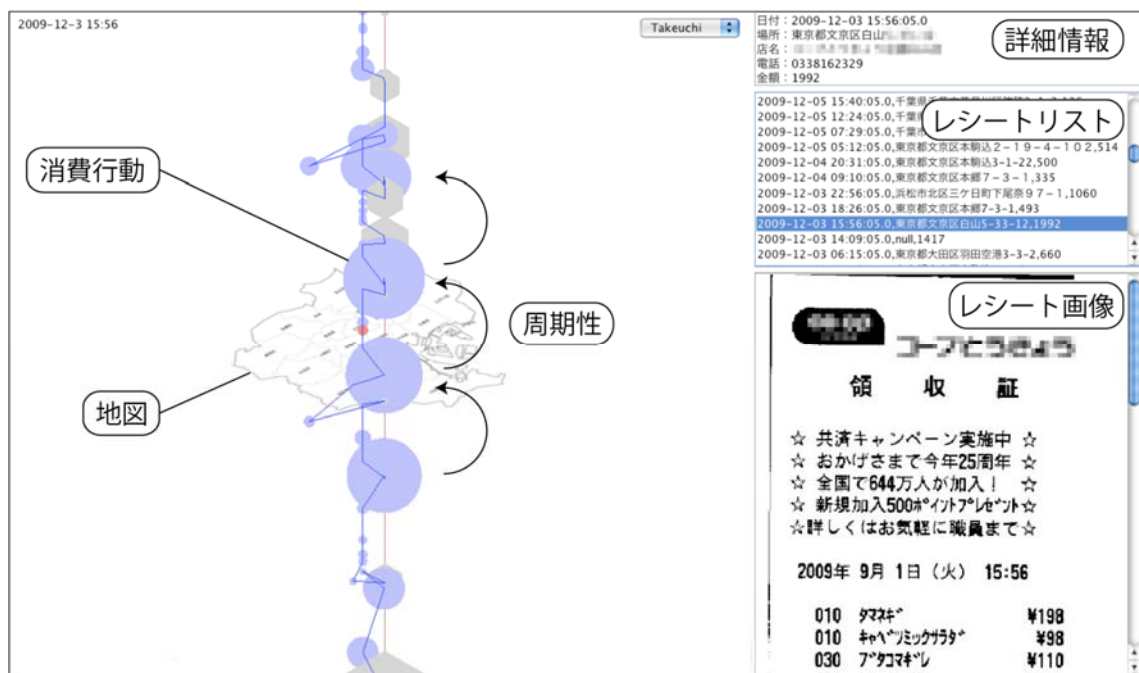


図 4.6 購買行動の時空間可視化

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、予測精度を高めることではなく、予測の提示によるユーザの変化を探ることとした。

前記より、消費行動には周期性があることがわかった。研究者 L 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小を 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 α 、 β 、 γ 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($i = 1, \dots, n$)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出るようにする。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相当な経緯度ずつにて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。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。 γ 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。ある条件にて評価したものの、精度は一概に高いといえるものではなかった。しかしながら、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、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。

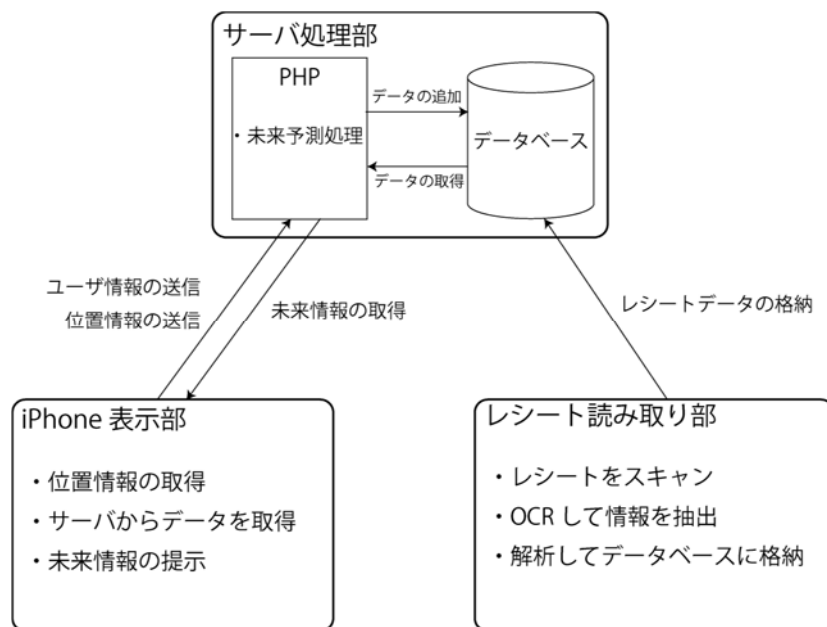


図 4.7 消費予報のシステム構成図

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、変えようと思っただけ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 4.10 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。

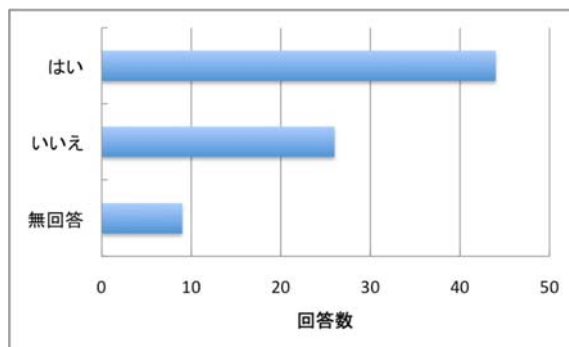


図 4.8 予測は当たっていたか？(アプリ内)

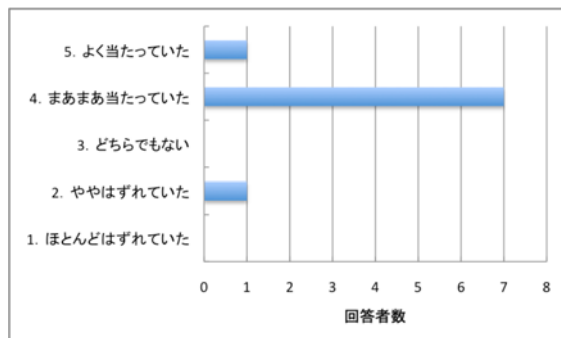


図 4.9 予測は当たっていたか？(実験後)

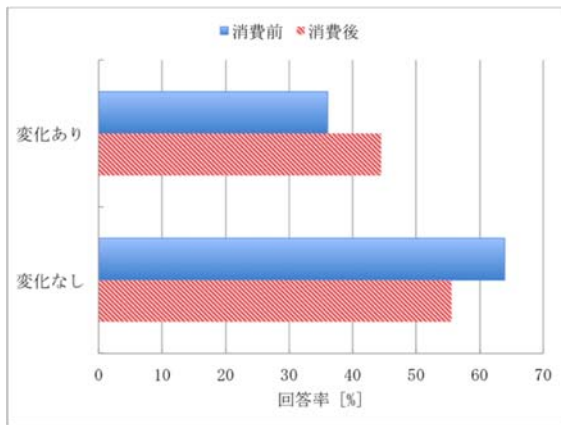


図 4.10 消費金額の変化

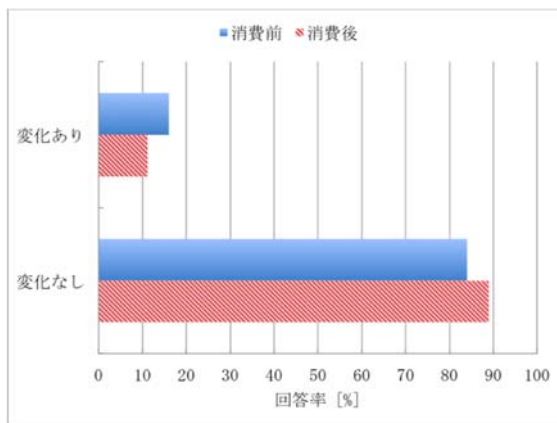


図 4.11 消費場所の変化

- 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ていたことが伺える。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 消費予報：購買行動の変容のまとめ

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いえない。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。

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。

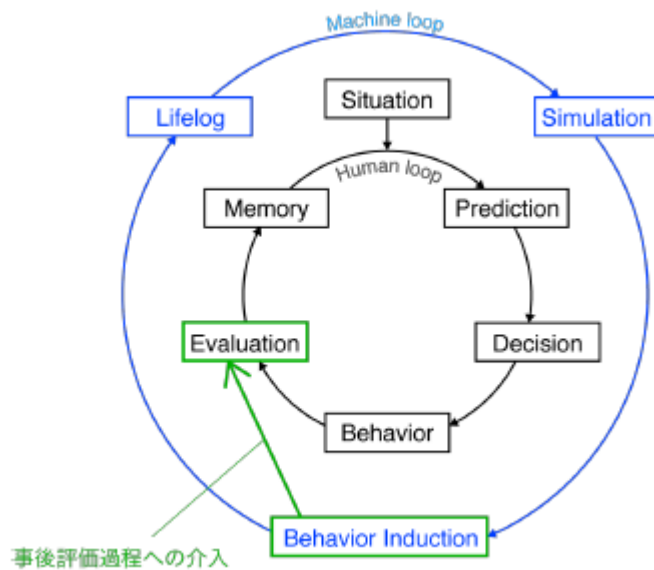


図 4.12 事後評価過程への介入

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、それとともに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。

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。

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

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。ある調査によれば、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。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。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。研究者 M 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。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。研究者 N 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。研究者 O 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。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。研究者 P 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。PlateMate では、ユーザが食事写真をアップロードすると、タ

ターカーと呼ばれる人々が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、研究者 Q 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くだけでも食生活が改善されると主張している。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。研究者 R 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。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研究者 B らによって示されている。

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。研究者 R 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。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。同様に研究者 S 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可否かで、食品の美味しさへの印象が変化することを示している。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。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繋げ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(図 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。

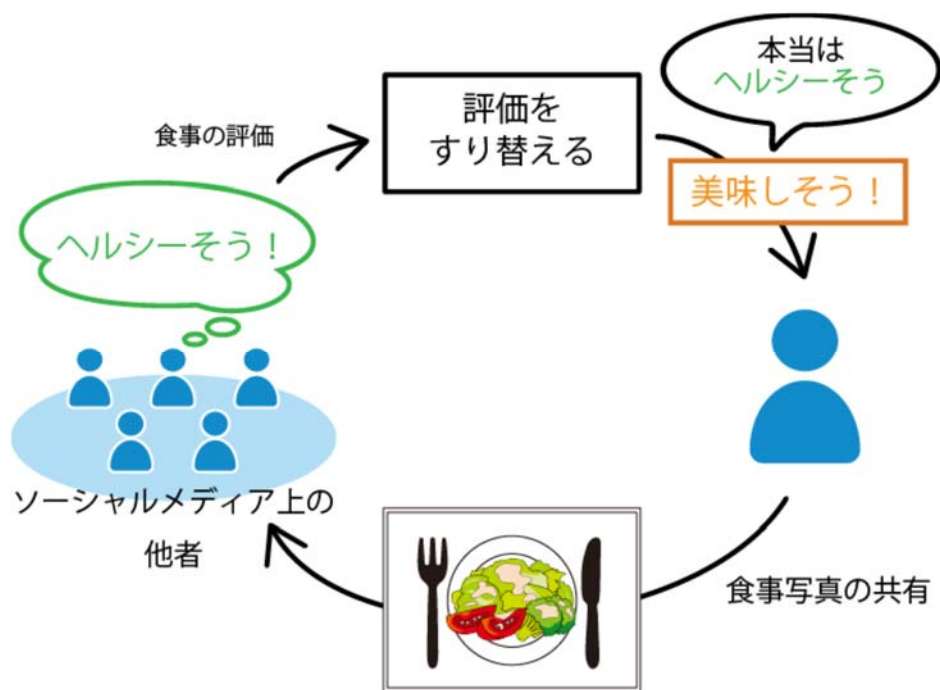


図 4.13 システムによる評価のすり替え

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、ユーザー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。

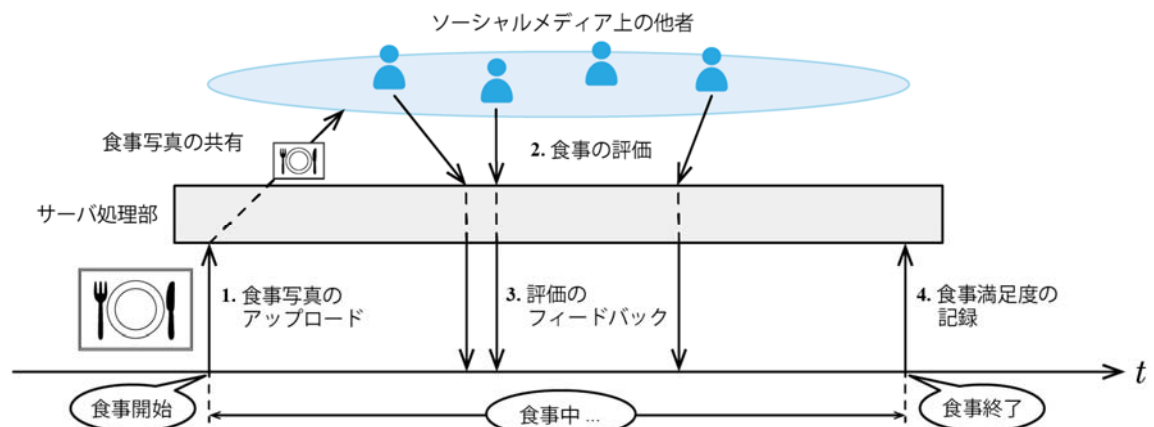


図 4.14 Yumlog 使用の流れ

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の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中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。研究者 T 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。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、研究者 U 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。



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る食事が美味しそうだ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、食生活の変化や提案手法の効果について主観的評価を行う。

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“0”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

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、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と見える。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。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 は、各被験者のヘルシー評価の変化をあらわしている。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らわせないことがわかる。

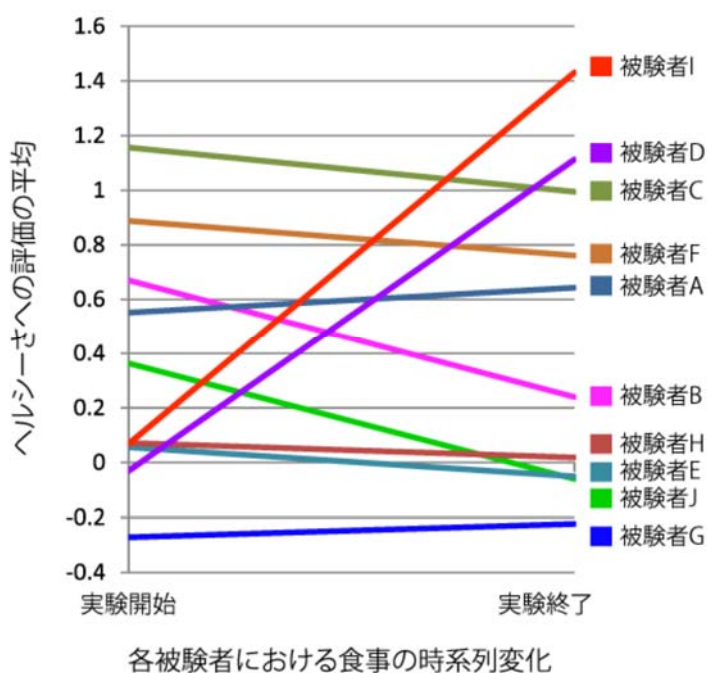


図 4.17 各被験者のヘルシー評価の変化

次に、健康的な食事の頻度を指標として、時系列的変化を調べる。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。

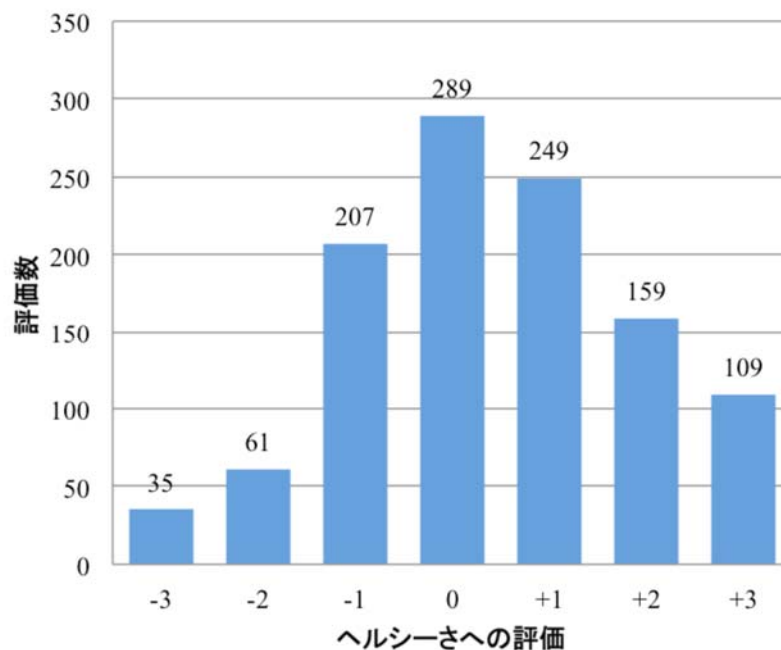


図 4.18 ヘルシー評価のヒストグラム

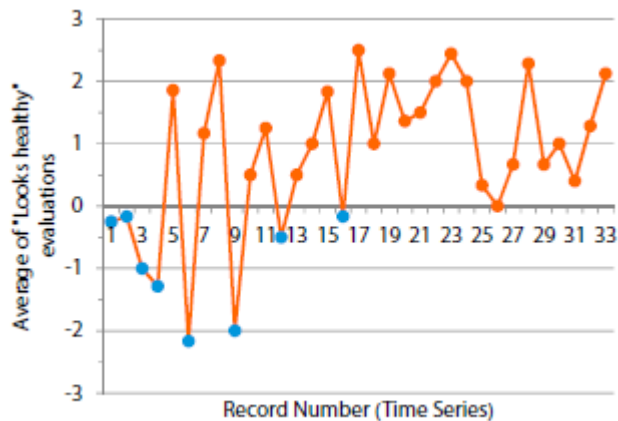


図 4.19 被験者 のヘルシー評価の遷移

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。
 - ✓ . 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 は、特定非営利活動法人 TABLE FOR TWO International 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。

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。



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

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(図 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、対象期間中の、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。

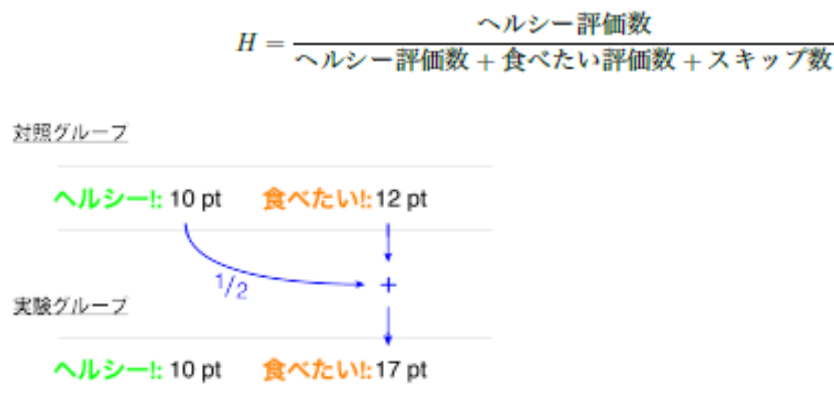


図 4.22 対照・実験グループへの評価フィードバック

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、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($p < .01$)。

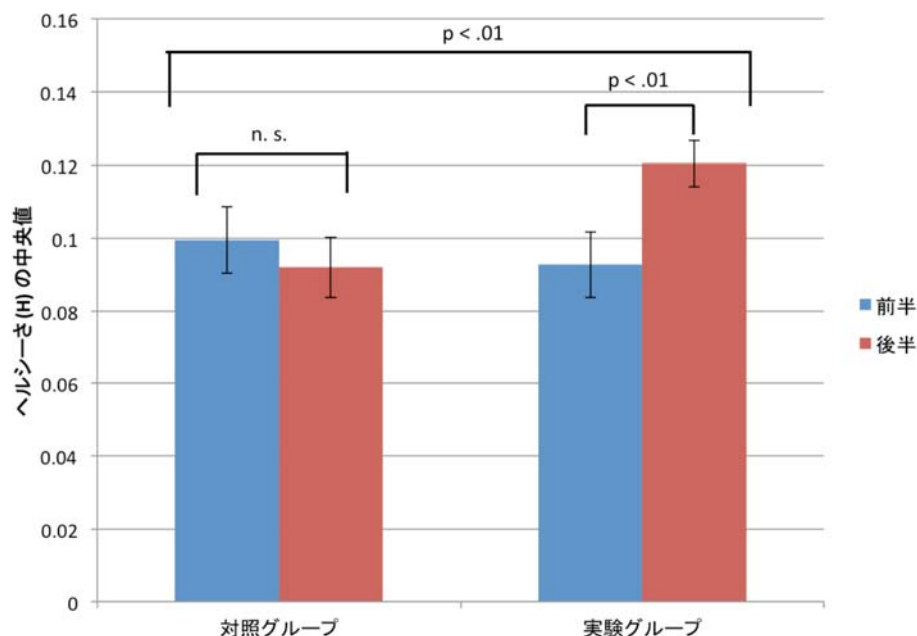


図 4.23 前後半期間におけるヘルシーさ H の中央値

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。

研究者 Q 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 Yumlog：他者評価によるフィードバックのまとめ

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

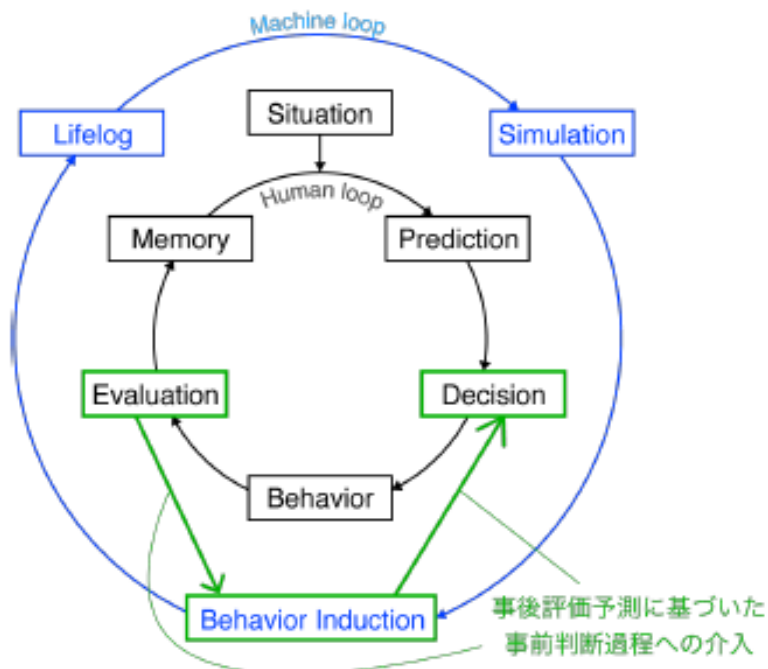


図 4.24 事後評価予測に基づいた事前判断過程への介入

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。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。研究者 V 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。研究者 W 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。

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。研究者 X 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、ドライバの速度超過を抑制するようにした。また研究者 Y 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。

高速道路上のドライバは、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 に設置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、直ちに出発したときに 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(User Interface)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発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、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 で休憩してから出発し、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。

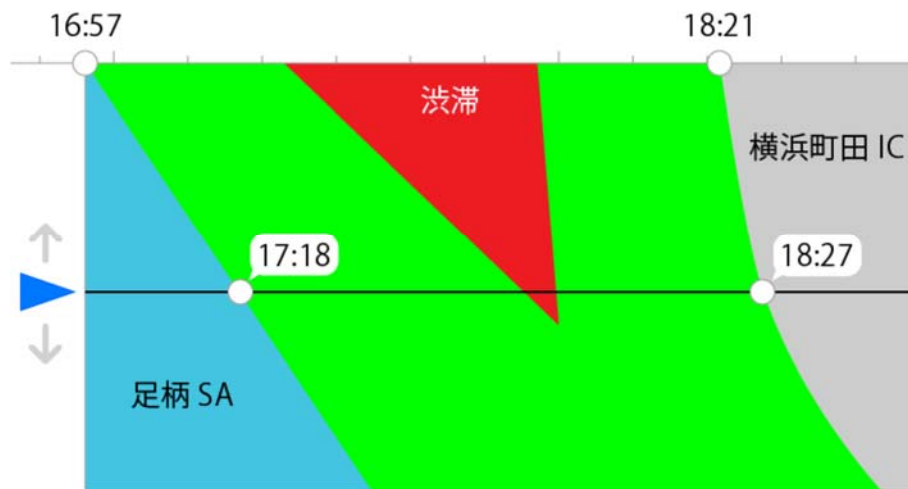


図 4.25 Double Time Scale Diagram

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。

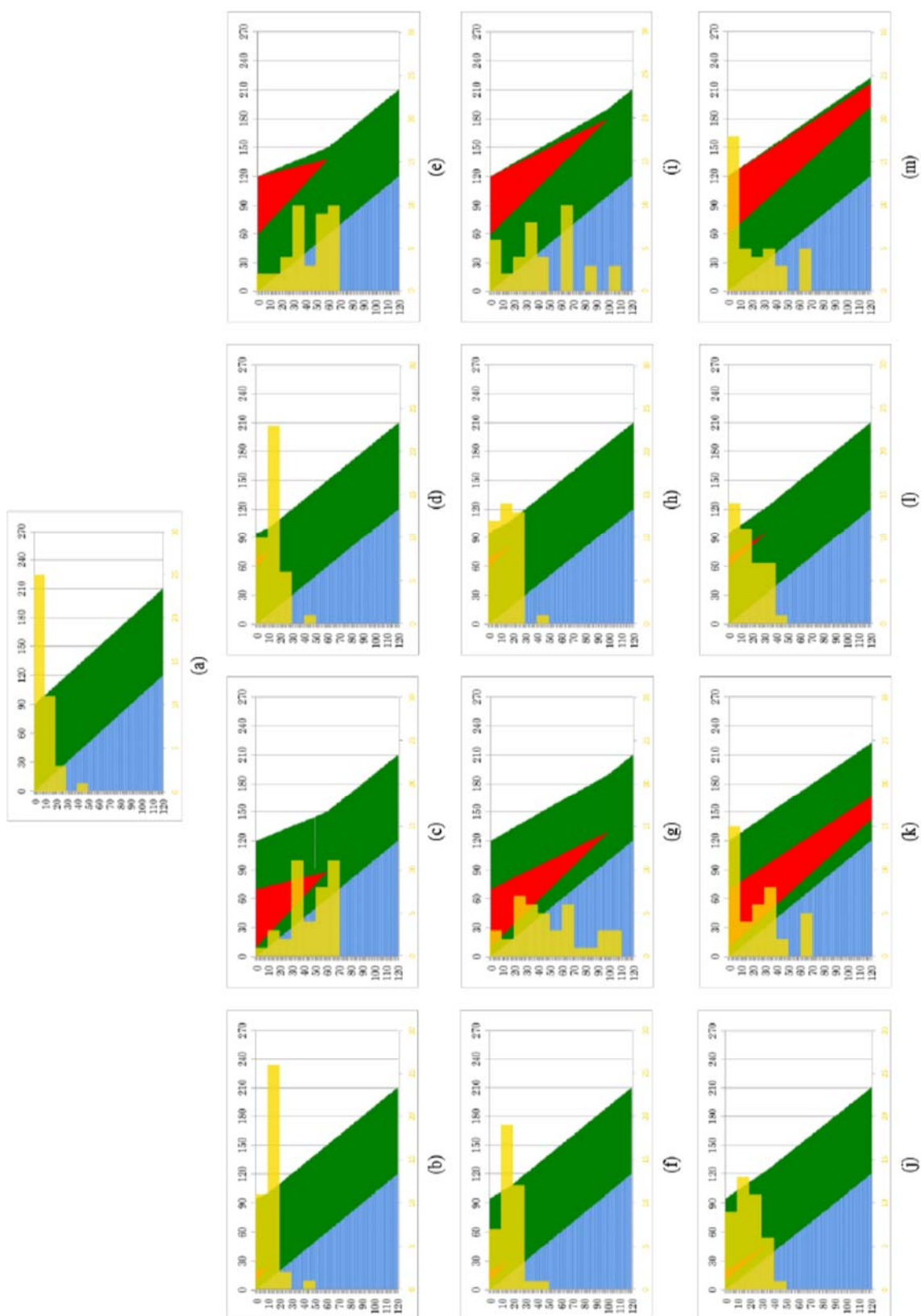


図 4.26 提示パターンと選択した出発時刻の分布(n=40)

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)などを比べると、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。

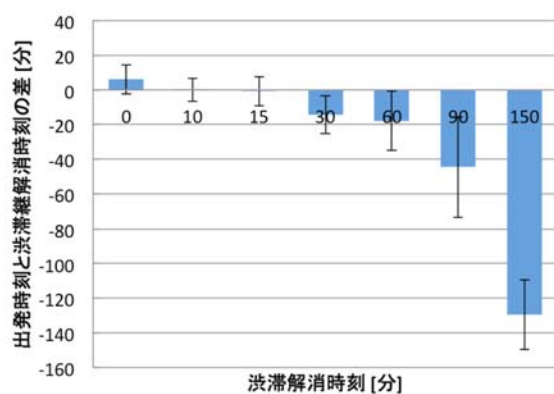


図 4.27 出発時刻と渋滞解消時刻の差(n=40)

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は渋滞が解消する

まで待つから 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。日本高速道株式会社の協力をえて、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。

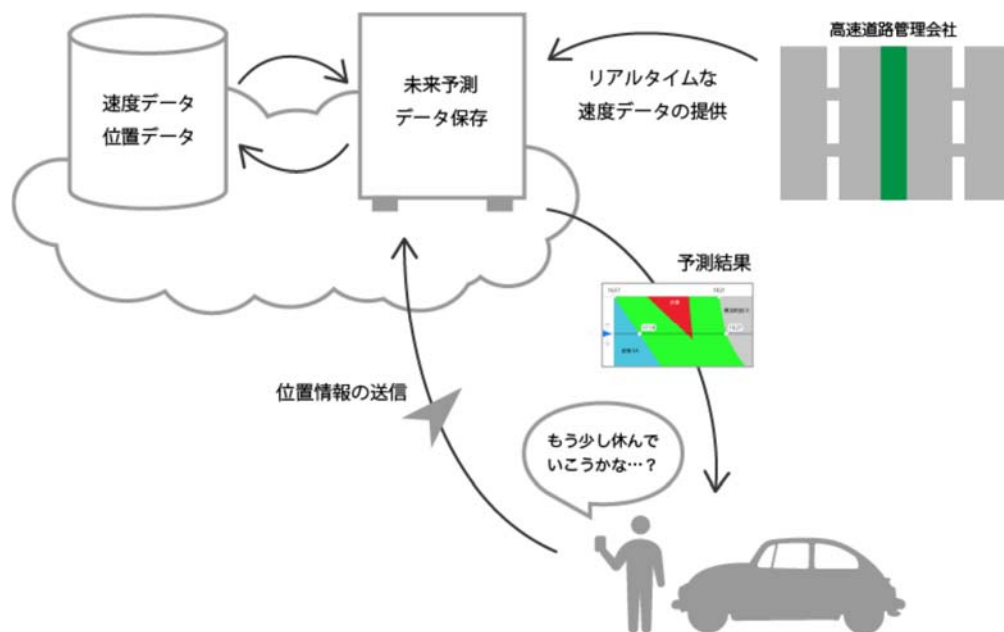


図 4.28 提案システムの概要図

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 2,878,784 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をある程度ならして、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間について行い、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間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、各区間の運転時間は、各区間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間から目的地が終端に存在する区間までの運転時間を累計することで求められる。ただし、出発地点の区間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

高速道路のある区間について、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 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。

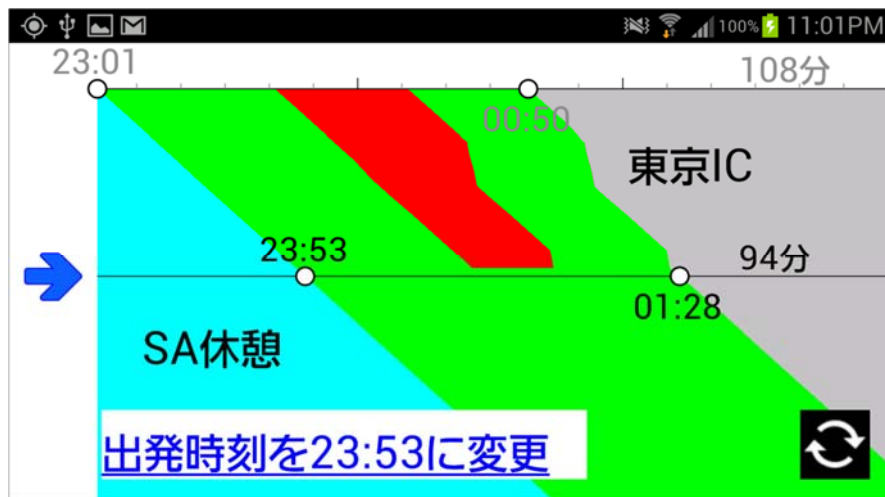


図 4.29 スマートフォンアプリケーションの予測提示画面

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う形を取った。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、

$$\begin{aligned} \text{滞在予定時間} = \\ \text{閲覧前の上出予定時刻} - \text{SA/PA 到着時刻} \end{aligned} \quad (4.23)$$

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

$$\begin{aligned} \text{上出時刻の差} = \\ \text{実際の上出時刻} - \text{閲覧前の上出予定時刻} \end{aligned} \quad (4.25)$$

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、実際の出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く、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 未来予測を利用した運転行動誘発まとめ

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 分程度の出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。本報告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、後に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、健康的な食事をするよう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するよう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、今後の展望である。

第5章 本報告のまとめ

5.1 本研究の成果

本報告では、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。

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、本報告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報告では、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。

VR 技術はコントロール可能な実験室的なクローズな空間で始まった技術であるが、今日ではミュージアム、公共空間、日常生活まで大きくフィールドが広がっている。本報告で報告したフィードバックループを展開していくと、人間と機械の協調だけではなく、おそらく、人間同士、人間と機械、また機械と人間というような相互作用を加えたフィードバックループにまでつながっていく可能性がある(図 5.1)。



図 5.1 交通基盤を例としたフィードバックループ

VR/AR 技術の本質は、人と計算機のフィードバックループを通して、現実と同様の臨場感や直観性をもって計算機で生成された情報体験を可能にすることである。計算機の情報は、人を介してますます実世界に表示されるようになり、実世界の情報はスマートフォンや IoT センサーを使ってますます蓄積されていく。計算機内で情報を適切に処理して、その人の行動に合わせて示してあげることで、人間が単独で行なうよりも適切な行動や判断が可能になる状況が可能になることは本報告で報告したとおりである。そのため、VR 空間の中

だけではなく実空間においても、さまざまな感覚や理解力が拡張された存在となる。蓄積されたデータや機械学習により、計算機の判断が人間に匹敵するあるいは上回りつつあるようになっている現在、AR/VR を組み合わせることで、長期的な観点や社会的な観点から実社会において適切な行動を自然にとることを可能にする社会的な能力の拡張までも可能性を示し始めているのではないかと考えている。