

メンタルヘルスケアのための情動体験を考慮した気分予測 Mood Prediction Reflecting Emotion State to Improve Mental Health

米倉 慎哉[†]
Shinya Yonekura

梶原 祐輔[‡]
Yusuke Kajiwara

島川 博光[‡]
Hiromitsu Shimakawa

1. はじめに

短時間で変化する情動は、その変化の原因がはっきりしていることが多いが、長時間にわたって変化する気分は、その変化の原因がはっきりしない。そのため、いったん、気分が落ち込むと、その回復には手間取ることが多い。近年、日本では多くの若者が日常的に精神的なストレスにさらされており、うつ病などの気分障害に陥るなど、若者のメンタルヘルスが問題となっている。厚生労働省は対策としてメンタルヘルスケアの中でも特に気分障害があらわれる前にセルフケアを実施することを推進している。しかし、メンタルヘルスに問題を抱えている人は自己の精神状態をうまく把握することができず、適切なセルフケアをとれない。また、自己の精神状態が悪いことを把握できたとしても、すでに気分が落ち込んでいる状態ではセルフケアに対して意欲を持つこと自体が困難である。若者のセルフケアを推進するためには、将来的に自己の精神状態が悪くなることを本人の代わりに把握、可視化するツールを開発し、気分が落ち込む前にセルフケアを実施することを、そのツールが本人に促すことが望ましい。我々は、ウェアラブルデバイスを用いて収集した脈拍などの生体情報、気象情報、気分に影響を与える情動をデータベースに蓄積し、それらを用いて未来におけるユーザの気分を予測することを考える。本稿では、実験を通して収集したデータから、気分予測に重要である要素を分析する。本稿では、特に未来のイベントに対する情動が気分に与える影響について着目した。

2. 気分の落ち込みが引き起こす問題

2.1 若者のメンタルヘルス問題とその対策

我々は、家庭、職場、学校など様々な場面で、人間関係が円滑に進まないことや、仕事において社会的責任が求められるなど、多様な精神的ストレスにさらされている。これらの精神的ストレスが長期間かつ過剰にかかることで、気分が落ち込み、うつ病などの気分障害になる可能性が高まる。平成 23 年度時点でうつ病に罹っている人が 95.8 万人、不安障害に罹っている人が 57.1 万人、統合失調症に罹っている人が 71.3 万人にのぼるとされている（厚生労働省：平成 23 年度患者調査）。また、自殺とうつ病による休業、失業によって社会的損失額が 2 兆 7000 億円（厚生労働省、国立社会保障・人口問題研究所）にのぼるとされている。さらに精神的ストレスが原因で自殺する若者も多く、WHO の調査によると、20 代の死因のうち、約 5 割が自殺であることも報告されている [1]。自殺やうつ病などを未然に防ぐには、日々のメンタルヘルスケアが有効であることが一般に知られている。適切なメンタルヘルスケアは以下の手順で行われる。

1. 対象者の精神状態を正確に把握する
2. 1. の情報から原因を推定する
3. 1,2 を踏まえ、適切な対処を行う

しかし、これらの手順を専門家からのサポートを受けることなく実施することは難しい。加えて、専門家がサポートできる人数には限界があり、すべての若者に対してサポートを行うことは難しい。そのため、若者が自分でメンタル・ヘルスの維持・向上を図ることができるよう、専門家の代わりにメンタルヘルスケアをサポートするツールの開発が望まれている。

2.2 気分を変化させる要因

心理学の定義により感情は大きく分けて情動と気分に分けられる。気分は C.T. Eagle [2], Frijida [3] らによると以下の特徴を持つと定義される。

- 長時間持続しながら緩やかに変化する
- 原因や対象がはっきりせず漠然としている

一方で情動は Frijida [3], Sloboda と Juslin [4] らによると以下の特徴を持つと定義される。

- 短時間で激しく変化する
- 情動を変化させる原因が存在する

つまり、気分とはやる気にあふれている、自信がなくなるなどといった漠然とした感情であり、情動とは怒られたから悲しい、褒められたからうれしいなどといった原因が比較的明らかな感情である。Beedie [5] は怒られ続けることで悲しみが募り、自信がなくなるといったような情動の蓄積が気分に影響を与えると述べている。同様に、仕事で大成功したことで上司に褒められ、うれしくなるといったような大きな情動も気分に影響を与えると述べている。このことから日々の情動の蓄積や変化が、気分に影響を与えることがわかる。

2.3 情動の励起プロセス

情動の励起プロセスには諸説存在し、まだ完全に解明されていない。James と Lange [6] は怒られるといった外部刺激によって脈拍があがるなどの生理反応が生じ、その生理反応によって情動が生じるとした。彼らは、脈拍があがることで怒りが生じるなど、ある特定の生理反応がある特定の情動を励起させると述べた。しかし、脈拍があがることで怒りだけでなくうれしいといった情動が生じるなど、同じ生理反応から違う情動が生じることから、Cannon によって否定されている [6]。一方で Schachter [7] は外部刺激によって生理反応が生じた後、現在の状況や置かれている環境に生理反応が起こった原因を無意識的に求めることが情動を励起させるという情動二要因理論

[‡]立命館大学情報理工学部

[†]立命館大学大学院理工学研究科

を提唱した。この理論の中でシャクターは情動の発生には生理反応だけではなく生理反応とその原因を認知することの両方が必要であると述べた。また、Lazarus[8]はある刺激に対する状況の解釈やその刺激に対する評価を意識下で行う、認知的評価によって情動は発生すると述べた。認知的評価には一次的評価と二次的評価の二種類が存在する。一次的評価とはある刺激が自分に対して脅威であるか、肯定的であるかといった自己との関係性に対する評価である。二次的評価とはある刺激に対して対処が可能であるか、どう対処するかといった未来に生じるであろうストレスに対する評価である。まず、刺激に対して一時的評価が行われ、次に刺激が脅威であった場合に二次的評価が行われる。このとき、評価はその人に蓄積された経験に基づいた状況判断によって行われる。仕事がその人にとって楽しいものであったならば「楽しい」といった正の情動が励起されるが、仕事がつらいものである場合、仕事に割ける時間や自分の能力などからその仕事に対処可能であるかといった未来のストレスに対する評価が行われ、「哀しい」といった負の情動が励起される。さらに Valins[9]の実験によって認知的評価は外部刺激だけではなく思い出し笑いなどの内部刺激に対しても行われることがわかった。本稿ではラザルスの理論によって情動が発生するものとする。

2.4 気分を予測する研究

現在までに、情動を取得する研究及び、未来における気分の落ち込みをシステムが予想し、気分の落ち込みをユーザに可視化することで、ユーザのこころの健康の把握を補助する研究がなされている。C. Katsimerou[10]らは自己の感情や状況を語っている場面を抽出した動画群である VAM データベースと日常生活の中で感情が表出した場面を収集した HUMAINE データベースをそれぞれ被験者に見せることで外部刺激を被験者に与えた。その際に表情に表出した情動の時間的変化から気分を予測する手法を提案している。この手法は情動から未来の気分を予測できることを示しているが、表情の時間的変化を日常生活で検知することは難しい。また、予測精度が 60%と十分な精度には至っていない。Wu[11]らは呼吸信号の変化の規則性から愛、哀しみ、喜び、怒り、恐怖の 5 つの情動を推測する手法を提案している。推定精度は 80%と高いが、呼吸信号の取得は日常的に行えるものではない。片岡[12]らはタブレット端末上にワクワク、いらいら、不安、安心を表す 4 事象マトリクスを表示し、プロットするだけで現在の情動を測定する KOKORO スケールを提案している。この手法を用いれば情動を日常生活で取得することが容易になる。Z. Li[13]らは脳由来神経栄養因子を分析することで双極性障害を予測できることを示している。しかし、脳由来神経因子の分析には高価な専用機器が必要である。日常生活でメンタルヘルスクエアを行うためには、安価でかつ一般家庭に導入可能な機器で、気分が予想されなければならない。梶原[14]らは高齢者を対象として安価でかつ一般家庭に導入可能なウェアラブルセンサから取得した生体情報と気象データを用いて気分を予測する手法を提案している。生体情報として脈拍、体重、血圧を一日一回測定している。気象情報として一日の最高気温、最低気温、平均気温、日照量を使用している。気分を予測する上で体脂肪、最高

血圧、日照量が重要であることを示唆している。一方で、予測精度が約 60%であり、未だ十分な精度には至っていない。また気分に影響を与える原因の特定については言及されておらず、適切なセルフケアの提案を行うことが出来ない。

3. 気分予測によるセルフケア

3.1 セルフケアを推進するシステム

本研究では、メンタルヘルスの問題を自己管理できるようにするために、本人が変わって未来の気分を予測し、落ち込みが起こりそうであれば、セルフケアを本人に促すツールの開発を目指す。未来の気分の落ち込みを予測するシステムの運用方法を図 1 に示す。特に、本論文では既存研究[14]で用いた生体情報と気象情報に、新たに特定の刺激に対する認知的経路で生じた情動を加え、未来の気分を予測する手法を提案する。情動から未来の気分を予測できることを示した既存研究[10]にもとづき、情緒が気分にかかる影響を与えるかを調べる。本研究では、情緒はそれを左右するイベントを媒体として取得する。

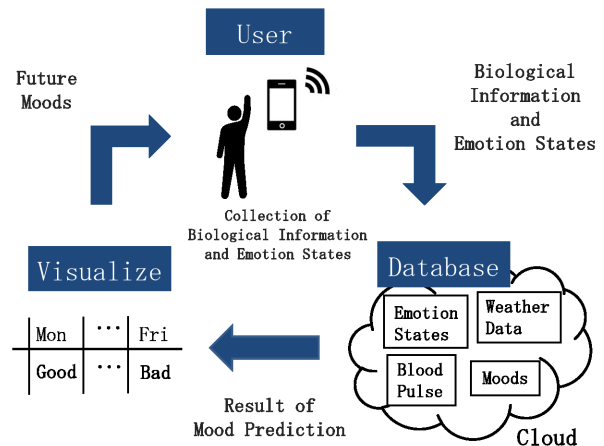


図 1: システム運用図

ユーザがウェアラブルセンサによって取得した生体情報を毎日クラウドにアップロードすることで個人用のデータベースを構築する。ここでいう生体情報とは睡眠時の脈拍、覚醒時の脈拍、気分、情動のことである。データベースに蓄積された生体情報と気象情報から未来の気分の落ち込みを予測する。気分を予測することでユーザに気分の落ち込みを早期に把握させ、また気分に影響を与える要因を明らかにすることで、適切なセルフケアを提案する。以上によってメンタルヘルスを個人で管理できるツールの実現を目指す。次に気分を予測する手法の全体図を図 2 に示す。

生体情報としてウェアラブルセンサを用いて覚醒時の脈拍・睡眠時の脈拍を取得する。次に情動を以下の手順で取得する。まず、スマートフォンにインストールしたスケジュールアプリにイベント入力する。次にイベントが起こる 3 日前と 1 日前に、ポップアップを用いてユーザにイベント名を通知する。ラザルスの理論通り、認知的評価で情動が発生するとすれば、まずイベントを認知することでそのイベントに対する評価が行われる。この

認知的評価によって情動が励起され、ユーザがその出来事に対してどのような事前期待をもっているかが取得できると考える。旅行についてのポップアップによって認知的評価が励起された場合、「楽しい」や「嬉しい」といった肯定的な評価が行われ、正の情動が励起すると考えられる。正の情動が蓄積されていくことで旅行に対する事前期待が大きくなり、気分が良くなると考える。また、課題の進み具合など 3 日前と 1 日前ではイベントに関する状況が変化する。それに伴いイベントに対する認知的評価も変化するため、情動の変化量が取得できる。3 日前では課題量と残り日数から対処可能と判断したが、1 日前では残り日数が足りず対処不可能と判断し、イベントに関する情動は 3 日前より負の値を取ると考えられる。このようにイベントに関するポップアップによって励起される情動を取得することで既存研究 [7] で考慮されていなかった気分に影響を与える要因を取得できる。また 3 日前と 1 日前における情動を取得することで情動の蓄積や情動の変化量を考慮することができる。今回はユーザへの負担を考慮して 3 日前と 1 日前に情動を取得することとした。以上の方法で取得した生体情報・気象情報・情動を説明変数、未来の気分を目的変数として機械学習アルゴリズムに入力し、予測器を作成する。予測した気分から未来の気分の落ち込みを早期発見し、ユーザに早期可視化することでセルフケアへの意欲を喚起する。また取得した情動から気分により影響を与えるイベントを特定し、ユーザに提案することでメンタルヘルスの補助を行う

3.2 生体データの取得

生体データとして覚醒時の脈拍・睡眠時の脈拍・気分・気象情報を用いる。生体データの収集としてウェアラブルデバイスを使用した。情動の励起プロセスであげたような刺激に対する生理反応として脈拍の変化があげられるため覚醒時の脈拍に着目した。また気分障害の初期段階として睡眠障害が引き起こされることから睡眠時の脈拍に着目した。気象情報として日照量、平均気温、最低気温、最高気温を気象庁のオープンデータから取得する。既存研究 [14] で気分予測と日照量が関係しているということで気象情報を用いた。次に、ユーザに一日の気分を評価してもらう。気分の評価は KOKORO スケール

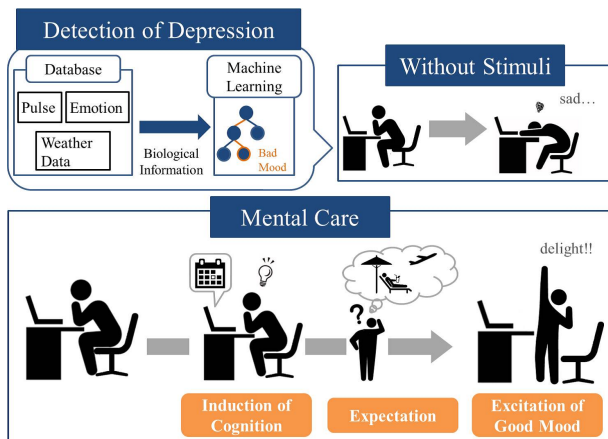


図 2: 手法全体図

[12] を改変したものをを用いる。KOKORO スケールとは Rolls[15] の感情モデルを基とした不安・安心を x 軸、ワクワク・だらだらを y 軸とした 4 事象マトリクスである。KOKORO スケールにおいて y 軸は正の方向がワクワク、負の方向がイライラであったが Rolls の感情モデルに従ってイライラを「将来に対する期待感がない状態」を表すためにだらだらに変更した。これを android 上に表示し、ユーザにプロットしてもらうことで気分の評価を行う。気分の評価にはアンケートを使用するのが有効であるが、アンケートは記入項目が多くユーザへの負担が大きくなる。そのため今回はユーザの負担を軽減するために KOKORO スケールを使用した。

3.3 情動の取得

情動の取得には図 3 のような KOKORO スケールを基に基本的な情動である楽哀を x 軸、喜怒を y 軸とした 4 事象マトリクスを用いた。

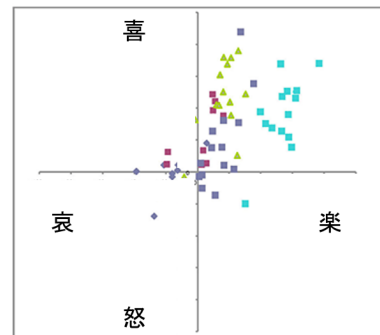


図 3: KOKORO スケールを基とした 4 事象マトリクス

これを android 上に表示し、プロットしてもらうことでユーザの情動を測定する。ユーザにスケジュールアプリを用いて 1 週間後までのイベントを入力してもらう。今回の実験ではイベントが起こる 3 日前の時点での情動を取得したいため 1 週間おきにイベントを入力してもらった。入力してもらうイベントは輪講・バイト・余暇・サークルに限定する。今回の実験では大学生を対象としたため一般的かつ頻度の高いイベントとして上記の 4 つを採用した。輪講やバイトに関しては負の情動が、余暇やサークルからは正の情動が取得できると予測できる。また 4 つのイベントの中から最も情動の絶対値が大きいものを情動最大値として取得した。情動の絶対値が一番大きいものを取得することでその日に生じた最も大きな情動を取得することができる。本手法では、事故や友人との会話といった突発的なイベントによって引き起こされる情動に関しては取得することが困難なため除外する。入力してもらったイベントが起こる 3 日前と 1 日前に android 上にイベント名をポップアップで表示する。ポップアップを表示することによってユーザに外部刺激を与え、未来のイベントに対する認知的評価を励起させる。ポップアップを見たユーザはイベントに対する情動を android 上にプロットする。これにより 3 日前と 1 日前のイベントに対する事前期待を取得することができる。3 日前と 1 日前の各情動を取得することで、状況の変化によって生じる情動の変化量や蓄積を考慮することができる。

3.4 気分予測モデルの作成

本手法では、入力が生体データと情動、出力が未来の気分である教師あり学習を用いることで、気分予測モデルを作成する。教師あり学習とは、与えられた複数の入出力のペアを訓練データとして学習させておくことで、与えられた入力に対する出力を決定する特性を持つアルゴリズムである。このため、生体情報と情動から未来の気分を予測する本手法において有効である。ここで、説明変数は生体情報、情動、気象情報とし、目的変数は 1 日後から 7 日後までの気分とする。よって、生体情報・気象情報・情動と未来の気分の組み合わせを学習させておくことで入力が与えられた際の 7 日後までの気分が予測できる。

4. 実験

4.1 実験方法と目的

情動を考慮した新たな気分予測モデルの予測精度を検証と、気分を与える影響を特定するために実験を行った。被験者は男性 1 名、女性 1 名の大学生であった。被験者をそれぞれ man, woman とする。実験期間は 10 月 27 日から 12 月 27 日までの二ヵ月間とした。脈拍を測定するためにセイコーエプソン株式会社製脈拍計測機能付き活動量計 PS-100BL を一日中装着してもらった。ただし入浴時など装着できない場合は測定を中断した。気象情報として気象庁のオープンデータから平均気温、最高気温、最低気温、日照量をそれぞれ取得した。被験者にそれぞれ android 端末である Xperia z3 compact を 1 台ずつ持たせた。1 週間前までに分かっているイベントを android にインストールされた google カレンダーに登録する。3 日後のイベントは 18 時、1 日後のイベントは 16 時にそれぞれ android 上にポップアップを表示する。ポップアップを確認した時点での情動を android 上の 4 事象マトリクスにプロットしてもらう。その日の気分を 16 時から 18 時までの間に android を用いて改変した KOKORO スケールにプロットしてもらい評価する。情動を入力する際、3 日後のイベントは 18:00、1 日後のイベントは 16:00 にそれぞれ評価するように時間を指定したのは、比較的外部刺激の少ない時間帯であることと、それぞれのイベントに対する評価を独立して行うためである。旅行に対する情動を入力する際に、同時に課題に関する情報を通知した場合、取得できる情動が変化する恐れがあると考えたために、各イベントの評価は時間を空けて行うように指定している。

4.2 実験評価

2 人の被験者に対して、余暇・バイトに対する情動、余暇 x ・余暇 y ・バイト x ・バイト y 、余暇・サークル・バイト・輪講の中での情動最大値、 Ex ・ Ey 、3 日前と 1 日前との情動の差、 Ex_3 、 Ey_3 、7 日後までの気分、 Mx_t 、 My_t ($t = 1, 2, 3, \dots, 7$) を使用して相関を求めた。7 日後までの気分と相関の高い要素を調べることでどのイベントが気分に影響を与えているのかを特定できる。情動と気分はそれぞれ 0 を抜いた +5 から -5 までの 10 段階の値として扱った。情動を表す 4 事象マトリクスの x 軸 (哀・楽) における最大の絶対値を Ex 、 y 軸 (怒・喜) における最大の絶対値を Ey とする。また、気分を表す 4 事象マトリクスの x 軸 (不安・安心) における 7 日後までの

気分を Mx_t 、 y 軸 (抑うつ・ワクワク) における 7 日後までの気分を My_t とする。今回サークル・輪講に関する情動はサンプル数が少なかったため Ex 、 Ey を求める際にのみ使用した。次にランダムフォレストアルゴリズムを用いて気分予測のモデルを作成した。ランダムフォレストは教師あり学習であり、ランダムに選択した学習データから複数のサンプルセットを作成するブートストラップサンプリングを行い、アンサンブル学習を行うアルゴリズムである。ノイズに強く、多次元の説明変数が与えられた際に発生しやすいバリエーションを低減させることから説明変数にノイズが発生しやすく、多次元の説明変数を使用する本手法において有効である。この際、 Mx_t 、 My_t を予測する目的変数とし、平均脈拍、ABP、最高脈拍、BP(max)、最低脈拍、BP(min)、脈拍標準偏差、STBP、睡眠時平均脈拍、SABP、睡眠時最高脈拍、SBP(max)、睡眠時最低脈拍、SBP(min)、睡眠時脈拍標準偏差、STSBP、睡眠時間、ST、平均気温、ATP、最高気温、TP(max)、最低気温、TP(min)、日照量、IS、 Ex 、 Ey を用いて Mx_t 、 My_t を予測する決定木を作成した。説明変数のうち 1 つでも欠損値がある場合、その日のデータは入力として使用しなかった。今回予測する Mx_t 、 My_t はダミー変数を用いて x 軸、 y 軸の正負の値をそれぞれ「良い」、「悪い」の質的変数として扱った。また、情動を説明変数に加えることでどれほど精度が向上したかを検証するために上記の説明変数から情動最大値のみを抜いた場合の学習器機も作成し、情動がある場合の学習器機と比較した。これにより情動が気分の予測に重要であることを示す。また気分を予測する際に有効な変数を調べるために変数の寄与度を算出した。寄与度の算出は気分を予測するモデルを構築する際に各変数を抜いた場合、どれほど予測精度が低下するかに基づいている。これにより予測精度を高める変数を推定できる。予測精度の評価指標として適合率 P と、 P と再現率 R の調和平均である F 値を用いた。

$$F = \frac{2 * P + R}{P + R}$$

適合率は全体の出力結果のうち正しい出力結果の割合である。再現率は全体の出力結果のうち実際に出てきた結果の割合である。そのためこの 2 つの調和平均である F 値は、気分予測の精度を検証するために有効な指標であるといえる。leave-one-out 交差検証法を用いて予測精度の検証を行った。leave-one-out 交差検証法は標本群から 1 つをテストデータ、それ以外をトレーニングデータとして選び検証を行う。これを全標本が 1 回ずつテストデータになるまで繰り返す手法である。これによってサンプル数が少ない場合においても、多くのテストデータとトレーニングデータの組み合わせを確保することができるため汎化性能を検証できる。leave-one-out 交差検証に使用できたサンプル数は 20 であった。

4.3 実験結果

man と woman における Mx_t ($t = 1, 2, 3$) (不安, 安心)、 My_t ($t = 1, 2, 3$) (だらだら, ワクワク) と各イベントに対し 3 日前と 1 日前に生じた情動との相関を表 1、2 にそれぞれ示す。

表 1 をみると man において気分 x (不安・安心) に関してはバイトが近づくにつれ無相関に近づいているが、気

表 1: man における情動と気分との相関

| イベント | 情動 | 日時 | 気分 x | 気分 y |
|------|----|------|--------|--------|
| バイト | x | 3 日前 | -0.351 | -0.047 |
| | | 1 日前 | -0.123 | -0.343 |
| | y | 3 日前 | -0.516 | -0.273 |
| | | 1 日前 | -0.352 | -0.652 |
| 余暇 | x | 3 日前 | 0.463 | 0.837 |
| | | 1 日前 | -0.460 | 0.690 |
| | y | 3 日前 | -0.071 | 0.333 |
| | | 1 日前 | 0.683 | 0.742 |

表 2: woman における情動と気分との相関

| イベント | 情動 | 日時 | 気分 x | 気分 y |
|------|----|------|--------|--------|
| バイト | x | 3 日前 | 0.101 | -0.145 |
| | | 1 日前 | 0.174 | -0.093 |
| | y | 3 日前 | -0.002 | -0.338 |
| | | 1 日前 | 0.312 | -0.237 |
| 余暇 | x | 3 日前 | 0.241 | 0.554 |
| | | 1 日前 | -0.32 | -0.136 |
| | y | 3 日前 | -0.086 | 0.418 |
| | | 1 日前 | 0.034 | 0.386 |

分 y(だだら・ワクワク) に関しては負の相関が大きくなっており、気分と事前期待とが一致していないことがわかる。また余暇に対してはほとんどに強い正の相関があらわれており、気分と事前期待との一致性が高いことがわかる。特に、3 日前における気分 y(だだら・ワクワク) と余暇 x(哀・楽) とに強い正の相関があらわれていることがわかる。表 2 をみると woman においてはバイトに関してはいづれもイベントが近づくにつれ相関が高まっており、バイトに対する事前期待と気分が一致していくことがわかる。余暇においてはそのほとんどに正の相関があらわれており、気分と事前期待との一致性が高いことがわかるが、不安・安心と余暇 y(喜・怒) には相関があらわれなかった。また man と同じく 3 日前におけるだだら・ワクワクと余暇 x(哀・楽) とに強い正の相関があらわれていることがわかる。

次に、man, woman における Mx_t, My_t を予測した際の F 値をそれぞれ表 3, 4 に示す。

表 3: man における Mx_t, My_t を予測した際の F 値

| Mx_t | f | f_n | My_t | f | f_n |
|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
| Mx_1 | 0.310 | 0.286 | My_1 | 0.394 | 0.394 |
| Mx_2 | 0.438 | 0.299 | My_2 | 0.571 | 0.571 |
| Mx_3 | 0.725 | 0.825 | My_3 | 0.643 | 0.560 |
| Mx_4 | 0.379 | 0.419 | My_4 | 0.429 | 0.429 |
| Mx_5 | 0.646 | 0.588 | My_5 | 0.444 | 0.444 |
| Mx_6 | 0.375 | 0.371 | My_6 | 0.444 | 0.444 |
| Mx_7 | 0.293 | 0.348 | My_7 | 0.482 | 0.482 |
| Ave | 0.452 | 0.448 | Ave | 0.487 | 0.475 |

表 4: woman における Mx_t, My_t を予測した際の F 値

| Mx_t | f | f_n | My_t | f | f_n |
|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
| Mx_1 | 0.411 | 0.458 | My_1 | 0.455 | 0.455 |
| Mx_2 | 0.459 | 0.459 | My_2 | 0.304 | 0.304 |
| Mx_3 | 0.524 | 0.524 | My_3 | 0.391 | 0.391 |
| Mx_4 | 0.227 | 0.227 | My_4 | 0.342 | 0.267 |
| Mx_5 | 0.294 | 0.333 | My_5 | 0.438 | 0.675 |
| Mx_6 | 0.764 | 0.764 | My_6 | 0.409 | 0.409 |
| Mx_7 | 0.333 | 0.333 | My_7 | 0.250 | 0.294 |
| Ave | 0.430 | 0.443 | Ave | 0.370 | 0.399 |

f は Ex, Ey を入れた場合の F 値, f_n は Ex, Ey を抜いた場合の F 値である。表 3 より man においては Mx_t を予測した際の f の平均が 0.452, f_n の平均が 0.448, My_t を予測した際の f の平均が 0.487, f_n の平均が 0.475 となり Ex, Ey を入れた方が高くなった。表 4 より woman においては Mx_t を予測した際の f の平均が 0.430, f_n の平均が 0.443, My_t を予測した際の f の平均が 0.370, f_n の平均が 0.399 となり Ex, Ey を抜いたほうが精度が高くなった。また予測精度が 50% を超えている場合において寄与度が高かった変数、上位 3 つずつを表 5 に示す。

表 5: 気分を予測した際の変数の寄与度

| 被験者 | 気分 | 1 位 | 2 位 | 3 位 |
|-------|--------|---------|----------|---------|
| man | Mx_3 | SABP | SBP(min) | Ex |
| | Mx_5 | Ex | IS | TP(min) |
| | My_2 | Ey | STBP | ABP |
| | My_3 | IS | Ex | BP(max) |
| woman | Mx_3 | ABP | IS | STBP |
| | Mx_6 | ATP | SABP | Ey |
| | My_5 | TP(max) | STBP | TP(min) |

表 5 より man, woman に共通して IS と STBP の寄与度が高いことがわかる。また、man においては全体的に情動の寄与度が高いことがわかるが、woman においてはあまり情動の寄与度は高くなかったことがわかる。

5. 考察

woman において情動を入れた場合の方が情動を抜いた場合より予測精度が低くなったのは、情動と気分との間に強い相関があらわれなかったことから余暇、バイトに対する情動が未来の気分と与える影響が小さいためと考えられる。表 5 をみると実際に woman において気分を予測する際に情動の寄与度が高くないことがわかる。余暇 y(怒・喜) と気分 y(抑うつ・ワクワク) との間に相関があるが、これは怒りという情動が余暇に対してあらわれなかったため正の相関がで表れやすくなったためだと考える。逆に man において情動を入れた場合の方が情動を抜いた場合より予測精度が高くなったのは、余暇に対する情動が未来の気分と影響を与えていたためと考えられる。特に表 3 をみると My_3 を予測した際の f 値

が高くなっていることがわかる。これは表1において余暇 x と My_3 との間に強い正の相関がみられたことから「楽しい」という事前期待が未来の気分に影響を与えたためである。また、表5をみると My_3 を予測した際の Ex の寄与度が高いことがわかる。このことから man においては余暇といった事前期待が高くなるようなイベントに対する情動を気分予測モデルに適応することで精度が向上できると考えられる。また、man と woman とで情動が気分に与える影響に違いがみられたのは性差や性格が関わっていると考えられる。表5をみると man においては気分を予測する際に、情動の寄与度が全体的に高いことがわかり情動が気分に直接影響を与えやすい性格であったことが考えられる。また、man, woman に共通して IS と STBP の寄与度が高いことから気分を予測する際にその日の天気や脈拍の安定性といった要素を取り入れることで気分予測の精度がこうじょうできると考えられる。既存研究 [14] では気分の予測には最低でも4か月のサンプルが必要とされているが、本実験では欠損値が多く存在するため3週間分のサンプルしか集めることができず、F値の精度にばらつきがでたと考える。

6. おわりに

本論文では、若者のメンタルヘルスの落ち込みを予測し、本人に早期通知することでセルフケアを促進するシステムの開発のために、未来の気分を生体情報、情動、気象情報から予測する手法を提案した。男性被験者においては情動を気分予測モデルに入力として追加した状態で「不安・安心」を予測した場合のF値の平均は0.452、「だだら・ワクワク」を予測した場合のF値の平均は0.487となり情動を追加しなかった場合よりも精度が向上した。特に「だだら・ワクワク」という気分を予測する際には、事前期待が高い余暇といったイベントに対する情動を気分予測モデルに入力として追加することで精度が向上できる。反対に女性被験者に関しては情動を追加しなかった場合の方が気分予測精度が高かった。これらの違いは被験者の性差や性格によるものだと考えられる。今後の課題として、気分の「良い」「悪い」に直接結びつくような気分の評価方法を取り入れ、予測結果の妥当性を長期的な実験によって検証する必要がある。また、情動が気分に影響を与えることがわかったが、性差や性格によって影響が異なるためこれらを考慮した比較実験を行うことが必要だと考える。さらに今回は情動をそのまま変数として使用したため、重みづけを行うなど、より効果的に機械学習に組み込む方法や、サンプル数の少なさから精度にばらつきが出たと考えられるため、欠損値をどう埋めるかをそれぞれ考える必要がある。

参考文献

- [1] 10 FACTS ON MENTAL HEALTH - Mental health: a state of well-being (Report). WHO. (2014-08).
- [2] Eagle, Charles Thomas. "Effects of existing mood and order of presentation of vocal and instrumental music on rated mood responses to that music." Bulletin of the Council for Research in Music Education, No.32, pp.55-59 (1973)
- [3] Frijida, N.H. "The law of emotion, American Psychologist, " Vol.43 (1988), pp.349-358
- [4] Sloboda, John A., and Patrik N. Juslin. "At the interface between the inner and outer world." Handbook of music and emotion (2010): 73-97.
- [5] Beedie, Christopher, Peter Terry, and Andrew Lane. "Distinctions between emotion and mood." Cognition & Emotion 19.6 (2005): 847-878.
- [6] Cannon, Walter B. "The James-Lange theory of emotions: A critical examination and an alternative theory." The American Journal of Psychology(1927): 106-124.
- [7] Schachter, Stanley. "The interaction of cognitive and physiological determinants of emotional state." Advances in experimental social psychology1 (1964): 49-80.
- [8] Lazarus, Richard S. "Psychological stress and the coping process." (1966).
- [9] Valins, Stuart. "Cognitive effects of false heart-rate feedback." Journal of personality and social psychology 4.4 (1966): 400.
- [10] Katsimerou, C., Heynderickx, I., & Redi, J. Predicting mood from punctual emotion annotations on videos.
- [11] Wu, Chi-Keng, Pau-Choo Chung, and Chi-Jen Wang. Representative segment-based emotion analysis and classification with automatic respiration signal segmentation. Affective Computing, IEEE Transactions on 3.4 (2012): 482-495.
- [12] 片岡洋祐, and 武坂寿夫. "気分の動きをみる新しい技術「KOKORO スケール」."自動車技術 66.12 (2012): 86-90.
- [13] Li, Zezhi, et al. "Brain-derived neurotrophic factor levels and bipolar disorder in patients in their first depressive episode: 3-year prospective longitudinal study." The British Journal of Psychiatry 205.1 (2014): 29-35.
- [14] 梶原祐輔, et al. "疾病予防のための生体情報と気象情報を用いた気分予測システム." 電気学会論文誌. C 135.6 (2015): 570-579.
- [15] E.T.Rolls : A theory of emotion , and its application to understanding the neural basis of emotion , Neural and ChemicalControl , pp.325-344 , Japan Scientific Societies Press , 1986