

モデルベース回想法における心拍変動分析

Heart Rate Variability Analysis in Model-based Reminiscence

板橋和希^{1*} 森田純哉¹ 平山高嗣² 間瀬健二² 山田和範³

Kazuki Itabashi¹, Junya Morita¹, Takatsugu Hirayama², Kenji Mase², and Kazunori Yamada³

¹ 静岡大学

¹ Shizuoka University

² 名古屋大学

² Nagoya University

³ パナソニック株式会社

³ Panasonic Corporation

Abstract: メンタルヘルスケアとして用いられる回想法の問題として個人間での効果の差異、感情の統制が困難であることが指摘される。著者らは適切な回想支援を実現するため、認知アーキテクチャACT-Rにより構築した自伝的記憶のモデルと生理指標を組み入れた写真スライドショーシステムを開発している。本稿では、スライドショー閲覧中における心拍変動分析を実施し、バイオフィードバックによるモデルの挙動の変化及びスライドショーの閲覧を通しての心拍変動の変化について明らかにした。

1 はじめに

近年、うつ病や認知症などの精神疾患を抱える患者が大幅に増加している。これは日本社会が抱える問題の一つとなっており、精神疾患を抱える患者の支援を行うことが求められている。回想法 (reminiscence therapy) は、精神疾患を抱える患者へのメンタルヘルスケアとして用いられている支援法の一つである。記憶の回想によって懐かしさを覚えることは、ポジティブな感情の生起、自己肯定感の維持・向上、社会的絆の強化、人生の意味付けといった機能を有しており、精神疾患患者が心理的な安定や人生を肯定的に受け入れることを手助けする [1]。

しかし、記憶の回想によって想起される内容はそれぞれ個人が保有する記憶であり、記憶に伴う感情の統制が困難であること、個人によって刺激の効果が異なることが問題として指摘されている [2]。これらの問題を解消するには、回想法の実施者が対象者の自伝的記憶を十分に把握すること、またユーザの心理状態を把握しフィードバックすることによって適切に刺激提示を調整する必要がある。

これらの問題を回避するために森田らは ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational) [3] を用いて構築した自伝的記憶のモデルによって連想記憶を行うモ

デルベース回想法の提案を行った [4]。ACT-R とは人間の認知プロセスをシミュレーションするためのフレームワークである。人間の脳部位を模した複数のモジュールから構成される。そのうちの宣言的モジュールにユーザ個人が保有する写真を搭載することで、過去の記憶に関するユーザの連想記憶のプロセス (すなわち回想) を表現し、個人間の刺激の効果の差異を解消した回想支援を行った。

ACT-R のデフォルトのモデルでは宣言的モジュールからの記憶の検索において、学習と忘却の効果のみが働くことで、繰り返し同じ記憶が連想される反芻的な振る舞いが出現する [5]。このデフォルトの振る舞いに対して、森田らのモデルでは直近の記憶の抑制や宣言的知識のノイズパラメータに高い値を付与することで短期記憶への検索の集中を解消し、健常者の記憶連想プロセスを表現した。

さらに、著者らは Dancy らの研究 [6] で提案された ACT-R と生理指標の結合モデルを用いることで、モデルベース回想法にユーザ自身の潜在的な内部要因をモデルに含めた。Dancy らは、ACT-R の宣言的知識のノイズパラメータと生理指標との対応を指摘する。宣言的知識のノイズパラメータ値に心拍変動計測より推測したユーザのストレス状態をフィードバックすることで自伝的記憶のモデルに情動状態を反映させ、感情の統制を狙った写真スライドショーシステムを構築した [7]。この生理指標を加えたモデルベース回想法では、

*連絡先: 静岡大学

〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: itabashi.kazuki.15@shizuoka.ac.jp

ユーザがストレス状態にあるときに反芻的な写真提示が行われ、ユーザがリラックスした状態にあるときに多様な写真が提示されることになる。

上記著者らの先行研究では、2名の実験参加者に対して、ランダム提示条件及びモデルベース提示の2条件（生体フィードバック有無）の計3条件の写真スライドショーを閲覧させる実験を実施し、モデルベース回想法の効用を検討した。結果、モデルベース回想法における生体フィードバックの有無に関する評価については、それぞれの実験参加者に個人差が見られた。実験参加者の一方はモデルベース提示の2条件を区別せずに評価したのに対し、他方の参加者は生体フィードバックの有無でスライドショーへの興味に差を見せた。また後者の実験参加者からは、生体フィードバック無のモデルベース提示条件における反芻的な写真提示に対してストレスを示す発話が観察された。

反芻的振る舞いは抑うつ傾向が高い人には抑うつ気分を持続・増長させる要因となり、抑うつ傾向が低い人には抑うつ気分を軽減することが明らかになっている [8]。このような知見を踏まえれば、著者らの研究において観察された個人差も、参加者の抑うつ反芻傾向を原因としている可能性が考えられる。そこで反芻的な写真提示に対してストレスを感じている様子を示した実験参加者1名に対し、追加調査を行うことでモデルベース回想法に対する個人傾向と対象者の気分状態との関連について検討を行った [9]。本稿では、追加調査において記録された心拍データに対して心拍変動分析を実施し、閲覧を通しての心理状態の変化及び生理指標とモデルの対応付けによる挙動の変化について検討を行う。以下の2節では本研究において利用した生理指標連動型モデルベース回想法について示し、3節では本研究において実施した実験の手続きを示す。4節では、心拍変動分析の結果を示し、5節にて本稿のまとめと今後の展望を述べる。

2 写真スライドショーシステム

2.1 システム概要

本研究で用いるシステムの全体構成を図1に示す。ユーザは動的に切り替えられていく写真をディスプレイを介して閲覧する。写真の閲覧中には、心拍センサを用いて自律神経活動を測定し、ストレス状態を推定することで ACT-R の宣言的知識のノイズ値を定義する。ユーザの記憶の状態をユーザ個人が保有する写真及びそれらに含まれる属性情報（人物、物、場所、時間）を付与することによってモデル化する。写真は写真管理ソフトに格納されており、付随する顔認識により人物情報の属性付与を行う。また Google 社が提供す

る Cloud Vision API [10] を用いて写真に含まれる物の属性を付与し、写真のメタ情報から場所、時間の情報を抽出し ACT-R の宣言的知識として定義をする。定義された固有パラメータ値、宣言的知識に基づき、個人化された自伝的記憶のモデルが構築される。現在提示されている写真から次にどの写真を提示するのかがそのモデルによって決定される。ACT-R は、プロダクションモジュールの検索リクエストに合致した全てのチャンクに対して活性値を計算し、その中で最も活性値の高いチャンクを選択する。写真の提示は Web サーバによって制御され、Web サーバが ACT-R のプロセスのトリガーを引き、ACT-R からレスポンスを得ることで写真をブラウザ上に提示する。

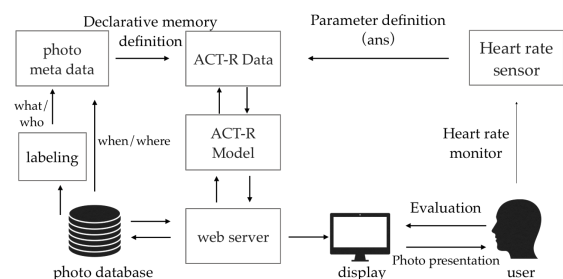


図 1: システム概要図

2.2 モデル構成

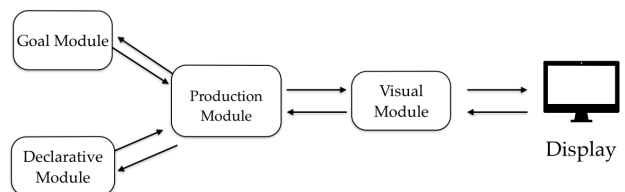


図 2: モジュール構成

本システムで用いた ACT-R のモジュールの構成を図2に示す。宣言的モジュールでは関連するライフログ写真を連想検索するプロセスに必要な知識をモデル化する。ACT-R の宣言的知識を構成する要素はチャンクと呼ばれ、写真の知識として写真に写っている人物 (Who)、写真の撮影時期 (When)、写真の撮影場所 (Where)、写真に映っているシーン (What) の属性が付与されている。視覚モジュールを介してモデルがユーザの閲覧している写真を認識し、認識した写真の属性がゴールモジュールに一時的に保持される。プロダクションモジュールは、ゴールモジュールの状態に応じて、現在の写真と関連する写真を検索するリクエストを宣言的モジュールに送信する。モデルは一定時間、認

識と検索を繰り返す、最後に検索された写真が次の写真としてディスプレイに提示される。

2.3 活性値計算

宣言的知識の検索では、プロダクションモジュールの検索リクエストに合致した全てのチャンクに対して活性値が計算される。その中で最も活性値の高いチャンクが提示される。活性値 A_i は、ベースレベル活性値 B_i 、活性化拡散 S_i 、ノイズ ε_i (ACT-R パラメータ:ANS) の合計として計算される。

$$A_i = B_i + S_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

本研究では、ベースレベル活性値の計算に式 (2) を用いる。 n はチャンク i の出現回数、 t_j は j 番目の出現からの経過時間、 d は減衰率 (ACT-R パラメータ:BLL), β_i (ACT-R パラメータ:BLC) はオフセット値を示す。

$$B_i = \ln\left(\sum_{j=1}^n t_j^{-d}\right) + \beta_i \quad (2)$$

式 (1) の第二項、活性化拡散はコンテキスト C に対するチャンク i の連想強度 S_i として計算される。コンテキスト C は、ゴールバッファに含まれる属性値 j の集合を表す。 W_j は、属性値 j に付与される注意の重みを表し、 S_{ji} は、属性値 j と宣言的知識のチャンク i の連想強度を表す。

$$S_i = \sum_{j \in C} W_j S_{ji} \quad (3)$$

MAS は、連想強度の最大値であり、 fan は、要素 j と連想関係にあるチャンクの宣言的知識における総数を示す。式 (4) で示すように MAS から fan を引くことで、宣言的知識の中で多くのチャンクと結合する中心性の高い要素の連想強度が低くなる。つまり、活性化拡散の計算は、検索にコンテキストの効果を含めるだけでなく、宣言的知識のネットワークにおいて、中心性の高い要素への検索の集中を防ぐ効果も有している。

$$S_{ji} = MAS - \ln(fan_j) \quad (4)$$

2.4 モデルと生理指標の対応

Dancy らの提案モデルにおいて、ノイズはノルアドレナリン分泌量と対応づけられる。この対応を参考に、本システムではユーザの心拍変動より算出した生理指標を用いることで、ACT-R の宣言的知識のノイズパラメータ値の更新を行う。

計測した心拍の変動時系列データ R-R-Interval (以下 RRI) からストレス評価の指標である SDNN (RRI

標準偏差) [11] を算出しユーザのストレス状態を推定する。ノイズパラメータ値は、緊張状態と推定された場合は低いノイズが付与され直近の記憶 (短期記憶) から写真の検索が行われる。対して、リラックス状態と推定された場合は高いノイズ値が付与されることで、直近の同じ写真ばかりでなく古い記憶の写真の検索が行われる。

SDNN は、ストレス状態で低い値、リラックス状態で高い値をとる。計測した最新 150 データ分の RRI を 3 データずつに分け、それぞれにおいて標準偏差を計算し、50 データの SDNN を算出する。算出された SDNN をデータ x_i とし、その平均値 \bar{x} と標準偏差 s を用いて、最新の SDNN x_1 をサンプルデータとして標準化し、式 (5) より算出された値の絶対値を宣言的知識のノイズパラメータ値とする。

$$x \mapsto \frac{x_1 - \bar{x}}{s} \quad (5)$$

ノイズパラメータ値はモデルによる写真の認識と検索の 5 秒間、及び更新間隔 1 秒間の合算である 6 秒ごとに更新される。

3 実験

提案するモデルベース回想法の有効性を検証するためにスライドショー閲覧実験を行った。なお、ここで示す実験は [9] にて報告されたものと同じものである。

3.1 写真提示条件

本実験では、システムの評価の為に以下に示す 3 種類の提示条件を比較に用いる。

条件 1: ランダム提示条件

写真の検索・提示は写真データセットからランダムに行われる。

条件 2: ACT-R パラメータ固定条件

写真の検索・提示は自伝的記憶のモデルによって行われる。モデルの振る舞いを規定するパラメータは BLL 0.2, BLC 10, MAS 10, ANS 0.5 と設定した。

条件 3: ACT-R パラメータ変動条件

写真の検索・提示は自伝的記憶のモデルによって行われる。モデルの振る舞いを規定するパラメータは BLL 0.2, BLC 10, MAS 10 とし、ANS を計測した心拍変動に基づいて写真の提示ごとに変動させる。

表 1: 主観評価アンケート

No.	質問項目
1	スライドショーはあなたにとって興味深いものでしたか.
2	写真の閲覧が記憶の思い出のきっかけになりましたか.
3	提示される写真につながりを感じましたか.

3.2 実験設定

実験は静岡大学の情報学部生1名が参加をした。実験に用いる写真データセットは実験参加者個人が保有する2010年3月から2019年1月の期間において撮影された299枚であった。これらの写真は、本実験のために撮影されたものではなく、実験参加者が私生活の中で撮影したものである。

実験は3つの写真提示条件それぞれ1回ずつの閲覧を1セッションとし、提示条件の実施順序を変更し計6セッションを行う参加者内実験を実施した。各条件、1回の閲覧を5分間とし、閲覧中実験参加者は心拍センサの装着及び思考の発話が課された。閲覧終了後実験参加者の主観評価を調査するために表1に示す5段階のリッカート尺度を用いたアンケートを行った。また、Profile of Mood States Second Edition 日本語版成人用短縮版 [12](以下 POMS2 とする) を実験の前後で実施することで、モデルベース回想法実施による気分状態の変化を調査した。

なお、本実験では、ACT-R の組み込み関数 (mp-process) を用いることで、モデルのシミュレーション時間を、実験実施日に設定をした。この設定とデータセットに付与された時刻情報と組み合わせることで、現実世界の時刻と対応した記憶検索のシミュレーションを行った。すなわち、本実験において ACT-R は最近撮影された写真をより検索しやすい設定となる (式2を参照)。

3.3 心拍変動計測

本実験では、ユニオンツール社製のウェアラブル心拍センサ myBeat(WHS-1, RRD-1) を用いて、心拍間隔 (RRI) をサンプリング周波数 1000Hz で測定を行った。

4 結果と考察

4.1 生理指標との接続によるモデルの挙動分析

心拍変動により算出した生理指標とノイズパラメータ値の対応付けによるモデルの挙動の変化を確かめるためにパラメータ変動条件におけるセッションを通し

表 2: 心拍変動分析特徴量

名称	説明
meanNN	RRI の平均値 (msec)
SDNN	RRI の標準偏差 (msec)
RMSSD	隣接する RRI の差の二乗平均平方根 (msec)
pNN50	隣接する RRI の差が 50msec を超えた比率 (%)
CVNN	RRI の変動係数

た RRI の変動とノイズパラメータ値 (ANS) の変動を可視化した。図3から図8にその結果を示す。青い線に RRI, 赤い線に RRI より算出された ANS の変動を示している。

図6の中盤や図7の序盤などスパイク状の RRI の変動により ANS が突発的に変動している様子がみられる。これらは体動による電極のズレなどのノイズ成分が影響している可能性がある。

ノイズを除くセッション内の変動としては、図7や図8のように ANS が後半上昇しているパターンと図4のように ANS の減少傾向にあるものが見られた。特に図4においては ANS と RRI がよく連動しているように見える。一方で図7や図8における ANS の変化は、RRI のトレンド (上昇傾向/下降傾向) と連動したものではなく、外的な刺激による突発的な心的状態の変化を原因とした可能性がある。このような RRI のセッションをまたぐ変動を以下で分析する。

4.2 心拍変動分析

本分析では、心拍変動の指標として表2に示す RRI データより得られる時間領域指標を使用する。なお、心拍変動分析を実施するに当たり、計測された RRIのうち、500msec 未満、または 1500msec を超える RRI はノイズとして除外した。

本分析はランダム条件、パラメータ固定条件、パラメータ変動条件の各6セッションを対象とした。一元配置分散分析の結果、心拍変動に関するいずれの指標においても条件間の差は観察されなかった [meanNN: $F(2,15)=0.01, n.s.$], [SDNN: $F(2,15)=0.08, n.s.$], [RMSSD: $F(2,15)=0.02, n.s.$], [pNN50: $F(2,15)=0.07, n.s.$], [CVNN: $F(2,15)=0.11, n.s.$]。一方でセッションの順序を要因とした分散分析の結果、これらの指標の時間に応じた上昇が観察された [meanNN: $F(5,12)=9.5, p < .01$], [SDNN: $F(5,12)=18.48, p < .01$], [RMSSD: $F(5,12)=10.19, p < .01$], [pNN50: $F(5,12)=4.56, p < .01$], [CVNN: $F(5,12)=4.56, p < .05$]。各指標 Holm 法による多重比較の結果、meanNN はセッション3とセッション5, SDNN はセッション2とセッション5, セッション3とセッション4, RMSSD はセッション1とセッション4, セッション2とセッション6, pNN50 は

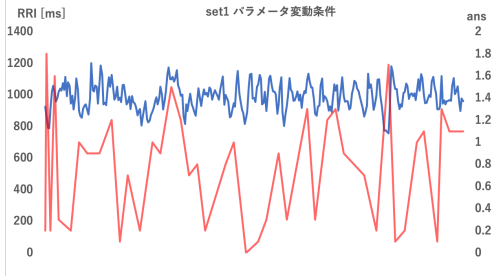


図 3: セクション 1 RRI, ANS の変動

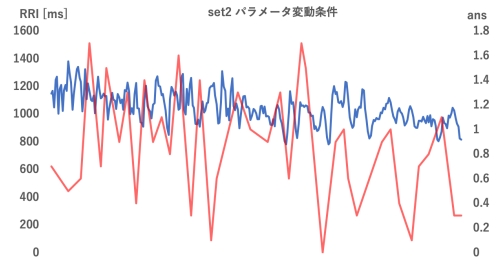


図 4: セクション 2 RRI, ANS の変動

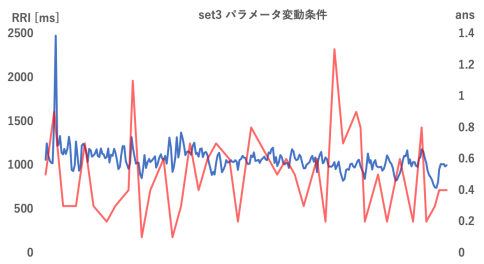


図 5: セクション 3 RRI, ANS の変動

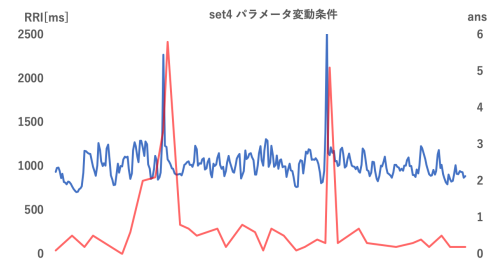


図 6: セクション 4 RRI, ANS の変動

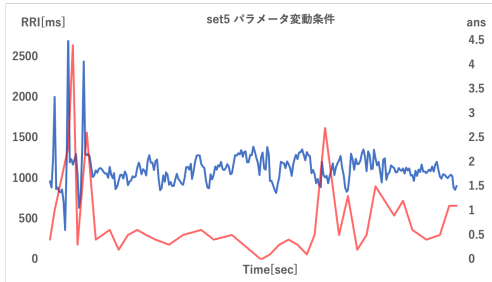


図 7: セクション 5 RRI, ANS の変動

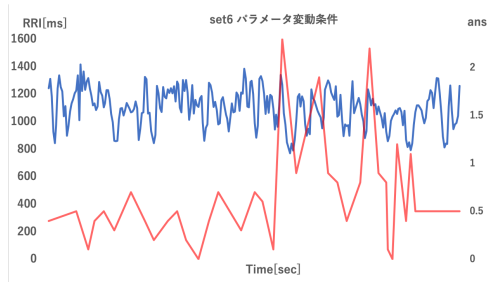


図 8: セクション 6 RRI, ANS の変動

セクション1とセクション6, セクション2とセクション6, セクション3などにおいて有意な差が認められた (いずれも $p < .05$). 図9から図13に各指標の平均値の変化を示す. これらより本実験において, 実験参加者は時間の経過に応じてRRIやその他の指標を上昇させたことが示される. この結果は, 実験室への慣れの効果などを反映している可能性がある.

4.3 セクション内でのRRIの時間変化

上記の分析において, 条件間での心拍変動指標の差は認められなかった. しかし, 上記の検討は一つのセクションの心拍変動を平均値として扱うという点で限界がある. 心拍変動は事象に対する時間的な応答性が低くセクション単位の分析では条件間の差異を検討できない可能性がある.

そこでセクション内での心拍指標の変化に関する時間を要因とした指標を作成し, 条件間での差異を検討した. 行った分析は時間を独立変数とし, RRIの変化を従属変数とする回帰分析によるものである. 推定された回帰係数を指標とし, セクション内でRRIが上昇傾向にあったのか, 下降傾向にあったのかを分析した. 各条件における時間の係数の平均値を図14に示す. パラメータ変動条件は他の条件と比べ, 分散が大きく, 平均値としては下降傾向にあることがわかる. なお, パラメータ変動条件とランダム条件では, 平均値の差は有意とはならなかったが [$t(5) = 1.45, p = .20(n.s.)$], 分散の差は有意となった [$F(5, 5) = 12.60, p < .01$]. このことは, パラメータ変動条件のセクション内において, 心拍変動のより大きな変化が起きていたことを示し, モデルによるパラメータ変動との相互作用が起きていた可能性を示唆する.

5 おわりに

本稿ではモデルベース回想法における心拍変動分析を実施し, 3つの観点から分析を行った. まず, 生理指標とモデルのパラメータを接続する挙動を確認した. その結果, RRIの変化に応じてモデルのノイズパラメータ値が追従している挙動を確認できた. 各指標による心拍変動分析では, セクション間での差が観察され, セクションが進むに連れ, 各生理指標が上昇する傾向が観察された. 3つの写真提示条件間では各生理指標の差が観察されなかった. しかし, 各セクション内におけるRRIの時間変化についての分析では, パラメータ変動条件はランダム条件に比べ, セクション内での心拍変動の変化が大きい傾向にあることが示された.

今後, より多くの実験参加者を対象に本システムの評価実験を実施し, モデルベース回想法の有効性につ

いて検討を行っていききたい. しかし, 生理指標とモデルとの接続によるモデルの挙動の分析においていくつか課題が見られた. 一つは体動による電極のズレなどのノイズ成分によるRRIの突発的变化によって, 極端に高いノイズパラメータ値の定義が確認された. また, 隣接するRRIの急激な変動によって, SDNNが大きな値が算出され, ノイズパラメータ値の突発的上昇が観察された. これらの課題に対し, 測定時の体動ノイズの影響を低減する仕組みや複数の生理指標に基づいてノイズパラメータ値の定義を行うことを検討していきたい.

参考文献

- [1] Constantine Sedikides, Tim Wildschut, Lowell Gaertner, Clay Routledge, and Jamie Arndt. Nostalgia as enabler of self-continuity. *Self-continuity: Individual and collective perspectives*, pp. 227–239, 2008.
- [2] 日本心理学会 監修 楠見 孝編. 懐かしさの心理学-思い出と感情. 誠信書房, 2014.
- [3] John R Anderson. *How can the human mind occur in the physical universe?* Oxford University Press, 2009.
- [4] 森田純哉, 平山高嗣, 間瀬健二, 山田和範. ライフログ写真と認知アーキテクチャを利用したモデルベース回想法: ケーススタディの報告. 日本認知科学会, 2016.
- [5] Christian Lebiere and Bradley J Best. Balancing long-term reinforcement and short-term inhibition. In *Proceedings of the 31st annual conference of the cognitive science society*, pp. 2378–2383, 2009.
- [6] Christopher L Dancy, Frank E Ritter, Keith A Berry, and Laura C Klein. Using a cognitive architecture with a physiological substrate to represent effects of a psychological stressor on cognition. *Computational and Mathematical Organization Theory*, Vol. 21, No. 1, pp. 90–114, 2015.
- [7] 板橋和希, 森田純哉, 平山高嗣, 間瀬健二, 山田和範. 認知モデルと生理指標を組み入れた写真スライドショーの評価. HAI シンポジウム, 2018.
- [8] Susan Nolen-Hoeksema and Jannay Morrow. Effects of rumination and distraction on naturally occurring depressed mood. *Cognition & Emotion*, Vol. 7, No. 6, pp. 561–570, 1993.

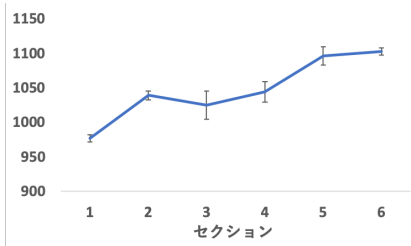


図 9: meanNN の変動

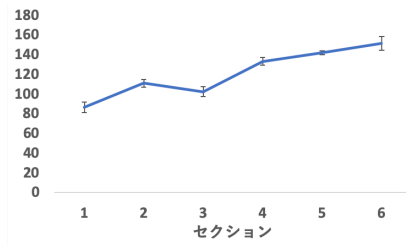


図 10: SDNN の変動

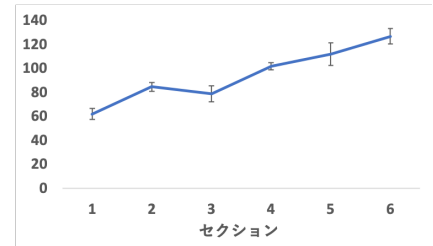


図 11: RMSSD の変動

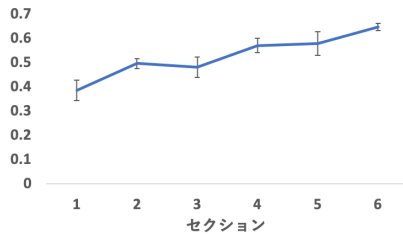


図 12: pNN50 の変動

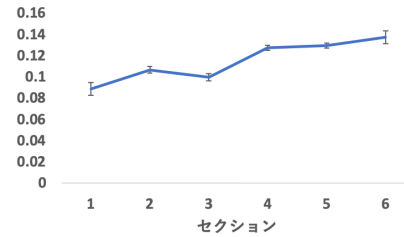


図 13: CVNN の変動

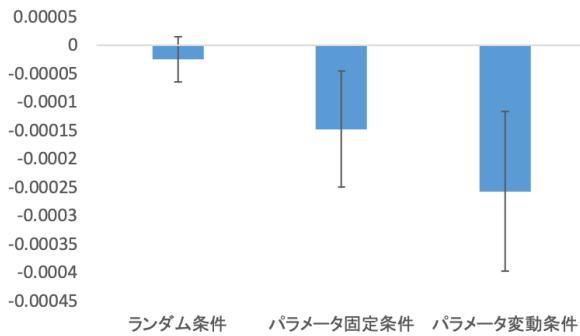


図 14: 各条件における時間の係数の平均値

- [9] 板橋和希, 森田純哉, 平山高嗣, 間瀬健二, 山田和範. モデルベース回想法における個人差の検討. 日本認知科学会, 2019.
- [10] Vision api. <https://cloud.google.com/vision/>.
- [11] 前田陽一郎. 心拍情報に基づくリラクゼーションサウンド生成手法. 日本知能情報ファジィ学会 ファジィシステムシンポジウム 講演論文集第 31 回 ファジィシステムシンポジウム, pp. 29-34. 日本知能情報ファジィ学会, 2015.
- [12] 横山和仁. POMS2 日本語版 マニュアル. 金子書房, 2015.