

研究目的

現在、人々が住みやすい住環境づくりや都市づくりにおいては、単なるインフラレベルで考えるだけでなく、人々が心地よく幸せに生活できるためにはどのようにすべきかに重点が置かれつつある。SDGsにおいても、「住み続けられるまちづくり」が挙げられており、特に持続可能で強靱なまちづくりの重要性が注目されている。

これらを実現するために必要なことは、その都市に住む人々それぞれの幸せ—Well-being—を最大化することである。Well-being が高い住環境・都市であれば、人々の生産活動も効率性高く行われることが予測される。しかし、Well-being は現状では抽象的な概念に過ぎないため、その向上を目標とするためには指標化を行う必要がある。Well-being は人々の心理状態に深く関わる概念であるため、その指標化には、人間の行動や感情が把握できなくてはならない。これをデータ・ドリブンに行うためには、住環境・都市のインフラやファシリティの質や効率化を図るためだけでなく、あくまでもそこに居住し生活をする人々に着目し、その人々の行動、バイタルデータを取得し、データマイニングや AI 技術を用いて心理状況を含めた感性を推定することで、その人々の Well-being を最大化する改善をし続ける "Human-centric Well-being City" を実現することが重要である。しかしながら、"Human-centric Well-being City" を実現するための、データ・ドリブンな分析・処理・可視化システム環境が全く整っていないのが現状である。

本稿では、Well-being が高い住環境・都市を目的とし、その人々の行動、バイタルデータを取得して、データマイニング技術を用いることで感性を推定する、新たなバイタル感性推定モデルを実現する。本報告では、特に、バイタルデータとして、心拍、脳波などを想定する。また、これらの感性の時系列変化を感性遷移と位置付け、感性遷移の類似度計量を可能とする時系列感性・意味波形モデルを実現することで、感性遷移の評価を実現する。さらに、住環境・都市内において、個々に推定した感情を元にして、フィードバックし、個人を誘導することで、より Well-being 高い環境を実現する取り組みについて紹介する。

研究全体構想

本研究の全体構想図を図 1 に示す。これらの問題の解決策として、本提案では、データセンシング基盤、データ活用基盤、感性推定のための AI 技術、その人間の感性とその感性を起こす起源となった都市内のインフラやファシリティをつなぐ相関分析技術といった各技術基盤・方式の基礎研究を行うとともに、大学のキャンパスを実際の住環境・都市のモデルケースと見立て、これらの技術を弊学キャンパス内で実装、実践、検証を行い、実践研究を展開する。

つまり、弊学内で "Human-centric Well-being Campus" を実現し、実際の住環境・都市 ("City") へ適用するための事例として展開し

ていく。これらを実現する、データ・ドリブンな分析・処理・可視化システム環境は、右図の通り、データセンシング基盤、データ活用基盤、感性推定部、相関分析部に分かれる。

"Human-centric Well-being Campus" を構成するデータ・ドリブンな分析・処理・可視化システム環境の

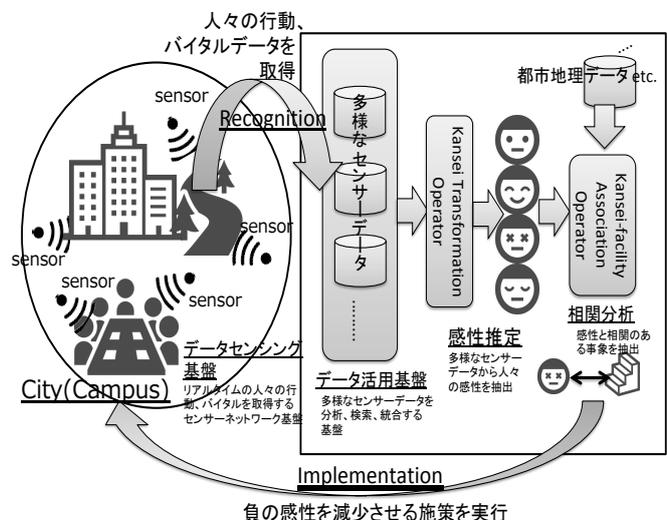


図 1：本研究の構想の概要

それぞれの基盤、機能群の一つ一つについては、新たなアルゴリズムを考案することから、論文発表はもちろんのこと特許性も十分高い。特に、感性推定部は全体としての感性傾向、分布を導出、俯瞰することを目標としており、これまでの Emotion AI の個々の感性の推定ではないため、非常に新規性もあり、マーケティング分野への応用も期待できる。推定していた感性がどのファシリティに関係しているかを導出する相関分析部においては、実際に推定された感性をどのように現実世界に適用すべきか導出する部分であり、Emotion AI の実際の応用への展開のための一手法として重要と考える。これらのように、各基盤・機能群のそれぞれの新規性、有用性は極めて高いと考えられる。

本稿では、感性推定部、および相関分析部について着目し、特に、感性の時系列変化を感性遷移と位置付け、感性遷移の類似度計量を可能とする時系列感性・意味波形モデルについて示す。

本研究の成果

バイタルデータを用いた感情推定

我々は、これまで、人間のウェアラブルセンサーを通じたバイタルデータの分析研究として、研究代表者中西は、NTT コミュニケーションズ株式会社との共同研究として、心拍数、加速度、心電波形などがリアルタイムで測定可能な Hitoe®[2]を用いた予備研究を始めている。その成果として、Vital Memorial Signs[1]と呼ばれる、心拍数などのバイタルデータを随時取得する基盤を構築し、そのバイタルデータから感情を読み取りながら、様々なシーンの写真を撮影することにより、写真にバイタルデータから起因する感情情報メタデータを付与しデバイス内に格納することで、それぞれの写真を感情の起伏によって検索ができるシステムを実現している。

また、我々は、本学術助成プロジェクト内において、脳波と心拍データ、ユーザのアンケートデータの間の時系列変動の相関を計測することにより、感情の推定モデルを構築する手法を実現している。

さらに、我々は、文献[3]において、目線を眼鏡型カメラデバイスによってデータ取得し、目線データから happiness, fear, anger, disgust, surprise, sadness の 6 情動の度合いの認識を可能としている。これにより、その空間に過ごす人々が眼鏡型カメラデバイスをつけて生活することにより、現実生じた事象とそれに起因する感情との関係を集約することが可能になると考える。

感性遷移の類似度計量を可能とする時系列感性・意味波形モデル

上記の感性推定はある一定の時間ごとに実行されることが望まれる。その際、一般に、人間の感性は、時系列的な変化があり、それらの意味や印象は時間とともに変化いくものである。人間の感性は、相対的な時系列における受けた刺激の特徴の変化によっても意味的な感性遷移を表現する。

我々は文献[4][5]は、意味の時間的変化による類似性尺度を実現する意味的波形モデルを提示している。人間の感性を理解するためには、意味や情動の時系列的な変化を捉えることが重要である。意味や情動の時間的変化による類似性尺度を実現すると、過去の感性遷移との類似性に基づいて適切な行動、アクションを推薦することが可能になると考えられる。本モデルでは、人間の感性を喚起させる時系列的に変化するメディアコンテンツの集合を対象とし、メディアコンテンツの時系列的な意味変化を意味波形として抽出し、その意味波形を意味周波数スペクトルに変換して類似性指標を定義する。このモデルに基づいて類似性指標を実現することで、対象となるメディアコンテンツの意味の時系列変化に基づいた新しいメディアコンテンツ検索・推薦システムを実現する。

私たちのモデルの特徴は以下の通りである。

- 時系列的な意味の変化を 1 つ以上の感性・意味的な波形として表現する。メディアの各コンテンツ

を対象にして、感性・意味的な波形を抽出する。

- 感性・意味の側面が複数ある場合、その同じ数の感性・意味波形で意味の時系列変化を表現する。
- 各感性・意味波形を、時系列の変化を維持したまま意味周波数スペクトルに変換して圧縮する。
- 本モデルでは、メディアコンテンツの意味、感性変化に対応する意味的周波数スペクトル間の類似性尺度を提供する。

図2に時系列完成・意味波形モデルの概要を示す。

本モデルは感性を喚起する時系列メディアコンテンツ間の感性的な類似度を計量するモデルである。本モデルでは、人間が感性を喚起するメディアコンテンツの時系列変化による感性・意味の変遷を、複数の感性・意味波形で表現する。感性・意味遷移を複数の波形で表現することで、信号処理技術を用いて感性・意味遷移の評価を算出することが可能となる。信号処理技術を用いれば、時系列データの類似性を計算することが可能となる。本モデルでは、Time-Frequency Transformation モジュールにフーリエ変換を適用する。これにより、複数のセマンティック波形をセマンティック周波数スペクトルに変換します。さらに、各メディアコンテンツから抽出された感性・意味的周波数スペクトルの間で類似性測定を行う。

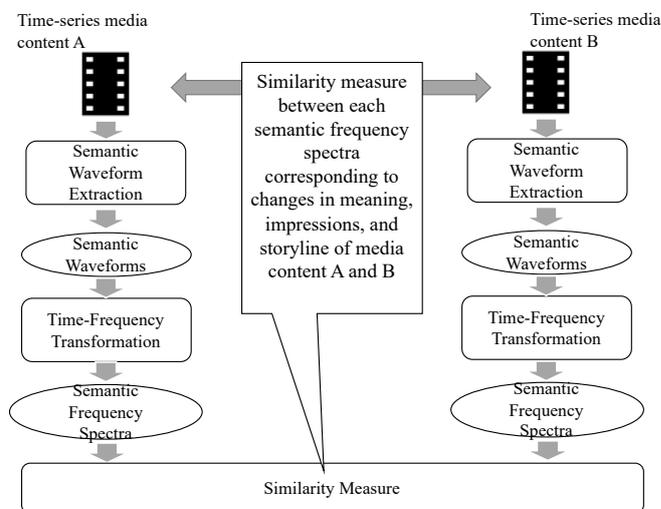


図2: 時系列感性・意味波形モデルの概要図

本モデルは、時系列のメディアコンテンツから喚起される感性・意味的な変化や印象的な変化に基づくデータ管理システムを実現することが可能となる。時系列の感性・意味的变化に基づくデータ管理システムを実現するためには、メディアコンテンツから時系列の感性・意味的メタデータを抽出する機能を実現し、意味的周波数スペクトルとして抽出された意味的メタデータの類似性を新たに設計する必要がある。本モデルは、Kansei Semantic Waveform Extraction モジュール、Time-Frequency Transformation モジュール、Similarity Measure モジュールで構成される。これらについては、文献[5]において発表済みであり、下記はそれを要約したものを示す。

図3に Kansei Semantic Waveform

Extraction モジュールの全体像を示す。Kansei Semantic Waveform Extraction モジュールは下記のステップで実行される。

1) メディアコンテンツをウィンドウサイズ数に分割：

意味を表現できる最小の時間をウィンドウサイズとして設定し、対象となるメディアコンテンツをウィンドウサイズに分割する。

2) 分割された各メディアコンテンツからの特徴抽出

分割された各メディアコンテンツから特徴量を抽出する。これにより、メディアコンテンツの特徴の時間的変化を抽出することができる。

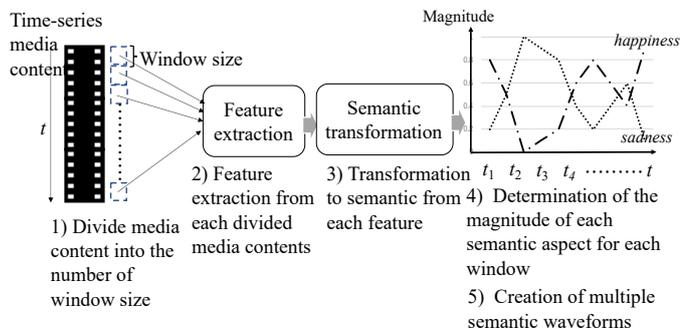


図3: Kansei semantic waveform extraction モジュールの概要

3) 各特微量からの意味論への変換：

抽出された特微量から意味的に変換する。この変換には Media-lexicon Transformation Operator[15]を構成することで実現する。

4) ウィンドウごとの感性・意味的側面の大きさの決定：

ウィンドウごとに、各意味的側面の大きさを導出する。図3の例では、「幸せ」の各ウィンドウの大きさと、「悲しみ」の各ウィンドウの大きさを示している。

5) 複数の意味波形の作成：

Step 4) で得られた各ウィンドウの各意味的側面の大きさについて、横軸を時間、縦軸を各意味的側面の大きさとするので、複数の意味的波形を得ることができる。ここでは、メディアコンテンツの時系列変化による感性・意味の時系列変化を複数の感性・意味的波形として表現する。

図4に Time-Frequency Transformation モジュールの概要を示す。

これらの感性・意味波形を感性・意味周波数スペクトルに変換し、感性・意味の時系列変化に基づく類似性測定を実現する。まず、対象となるメディアコンテンツの感性・意味的な波形のサンプリング数が異なるため、リサンプリングによってサンプリング数を同じにする。次に、各感性・意味波形を離散フーリエ変換

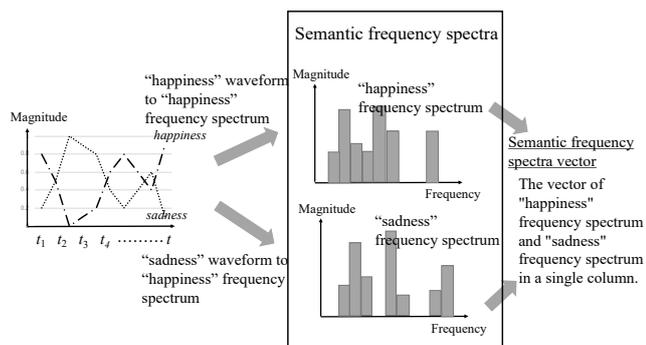


図4: Time-Frequency Transformation モジュールの概要

(DFT)により感性・意味周波数スペクトルに変換する。さらに、各感性・意味周波数スペクトルを1列にまとめた感性・意味周波数スペクトルベクトルを作成する。例えば、図3では、「happiness」の周波数スペクトルと「sadness」の周波数スペクトルが感性・意味的な周波数スペクトルとして生成されている。「幸せ」の周波数スペクトルと「悲しみ」の周波数スペクトルを1列に並べてベクトルを構成する。つまり、一つのメディアコンテンツから一つの感性・意味周波数スペクトルベクトルが生成される。この感性・意味スペクトルベクトルを圧縮して保存することで、メディアコンテンツの意味や印象の時系列的な遷移を定量化することができる。

最後に、Similarity Measure モジュールについて述べる。本モデルの類似性指標を用いることで、メディアコンテンツの時系列的な感性・意味の変遷に対応したメディアコンテンツの検索・推薦システムを実現することができる。感性・意味周波数スペクトルベクトルは、メディアコンテンツの意味や印象の時系列的な変化を表す。各メディアコンテンツから抽出した感性・意味周波数スペクトルベクトル間のコサイン値から得られる値は、感性・意味の時系列変化が類似しているか否かを示す。本モデルの特徴は、最終的に、感性・意味の変化に基づくメディアコンテンツ間の類似性を単純なベクトル間のコサイン尺度を用いて低コストで算出することにある。また、本モデルは、時系列データの感性・意味をインデックス化する新たな手法としても位置づけることができる。

これらを実現した例として、小説「吾輩は猫である」、「三四郎」、「こころ」、「走れメロス」を取り上げ、これらの抽出された感性・意味的波形、感性・意味周波数スペクトル、類似度計量結果を図5、図6、図7に示す。これらの結果から、我々のモデルは、時系列における意味や印象の変化に基づいて類似性を測定するために使用できることがわかる。また、本モデルを用いた類似度測定は、DTWのような波形に対する直接的な類似度測定よりも低コストで計算することができる。今回の実験では、単一の感性・意味を持

つ波形で検証を行ったが、今後は複数の意味を持つ波形での検証が必要である。

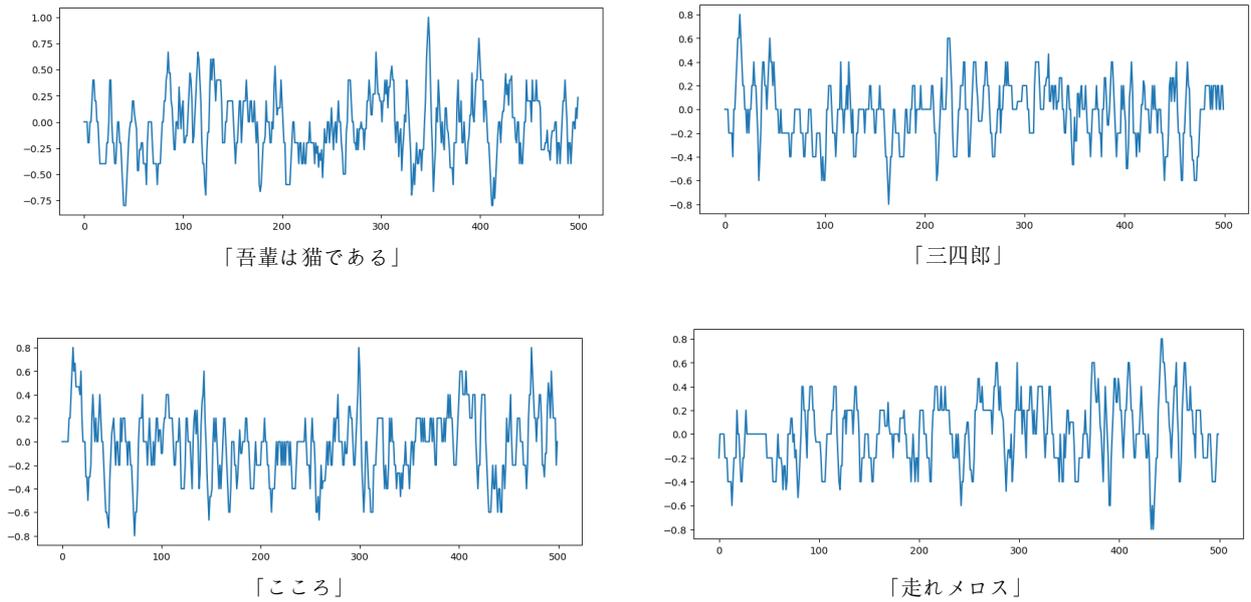


図5：各メディアコンテンツの感性・意味的波形(横軸：時間, 縦軸：ネガポジ度合い)

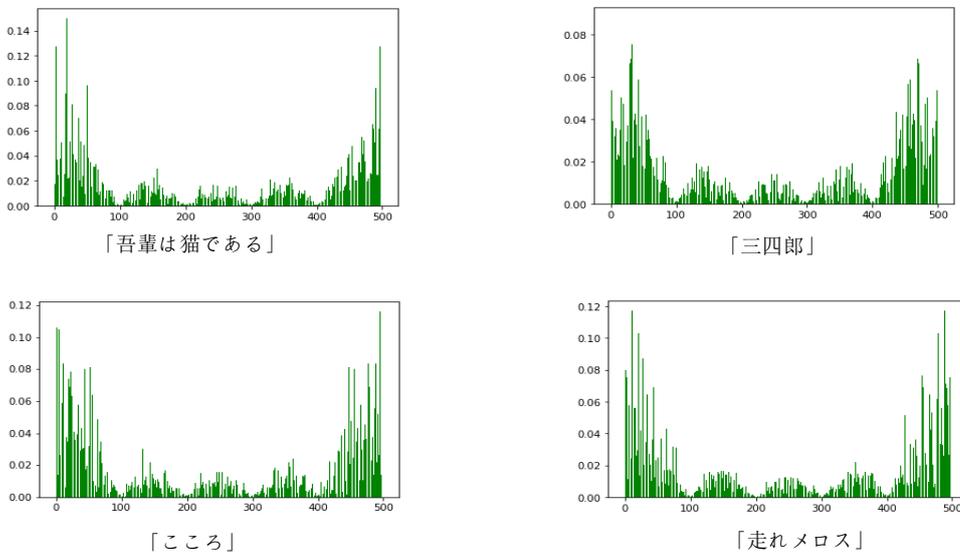


図6：各メディアコンテンツの感性・意味周波数スペクトル

	吾輩は猫である	三四郎	こころ	走れメロス
吾輩は猫である	1.00000	0.77528	0.70544	0.73005
三四郎		1.00000	0.73204	0.73418
こころ			1.00000	0.75559
走れメロス				1.00000

図7：類似度計量結果

今後の方向性や予定

現在、バイタルデータを用いた感情推定と感性遷移の類似度計量を可能とする時系列感性・意味波形モデルの研究がそれぞれ分かれて進捗している。これらの研究を統合し、バイタルを用いた時系列完成・意

味波形モデルを用いた感性推定を実現することが直近の課題である。これらを実現することにより、住環境・都市におけるそれぞれの時系列の感性を感性遷移として捉えることが可能となり、新たな Well-being な都市のダイナミズムを実現することができる。

また、感情推定に基づいた住環境・都市におけるユーザの行動推薦についての研究を推進していく必要がある。それを実現する上で重要なキーワードとしてナッジ(Nudge)がある。ナッジ(nudge:そっと後押しする)とは、行動科学の知見(行動インサイト)の活用により、人々が自分自身にとってより良い選択を自発的に取れるように手助けする政策手法を指す。これまでナッジは、省エネ行動促進、貯金、肥満対策や野菜摂取促進などの医療や健康、環境保護で Ad-hoc に設計され、実行されてきている。推定した感性に応じて、Well-being な都市のダイナミズムを実現するナッジを設計し実現することが必要であるだろう。

さらに、ユーザを感性に応じて誘導する方法として、MR 技術を用いて実現することも想定される。例えば、住環境・都市内に無数のマーカーを設置して、混雑具合、感性に応じて、マーカーに起因して出現する案内 MR コンテンツを動的に変更し提示する手法を実現することにより、ユーザは住環境・都市内で、気分に応じた過ごし方の推薦を MR を通じて得ることが可能になっていくと考えられる。

これらの技術を弊学内で"Human-centric Well-being Campus"として、実証実験を行なっていくことも課題である。弊学の学生に協力を仰ぎ、キャンパス内でのバイタルデータ取得、時系列感性・意味波形モデルを用いた感性推定、Nudge の実現、MR 技術の実装を進め、実際体験をしてもらう。これらを実証していくことにより、新しい住環境・都市のあり方を考察し、必要要因を洗い出すことによって、人々の Well-being を最大化する改善をし続ける"Human-centric Well-being City"を実現するための手法の提言をおこなっていく。

参考文献

[1] <https://www.nttdocomo.co.jp/biz/product/hitoe/>

[2] 岩本実結, 小島圭子, 岡田龍太郎, 中西崇文, Vital Memorial Signs:バイタルデータとアルバムの連携による思い出想起深化システム, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2021)シンポジウム, 3A-2, pp.509-516, 2021.

[3] A. Iskandar, T. Nakanishi, A. Basuki, R. Okada, T. Kitagawa, Gaze-music Media Transformation by Similarity of Impression Words, 2020 International Electronics Symposium (IES), Surabaya, Indonesia, , pp. 655-661, 2020. doi: 10.1109/IES50839.2020.9231645.

[4] T. Nakanishi, R. Okada, R. Nakahodo, Kansei Transition Analysis by Time-series Change of Media Content, In Proceedings of 2020 9th International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI 2020), pp.422-427, 2020

[5] T. Nakanishi, Semantic Waveform Model for Similarity Measure by Time-series Variation in Meaning, In Proceedings of the 3rd IEEE/IIAI International Congress on Applied Information Technology (IEEE/IIAI SCAI 2021), pp.382-387, 2021.

[6] T. Kitagawa and Y. Kiyoki, "Fundamental framework for media data retrieval system using media lexico transformation operator," Information Modelling and Knowledge Bases, vol. 12, pp. 316-326, 2001.