

<研究紹介>

生成 AI を活用した職場感情分析と Well-being の向上 Enhancing Workplace Well-being Through Generative AI-Driven Emotion Analysis

井下敬翔*

Keito Inoshita

I. はじめに

職場は、個人が日々多くの時間を費やす場であり、その環境が個人の感情や精神的健康に大きな影響を与えている。近年、働き方改革やリモートワークの普及により、職場環境は急速に変化しつつあるが、その一方で、職場における感情的な摩擦やコミュニケーションの不足が、ストレスや生産性の低下といった課題を引き起こしている。このような状況下、従業員の感情や精神的健康を科学的に把握し、個人と組織の双方にとって最適な職場環境を実現する方法の模索が求められている。感情は個人の行動や判断に大きな影響を及ぼす要素であり、その適切な管理が従業員のパフォーマンスや満足度向上に寄与する可能性がある。しかし、感情を定量的に測定し、それを職場環境の改善に反映させる試みは十分には進んでいない。従来のアプローチは、アンケートや面談などに依存しており、リアルタイム性や個別最適化の観点では限界がある²⁾。

こうした課題に対し、近年の生成 AI の台頭は、職場感情の解析や最適化の可能性を大きく広げている。生成 AI は膨大なデータを処理し、複雑な感情や感覚を高い精度で分析する能力を有しており、この技術を活用することで、これまでの感情管理手法では達成できなかったレベルの個人と組織の最適化が期待される。本稿では、生成 AI 技術の可能性を概観するとともに、筆者が提案する職場感情に基づいた個人と組織の最適化についての未来像を示す。この研究は、感情を可視化し、それに基づいて職場環境を柔軟に改善することで、人間の可能性を引き出し、職場改善と well-being の実現に向けた新たなアプローチとなる可能性を持つ。

II. 生成 AI の台頭と感情分析の未来

生成 AI は近年急速に進化し、特に大規模言語モデル (LLM) や視覚言語モデル (VLM) の分野でその進展が顕著である。最新の LLM/VLM としては、OpenAI の GPT-o1³⁾、Anthropic の Claude 3.5⁴⁾、Google の Gemini 2.0⁵⁾などが挙げられる。これらのモデルはテキスト生成や自然言語理解、画像認識において高い性能を示し、視覚情報とテキスト情報を統合して処理する能力に優れて

* 滋賀大学大学院データサイエンス研究科

いる。この特性は、既存の AI 技術と組み合わせることで、従来の課題に対して強力な解決策を提供する。感情分析の分野でも、生成 AI の進展により新たな可能性が広がっている。従来は主にテキストベースのモデルに依存していたが、現在では音声、画像、テキストなど、複数のデータソースを組み合わせる感情を認識するマルチモーダル感情認識技術が注目されている⁶⁾。

生成 AI は、既存の AI 技術と統合的に活用することで、感情分析の精度を飛躍的に向上させる可能性を秘めている。具体的には、職場環境において、従業員の発言、表情、声のトーン、動きなどをリアルタイムで収集し、LLM や VLM と既存の AI 技術を組み合わせることで、感情傾向を多面的に把握することが可能となる⁷⁾。これにより、ストレスや不満を早期に検知し、適切な改善策を講じることができる。また、心拍や呼吸などの生理情報をウェアラブルデバイスや非接触技術を用いて経時計測できる技術が進展しており、これらのデータを活用することで、従業員の感情をより正確に可視化し、現場での迅速な対応が可能となる⁸⁾。さらに、生成 AI の自己改善能力も注目すべき点である。エージェント型の枠組みを取り入れた生成 AI は、現場から得られるフィードバックを取り込み、解析精度を自律的に向上させることが可能である⁹⁾。この特性は、変化の多い職場環境という実世界の課題に対して柔軟に対応できる点で、大きな利点を持つ。

以上のように、生成 AI、既存の AI 技術、そしてセンシング技術を組み合わせることで、感情分析はこれまで以上に高いレベルで実現可能となる。この技術により、職場環境における well-being が向上し、個人と組織の両方にとって有益な成果をもたらす可能性がある。

Ⅲ. 個人と組織の最適化を両立する数理的アプローチ

職場環境における個人最適化と組織最適化を同時に実現することは、現代における重要な課題である。本章では、これを数式化する一例を提示し、その可能性について考察する。個人最適化は、従業員一人ひとりのストレス軽減とパフォーマンス向上を目指すものであり、組織最適化は、全体の効率性や成果の最大化を目標とする。この二つの要素を統合的に扱うため、次のような損失関数を構築する。

$$L_{total} = \alpha \sum_{i=1}^N L_{individual,i} + \beta L_{organization} \quad (1)$$

ここで、 $L_{individual,i}$ は従業員 i におけるストレス (S_i) とパフォーマンス (P_i) の関係を示す損失関数であり、以下のように表される。

$$L_{individual,i} = \gamma S_i^2 - \delta P_i \quad (2)$$

この式では、 S_i がストレスを、 P_i がパフォーマンスを表し、 γ と δ はそれぞれストレスとパフォー

マンスの影響度を示す定数である。ストレスが高まると損失が増大し、パフォーマンスが向上すると損失が減少するよう設計されている。一方、組織全体の損失関数 $L_{organization}$ は、エンゲージメントスコア (E) と組織業績 (R) を考慮して以下のように定義される。

$$L_{organization} = -\eta E + \zeta(R_{target} - R)^2 \quad (3)$$

ここで、 η と ζ はそれぞれエンゲージメントと業績への重みを示す定数であり、 R_{target} は目標とする組織業績である。この式は、エンゲージメントを高めつつ業績が目標に近づくことを理想としている。このように、個人と組織の要素を数式化することで、職場環境の定量的な評価と最適化の枠組みを提供できる。そして何らかの形で L_{total} を減らすことができれば、職場環境を改善することが可能となる。

このアプローチは、個人最適化と組織最適化を統合的に扱う枠組みを感情的側面に応用することも可能である。具体的には、職場環境における従業員の発言、表情、声のトーン、心拍数など、多様な感情データをリアルタイムで収集し、これらを生成 AI 技術やマルチモーダル解析手法を活用して統合的に解析することで、個々のストレスレベルや感情傾向を多面的に把握することが可能となる。この手法は、個人損失関数 $L_{individual,i}$ に基づき、ストレスを軽減しパフォーマンスを向上させる具体的な対応策を設計する助けとなる。さらに、組織全体のエンゲージメントスコアや業績データを活用することで、組織損失関数 $L_{organization}$ を最適化し、個々の従業員の感情的 well-being を考慮しつつ、全体の効率性や成果の向上を目指すことができる。このアプローチにより、職場全体で感情的なデータに基づく意思決定が可能となり、組織全体のパフォーマンスが向上するだけでなく、従業員一人ひとりの well-being が向上する持続可能な職場づくりが進む。このように、感情的側面から個人最適化と組織最適化を両立させる手法は、現代の職場改善における新たな道を切り開くものであり、数式に基づく定量的な評価と生成 AI 技術の活用によって、well-being と効率性の両立が現実のものとなる可能性がある。

IV. 職場感情に基づいた個人と組織の最適化の可能性と研究紹介

上記の通り、職場における個人と組織の最適化を同時に実現することは、従業員の well-being と生産性向上を目指す現代の重要な課題である。筆者の研究では、III 章で説明した数理的アプローチに基づき、感情分析を基盤として、データ駆動型のアプローチによる職場環境改善を提案することを目指している。具体的には、最新の AI 技術を活用した感情分析システムを中心に、従業員の感情データを収集・解析し、それに基づく個別および全体的な最適化施策を展開する。つまりこれは、数理的アプローチにおける L_{total} を最小化することを意味する。

このシステムは、マルチモーダルなデータ解析を基盤とし、音声、テキスト、画像、さらには

生体データを統合的に処理する技術を備えている。例えば、音声処理では、会議中の発言のトーンやテンポ、強調表現などを解析し、ストレスやモチベーションを推定する¹⁰⁾。また、画像処理技術では、従業員の表情や視線の動き、姿勢を解析することで、関心度や不安感を把握する¹¹⁾。これらのデータは統合されることで、感情傾向のより詳細な理解が可能となる。本システムの中核には、マルチモーダル LLM が位置し、画像や音声の特徴量と自然言語処理を通じて直感的かつ洞察的な結果を生成する。たとえば、「転勤を受け入れた従業員のその後一定期間の言動を分析し、その心理的背景を考慮した上で、最終的に転勤を実行するか否かを上司が判断する。」といった高度な意思決定が可能である。また、データに基づくフィードバックを従業員に個別提供することで、自己認識を促し、心理的安全性を向上させる。このようにして、感情データは単なる分析対象にとどまらず、職場全体の持続可能な成長を支える中心的な要素となる。さらに、長期的な視点からは、蓄積された感情データを用いて感情傾向マップを生成する。このマップは、特定のプロジェクトやチームでの感情的な動向を把握するだけでなく、組織全体の戦略的運営を支援する指標としても機能する。これにより、問題の早期発見と迅速な解決が可能となり、組織の効率性と柔軟性を高めることができる。

実証実験の設計も重要な一環を成している。本研究では、まず短期的な会議を対象に感情分析システムの有効性を検証する。この段階では、従業員の心理的負担を最小限に抑えながら、発言内容や声のトーン、表情などの多モーダルデータを収集する。収集データを基に感情傾向を可視化し、会議の質向上や心理的安全性の確保を図る。また、従業員からのフィードバックを収集し、システムを改良するプロセスを組み込むことで、実際の職場環境に最適化されたソリューションを提供する。技術面では、マルチモーダル LLM に加え、ウェアラブルデバイスや高性能カメラを組み合わせることで、生体データと環境データをリアルタイムで統合的に解析する枠組みを構築する。このような技術は、感情データを基にしたタスク割り当てや、従業員のストレス管理において特に有効である。例えば、ストレスを抱えやすい従業員には心理的負担を軽減する業務を割り当てる一方で、高いモチベーションを持つ従業員にはその特性を最大限に活かせるタスクを提供する。

このように、感情データに基づくタスク管理は、従業員の生産性を向上させると同時に、組織全体のパフォーマンスを最適化する可能性を秘めている。一方で、従業員のプライバシーや AI を活用することによるデータ保護の課題も存在する。本研究の最終的な目標は、これらの課題に対処しつつ、感情データを活用した個人と組織の最適化を通じて、職場全体の well-being を向上させることである。このアプローチは、感情分析技術の新たな応用可能性を示すだけでなく、従業員一人ひとりの幸福感と組織の競争力を同時に高める道を切り開くものである。

文献

1. A. Costin, A. F. Roman, and R.-S. Balica, “Remote work burnout, professional job stress, and employee emotional exhaustion during the COVID-19 pandemic,” *Front. Psychol.*, vol. 14, p. 1193854, Jun. 2023.
2. Y. Kadoya, S. Fukuda, and M. S. R. Khan, “Could having access to real-time data on your emotions influence subsequent behavior? Evidence from a randomized controlled trial of Japanese office workers,” *Behav. Sci. (Basel)*, vol. 14, no. 3, p. 169, Feb. 2024.
3. R. T. McCoy, S. Yao, D. Friedman, M. D. Hardy, and T. L. Griffiths, “When a language model is optimized for reasoning, does it still show embers of autoregression? An analysis of OpenAI o1,” *arXiv [cs.CL]*, Oct. 2024.
4. Anthropic, “The Claude 3 Model Family: Opus, Sonnet, Haiku,” Mar. 2023.
5. M. Reid *et al.*, “Gemini 1.5: Unlocking multimodal understanding across millions of tokens of context,” *arXiv [cs.CL]*, Mar. 2024.
6. S. S. Hosseini, M. R. Yamaghani, and S. Arabani, “Multimodal modeling of human emotions using sound, image and text fusion,” *Signal, Image and Video Processing*, pp. 71-79, Aug. 2023.
7. Z. Cheng *et al.*, “Emotion-LLaMA: Multimodal emotion recognition and reasoning with instruction tuning,” in *Proceedings of the Thirty-Eighth Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, Sep. 2024.
8. D. Wang, J. Weng, Y. Zou, and K. Wu, “EmoTracer: A wearable physiological and psychological monitoring system with multi-modal sensors,” in *Proceedings of the 2022 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, Cambridge United Kingdom, pp. 444–449. Apr. 2023.
9. Z. Sun *et al.*, “Principle-driven self-alignment of language models from scratch with minimal human supervision,” in *Proceedings of the Thirty-Seventh Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, Dec. 2023.
10. J. Staš, D. Hládek, Z. Sokolová, M. Čech, K. Škotková, and P. Poremba, “Analysis and detection of speech under emotional stress,” in *2023 21st International Conference on Emerging eLearning Technologies and Applications (ICETA)*, Stary Smokovec, Slovakia, pp. 493–498. Oct. 2023.
11. A. V. Savchenko, L. V. Savchenko, and I. Makarov, “Classifying emotions and engagement in online learning based on a single facial expression recognition neural network,” *IEEE Trans. Affect. Comput.*,

地球·宇宙·未来 第1卷 第2号
Globe, Universe, Next future, Discussions And Mentions, 1 (2)

vol. 13, no. 4, pp. 2132–2143, Oct. 2022.