

Toxic Behavior 緩和のための記憶に基づいた インタラクションを行う共感的エージェントの実現

A Preliminary Idea about Empathic Agents for Defusing Toxic Behaviors on Team Competition Games

渡辺 観智 *1
Kanji Watanabe

福田 直樹 *2
Naoki Fukuta

*1 静岡大学総合科学技術研究科

Graduate School of Integrated Science and Technology, Shizuoka University

*2 静岡大学大学院情報学領域

Department of Informatics, Shizuoka University

Preventing toxic behaviors in a team competition game is an important issue since it causes serious problems. In this paper, we focus on the prevention and defusing of toxic behaviors in a team-competition game. We discuss our preliminary idea about the use of empathic agents which we designed as virtual agents.

1. はじめに

インターネットの発達により、Reddit のような電子掲示板や、Twitter, Facebook 等の SNS のような、オンライン上において人々が交流する機会が増えている。そのようなコンピュータを介したコミュニケーションは Computer Mediated Communication と呼ばれ、オンラインゲームにおけるプレイヤー間のコミュニケーションについての研究 [3] や、オンライン上における合意形成支援に関する研究が行われている [7]。

マルチプレイヤーオンラインバトルアリーナのような競争要素が含まれるゲームデザインはプレイヤーの楽しさを高める [6] が、同時にネガティブな行動の誘発も懸念される。そのような行動は Toxic Behavior と呼ばれ、既存の研究では、最も有名なオンラインゲームのひとつである League of Legends のデータを用いて、適切な非言語コミュニケーションを用いることによって勝率が向上するという結果を示す論文 [1] や、クラウドソーシングによるプレイヤー報告の統計から Toxic Behavior がプレイヤーに与える影響についての研究 [3] などがなされている。

Toxic Behavior の問題点として、プレイヤーのパフォーマンス低下や、プレイヤーのゲーム体験に悪影響を及ぼすことが指摘されている。また、Toxic Behavior の定義は、ゲームにおいて期待される振る舞い、慣習、ルール、プレイヤーの倫理観の違いにより、しばしば不明瞭なものとなっており、そのような曖昧さは、自らの振る舞いが悪質な行動であるという認識を困難にしている。

本研究では、このような問題を解決するために、記憶に基づいたプレイヤーとのインタラクションによってプレイヤー自らの振る舞いの認識支援を行う共感的エージェントの実現について述べる。

2. 背景

2.1 共感的エージェント

教育的タスクにおいて、現実の効果的な教師の特徴として、学習者と関わり、動機付けを行い、共感することができるということが挙げられており、学習者の感情状態を知覚し、教育戦略に組み込む仮想的な教師に関する研究がなされている

[4]。Hastie らは、学習者の感情状態に応じた対話を行う、記憶を持った共感的な教師エージェントを提案している [4]。この研究では、記憶を持ったチューターを用いることで、タスクパフォーマンスの向上、エージェントに対する好感度の向上、エージェントに対する共感性の向上、共感の変化をもたらすという4つの仮説を立て、実験を行った。ここでは、仮想的なチューターのアーキテクチャとして、学習者モデルのスキルレベルを示す学習者モデル、ユーザのタスク進行状況と視覚に基づく表情理解技術である OKAO を用いた現在の学習者の感情を判断する感情知覚モジュールの出力を基に、インタラクションマネージャを通してチューターの共感的行動が決定され、参加者のタスク進行状況に応じてフィードバックや教育的な戦術を提供する。実験におけるシナリオとして、ロボットとして存在しているチューターと5分の対話の後、タブレットによるアプリケーションを通してトレジャーハントのタスクの遂行とともにバーチャルなチューターとのインタラクションを行った。タブレット内において、記憶を持ったチューターと記憶を持たないチューターの2種類を用意し、前者の場合はロボット時のチューターとの対話に応じた発言を行う。記憶を持つチューターと記憶を持たないチューターの2種類を比較した結果、記憶を伴ったインタラクションを行った場合、仮説として挙げたタスクパフォーマンスの向上と共感の変化については効果が見られたものの、共感性と好感度については効果が見られず、社会的、あるいは記憶を持った対話には、良い効果と悪い効果の両方が見られるとしている。

2.2 Toxic Behavior の影響と課題

Toxic Behavior は競争要素が含まれるゲームにおいてしばしば発せられるネガティブな振る舞いの総称である。Toxic Behavior による悪影響として、ネガティブな振る舞いを受けた人と、それを目にした人のパフォーマンスとゲーム体験の低下が指摘されている。また、Toxic Behavior は、プレイヤーの倫理観や慣習などの違いにより、自らの振る舞いが悪質な行動であるという認識が困難であることが指摘されている [2]。本研究では、これらの問題を解決するために、プレイヤーの振る舞いに応じたインタラクティブな動作を行うエージェントを用いることにより、プレイヤーの自身の悪質な振る舞いに対しての認識支援と、動作によってプレイヤーの反応を引き出し、プレイヤー間のコミュニケーションの促進を試みることにより、Toxic Behavior によるプレイヤー体験の悪影響を低減を目指す。

連絡先: 渡辺観智, 静岡大学総合科学技術研究科,
〒432-8011 静岡県浜松市中区城北 3-5-1,
ia13099(at)s.inf.shizuoka.ac.jp

3. 衝突緩和エージェントの設計

3.1 衝突緩和エージェントの構成

Hastie らのアプローチ [4] を基に、本研究における衝突緩和エージェントの構成を拡張し、衝突緩和エージェントがプレイヤーモデルを扱えるようにした。本衝突緩和エージェントを含んだシステム全体の構成図を図 1 に示す。

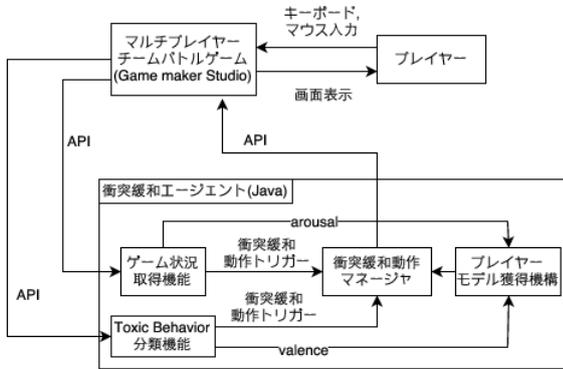


図 1: 衝突緩和エージェントの構成

本衝突緩和エージェントは、Toxic Behavior 検出機能、プレイヤーモデル獲得機構、ゲーム情報取得機能、衝突緩和動作マネージャからなる。Toxic Behavior 検出機能では、ゲーム内の Ping と Ping 発生時のゲーム内情報、ゲーム内チャットを入力として受け取り、プレイヤー、あるいは他のチームメンバーの振る舞いが Toxic Behavior であるかどうかの分類を行う。プレイヤーモデル獲得機構では、文献 [4] でも用いられているような、記憶に基づいた共感的な動作を行うためのプレイヤーモデルを取得する。ゲーム状況取得機能では、エージェントがプレイヤーに対する動作を行うためのゲーム内における環境情報を取得する。衝突緩和動作マネージャは、これらによって出力されたデータに基づき、プレイヤーとのインタラクション内容を決定する。衝突緩和エージェントをゲーム外へ配置することにより、他のゲームや、SNS などゲームの外側で発生するプレイヤー間の衝突にも対応可能することを考えている。また、プレイヤーが本衝突緩和エージェントの使用を自身で選択でき、使用者の環境下にプレイヤーモデルを保存することができるため、プライバシー面にも考慮している。

3.2 Toxic Behavior 検出機能

Toxic Behavior 検出機能は、衝突緩和エージェントがプレイヤーの振る舞いに応じた動作を行うために、API を通じてゲームから出力されたプレイヤーの振る舞いが Toxic Behavior であるか分類する機能である。本研究では、複数人でのチーム対戦を行う競争要素のあるゲームジャンルとして著名なマルチプレイヤーオンラインバトルアリーナにおけるコミュニケーションに着目し、同ジャンルにおけるゲームとして著名な League of Legends (LoL) において用いられるコミュニケーションにおける Toxic Behavior の分類を試みている。LoL において用いられるコミュニケーションとして、Ping と呼ばれる、プレイヤーの意思を表示するジェスチャーを用いた非言語コミュニケーションと、テキストチャットを用いた言語コミュニケーションの 2 種類が存在する。そこで、Toxic Behavior 検出機能では、それぞれのコミュニケーション手段において、Toxic N-gram [5] と SVM を用いて作成された分類器を用いることにより、プレイヤーの振る舞いが Toxic Behavior かどう

かの分類を行う。API を通じてゲーム内のコミュニケーション内容を受け取り、分類器を通して Toxic Behavior が検出された際に衝突緩和動作マネージャにトリガーの出力を行う。また、プレイヤーモデル獲得機構へコミュニケーションの頻度を出力する。

3.2.1 ゲーム内 Ping における Toxic Behavior の分類

ゲーム内の Ping における Toxic Behavior の検出として、Weka*¹ で作成した分類機を用いてゲーム内 Ping の Toxic Behavior の検出を行う。分類のための学習データとして、League of Legends を対象に、Ping から Toxic Behavior の検出性能の検証を行った。検証の際にあたっては、League of Legends のリプレイデータから、81 件の Ping 情報を手動で抽出し、データセットとして利用した。機械学習に用いる特徴量パラメータとしては、各 Ping アクションの発生時におけるゲームのフェイズ、チームの kill 数、チームの death 数、プレイヤーの kills 数、プレイヤーの death 数、ping の種類、ping の位置、AFK の有無、プレイヤーの状態を用いる。

機械学習アルゴリズムとして、決定木学習である C4.5、RandomForest、ベイジアンネットワーク、SVM を用いた。それぞれの分類アルゴリズムに関して、Precision、Recall、F-Measure の項目について加重平均結果の比較を行った結果、ベイジアンネットワークと SVM の分類性能が他の分類アルゴリズムに比べて高く、F 値が 0.96% となった。

表 1: 分類可能性の比較結果

Classifier	Precision	Recall	F-Measure
C4.5	0.913	0.914	0.907
RandomForest	0.943	0.938	0.933
ベイジアンネットワーク	0.965	0.963	0.961
SVM	0.962	0.963	0.962

3.3 プレイヤーモデル獲得機構

プレイヤーモデル獲得機構は、共感的な動作を行うためのプレイヤーの感情を予測する機構である。ゲーム中におけるプレイヤーの振る舞いについて、プレイヤーが行ったテキストチャットと Ping によるコミュニケーションの頻度を Toxic Behavior 検出機能から受け取り、現在のプレイヤーの興奮度合いの予測を行う。プレイヤーのコミュニケーション頻度が高いほど、プレイヤーが興奮していると予測する、また、プレイヤーの感情については、プレイ中のゲーム状況をゲーム情報取得機能から受け取り、現在のプレイヤーのポジティブ度合いの予測を行う。プレイヤーの勝利に関する要因が大きいほど、プレイヤーがポジティブであると予測する、プレイヤーモデル獲得機構は、プレイヤーの感情変化を予測した際に、衝突緩和動作マネージャに動作トリガーを出力する、また、過去のゲーム中におけるプレイヤーの振る舞いを保存することにより、衝突緩和エージェントの記憶に基づいた動作を可能とする。

3.4 ゲーム情報取得機能

ゲーム情報取得機能は、API を通じてゲームから取得した特徴情報を動作トリガーとして衝突緩和動作マネージャに出力し、プレイヤー間のコミュニケーションの促進を目的とした、衝突緩和エージェントによるゲーム環境へのフィードバック動作を行うための機能である。特徴情報の例としては、ゲームの

*1 <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

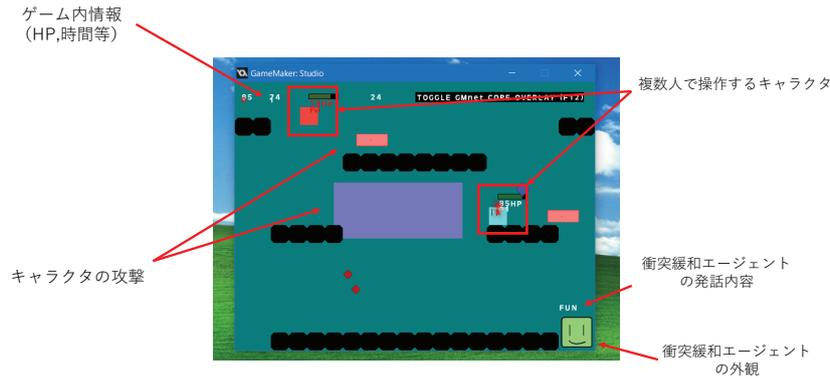


図 2: 試作ゲームの動作例

フェイズ変化, 低確率で発生するオブジェクトの出現などが挙げられる。

3.5 衝突緩和動作マネージャ

衝突緩和動作マネージャは, Toxic Behavior 検出機能, ゲーム情報取得機能, プレイヤーモデル獲得機構から受け取ったトリガーを基に衝突緩和エージェントの動作を決定し, ゲームへの出力を行う, これらのトリガーに基づいた動作を行うことにより, Toxic Behavior の検出時にプレイヤーの振る舞いの認識支援とゲーム体験の悪影響緩和のための動作, および予測されたプレイヤーモデルに基づいた共感的な動作を可能とする。それぞれについてのエージェントの動作例としては, 記憶に基づいた動作として, 悪質な振る舞いが累積されると, ゲーム中にプレイヤーの行動に対して妨害を行うことによってプレイヤーに自身の行動が悪質な行為であるという認識支援のための動作や, プレイヤーモデルに基づく動作として, 興奮度合いが低く, ポジティブ度合いが低い場合などに, プレイヤーを励ます動作を行えるようにする。

4. 実装

本研究では, 衝突緩和エージェント機構に対応した API を備えたゲームも, あわせて試作している。本試作ゲームでは, 同種のゲームとして著名な League of Legends^{*2} におけるコミュニケーションの特徴を取り入れられるようにしている。実装には, Game Maker Studio^{*3} を用いている。図 2 に本試作ゲームの動作例を示す。

本試作ゲームでは, 2 人のチーム同士で戦うバトルゲーム形式を基本としており, チームで 1 つのキャラクターを操作し, チームメイトと協調して勝利を目指す。衝突緩和エージェントは, ゲーム状況取得機能およびチャットログの内容から検出された Toxic Behavior の内容に基づいて, ゲーム中のチーム内における適切なコミュニケーションの誘発を目的とした衝突緩和動作として, 第 3 章で述べたプレイヤーに対するインタラクティブな動作を行う。

5. おわりに

本研究では, プレイヤー間の衝突緩和を行うエージェントのモデルに着目し, 記憶に基づいたプレイヤーとのインタラクションを行うエージェントの実現について述べた。Toxic Behavior

の発生と影響の緩和を試みるために, プレイヤー自身の悪質な振る舞いに対する認識支援と, 共感的な動作をする衝突緩和エージェントの設計について述べた。

参考文献

- [1] Joshua Clark Alex Leavitt, Brian C. Keegan. Ping to win? non-verbal communication and team performance in competitive online multiplayer games. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 4337–4350, 2016.
- [2] Thomas Chesney, Iain Coyne, Brian Logan, and Neil Madden. Griefing in virtual worlds: causes, casualties and coping strategies. In *Information Systems Journal*, Vol. 19, pp. 525–548, 2009.
- [3] Seungyeop Han Haewoon Kwak, Jeremy Blackburn. Exploring cyberbullying and other toxic behavior in team competition online games. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 3739–3748, 2015.
- [4] Helen Hastie, Mei Yii Lim, Srinivasan Janarthanam, Amol Deshmukh, Ruth Aylett, Mary Ellen Foster, and Lynne Hall. I remember you! interaction with memory for an empathic virtual robotic tutor. In *Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems*, pp. 931–939, 2016.
- [5] Marcus Mrtens, Siqi Shen, Alexandru Iosup, and Fernando Kuipers. Toxicity detection in multiplayer online games. In *Proceedings of the 2015 International Workshop on Network and Systems Support for Games*, No. 5, 2015.
- [6] Christoph Klimmt Peter Vorderer, Tilo Hartmann. Explaining the enjoyment of playing video games: The role of competition. In *Proceedings of the second international conference on Entertainment computing*, pp. 1–9, 2003.
- [7] 伊藤孝行, 奥村命, 伊藤孝紀, 秀島栄三. 多人数ワークショップのための意見集約支援システム collagree の試作と評価実験 議論プロセスの弱い構造化による意見集約支援. 日本経営工学会論文誌, 第 66 巻, pp. 83–108, 2015.

*2 <http://na.leagueoflegends.com>

*3 <http://www.yoyogames.com/gamemaker>