

Quick, Draw!データセットを活用したお絵描き人狼用スケッチ AI の開発 Development of Sketch AI for Drawing Werewolf: Leveraging “Quick, Draw!” Dataset

西口 奏多¹⁾ 岡本 和佳¹⁾ 西出 俊¹⁾
Sota Nishiguchi Nodoka Okamoto Shun Nishide

1 はじめに

「お絵描き人狼」は、プレイヤーが描画をもとに“人狼”の正体を推理する非対称型のマルチプレイヤーゲームである。本ゲームでは、人間役の各プレイヤーには具体的なお題（例：「牛」）が提示される一方、人狼役には上位カテゴリであるジャンル（例：「動物」）のみが提示され、人狼は正体が露呈しないよう抽象的または曖昧な描写を行う必要がある。

本研究では、「Quick, Draw!」データセットを活用し、AI プレイヤーがお題に基づいて描画できる機能の実装を行った。本稿では各お題に対応したスケッチを SketchRNN モデルを用いて生成できるような AI を構築し、ゲーム内での描画行動を実現した。

2 関連研究

SketchRNN は、連続的なスケッチ生成を目的に設計された RNN モデルの一種であり、「Quick, Draw!」データセット [1] とともに、描画生成に関する研究で広く用いられている [2]。また、CNN と RNN を組み合わせた Sketch-R2CNN[3] のように、描画の認識に焦点を当てた手法も提案されている。さらに、類推的・階層的な学習によって描画分類の精度向上を目指す研究も存在する [4]。

これらの研究が主に「描画の生成・認識精度」に焦点を当てているのに対し、本研究ではスケッチ生成 AI をゲーム環境に応用し、インタラクティブな描画を通じてプレイヤーとやり取りできる点に特徴がある。また、描画 AI を対話型ゲームへ応用した点そのものも、本研究の新規性として位置づけられる。

3 システム概要

本ゲームシステムは、複数のクライアント（プレイヤー）が中央サーバに接続して参加できる構成となっている。ゲームシステムは C++ で制作しており、通信は TCP/IP によるソケット通信によって実現した。ゲーム開始時にプレイヤーの役割（人間または人狼）がランダムに割り当てられ、ジャンルとお題が選ばれる。人間側にはジャンルとお題の両方が提示されるのに対し、人狼側にはジャンルのみが提示される。各プレイヤーは 2 回ずつ描画をした後、投票によってお題を知らないプレイヤー（人狼）を当てる。

図 1 はシステム全体の構成を示している。4 人のクライアント（プレイヤー）が中央サーバと通信し、サーバは役割の割り当てやゲーム進行を管理し、クライアントは主に入力処理と描画処理を行う。図 1 の例では、ジャンルは「動物」、お題は「牛」である。各クライアント画面にはプレイヤーのアイコンが表示されており、描画キャンバス上にはサーバを経由して送られてくる各プレイヤーの描画が表示されている。

1) 京都橘大学 Kyoto Tachibana University

お絵描き人狼のゲームシステム



図 1 システム設計

本研究の最終的な目標の一つは、複数の人間プレイヤーに加えて、クライアントのうち 1 台を AI プレイヤーとして動作させることである。これにより、すべてのクライアントが人間によって操作される従来の形式とは異なり、AI を含んだ多様なゲーム体験が可能となる。AI プレイヤーは、他のクライアントと同様に中央サーバと通信し、ジャンルやお題に応じて描画を行う役割を担う。また、AI プレイヤーの描画機能の中核には、SketchRNN を用いたスケッチ生成モデルの導入を計画しており、これにより人間らしい筆跡や段階的な描画が実現される。この構成により、AI プレイヤーは人間と同等の立場でゲームに参加することが可能になると考えられる。

4 データセットの準備とモデルの学習

4.1 「Quick, Draw!」データセット

「Quick, Draw!」データセットは、Google Creative Lab によって公開された、大規模な手描きスケッチのオープンデータセットである。このデータは、世界中のインターネットユーザーが「Quick, Draw!」という Web ベースのゲームに参加し、限られた時間内に指定されたお題を描くことで収集された。その結果、データベースには 345 クラスに分類された 5000 万件以上の描画サンプルが収録されている。各スケッチは筆順情報（ストロークごとの座標系列）を持つベクタ形式で記録されており、スケッチ生成や分類、スタイル変換など、機械学習や生成モデルの研究分野で広く利用されている。本研究では、このデータセットの多様性と筆跡の構造的特性を活かし、各お題に対して個別に SketchRNN モデルを学習させることで、人間らしい描画動作を模倣する AI

プレイヤーの構築を目指す。

4.2 SketchRNN モデル

SketchRNN は、エンコーダ・デコーダ構造の再帰型ニューラルネットワーク (RNN) モデルであり、人間の手描きスケッチを模倣するよう設計されている。スケッチはストロークの連続としてベクタ形式 (ペン先の座標とペンの状態) で表現され、エンコーダは入力された描画系列を圧縮して潜在変数へと変換する。一方、デコーダはこの潜在変数に基づいてスケッチの続きを段階的に生成することができ、さらにランダムな潜在変数を与えることで、新たな描画系列を創出することも可能である。

4.3 ジャンルおよびお題の構築

本研究では「Quick, Draw!」データセットに含まれる 345 個のクラスを 11 のジャンル (「動物」、「乗り物」、「食べ物」、「自然」、「建物」、「家具」、「道具」、「衣服」、「電子機器」、「記号」、「身体部位」) に分類した。これは、ゲームにおいてプレイヤーに提示されるジャンルに対応する。これらのジャンルのいずれにも属さないお題は、「それ以外」という第 12 のジャンルに分類し、本ゲームでは使用しない。各ジャンルに含まれるお題の数を図 2 の各ジャンルの横の数字で示している。たとえば、「動物」ジャンルには猫、犬、牛など 44 種類のお題が含まれている。「Quick, Draw!」データセットに含まれる各お題の描画系列を用い、そのお題専用の SketchRNN モデルを学習した。学習した SketchRNN のデコーダにランダムな潜在変数を入力して生成した描画系列の例を図 2 の各お題の下に示す。

4.4 AI プレイヤーの描画

本稿では AI プレイヤーの役割は人間であり、お題を知っていると仮定する。指定された「お題」の SketchRNN モデルを読み込み、ランダムな潜在変数をデコーダに入力することで生成される系列の 1 筆目を 1 巡目に、2 筆目を 2 巡目に描画する。描画速度やタイミングなどの要素は本稿では除外している。

5 実験結果と考察

本システムを評価するために、人間プレイヤー 3 人と AI プレイヤーによるゲームセッションを実施した。実際のゲームプレイの状況を図 3 に示す。図 3 のゲームにおいて、提示されたジャンルは「動物」、お題は「猫」であった。AI プレイヤーの役割は人間であり、描画順は 4 人のプレイヤーの中で最初である。本ゲームでは 1 巡目の最初の描画で AI プレイヤーは猫の顔の輪郭を描

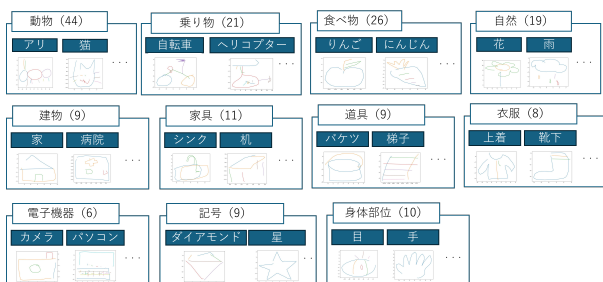


図 2 ジャンル、お題、および生成されたスケッチの例



図 3 ゲームプレイの例：ジャンル「動物」お題「猫」のゲームにおける AI プレイヤー (人間役) のプレイ画面。AI プレイヤーの描画は赤線で示されており、1 巡目に猫の顔の輪郭を、2 巡目に耳を描画した。

画した。各プレイヤーが 1 巡目の描画後、2 巡目の最初の描画で AI プレイヤーは猫の耳を描画した。図 3 は全プレイヤーが 2 巡目の描画を行った後であり、人狼の投票を行う直前の場面である。

本研究には、2 つの重要な課題が残されている。第一に、現状の AI は事前に生成された描画系列を用いて描画しており、ゲームの文脈に応じた柔軟な対応ができない。リアルタイム生成が可能になれば、より状況に応じた振る舞いが可能になると考えられる。第二に、AI が「人狼」役を担うには、他プレイヤーの描きかけのスケッチから隠されたお題を推論する必要がある。これは認識と確率的推論を含む複雑な課題である。これらの課題に取り組むことで、お絵描き人狼の AI プレイヤーの性能向上が見込め、より人間らしいプレイが可能となる AI プレイヤーの実現につながると期待される。

6 おわりに

本研究では、「Quick, Draw!」データセットを活用し、お絵描き人狼におけるお題に基づく AI プレイヤーを開発した。お題の分類および個別モデルの学習を通じて、人間役 AI プレイヤーの描画機能を実装し、実際のゲームセッションを通じて AI プレイヤーを交えたゲームプレイが可能であることを確認した。今後の課題としては、ゲーム文脈に基づく描画、役割への柔軟な適応、ユーザーによる主観的評価の実施が挙げられる。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 23K11277 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] J. Ha and Google Creative Lab, “The Quick, Draw! Dataset,” 2017. [Online]. Available: <https://quick-draw.withgoogle.com/data>
- [2] D. Ha and D. Eck, “A Neural Representation of Sketch Drawings,” arXiv:1704.03477, 2017.
- [3] L. Li, C. Zou, Y. Zheng, Q. Su, H. Fu, and C. Tai, “Sketch-R2CNN: An RNN-Rasterization-CNN Architecture for Vector Sketch Recognition,” IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol. 27, Issue 9, pp. 3745-3754, 2020.
- [4] K. Chen, K. Forbus, B. V. Srinivasan, N. Chhaya, and M. Usher, “Sketch Recognition via Part-based Hierarchical Analogical Learning,” Proceedings of the Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 2967-2974, 2023.