

繰り返し学習可能な地震避難訓練 VR のための 強化学習を用いたシチュエーションの自動生成

Reinforcement Learning-Based Automatic Scenario Generation for a Repeatable VR Earthquake Evacuation Training System

西尾 亮祐†
Ryosuke Nishio

井村 誠孝†
Masataka Imura

1. はじめに

地震は、人間や建物に対して甚大な被害をもたらす。阪神淡路大震災や令和 6 年能登半島地震では、倒壊した家屋の下敷きになったことによる圧死や窒息・呼吸不全が死因の 6 割以上を占めている。建物の下敷きにならないためには、セーフティゾーンと呼ばれる、閉じ込められず、物が倒れてこない空間に一時的に避難する必要がある。しかし、セーフティゾーンは地震が起きたときの場所や震度によって変わる。また、緊急地震速報を受信してから大きな揺れが来るまでの時間は数秒から数十秒であり、一時的な避難場所を検討する時間は限られている。したがって、普段から地震発生時における避難行動を訓練しておくことが重要である。

災害避難訓練は実世界で臨場感を持って行うことが難しい一方で、VR 技術を使用すると高い臨場感で体験できるため、様々な VR 災害体験システムが開発されている [1]。しかし、従来の VR 災害体験システムでは、特定のシチュエーションしか用意されておらず、多くのバリエーションを手動で作成することは時間がかかるという課題がある。本研究では、強化学習を用いて地震シミュレーションによる家具の転倒結果を考慮した家具の自動配置を行い、多様な体験シチュエーションを構築する。さらに、自動生成したシチュエーションを VR 避難訓練システムに適用することで、セーフティゾーンへの避難を繰り返し体験できる環境を実現し、一時的な避難に関する知識と経験を身に付け、防災意識の向上を目指す。

2. 関連研究

防災訓練として学校や会社、地域で行われている訓練の他に、災害に対する判断力などの能力を向上させるための研究 [2] や災害時の行動を学習する教育に関する研究 [3]、災害を体験するための研究 [1][4]、災害発生時の行動支援に関する研究 [5]、災害をシミュレートする研究 [6] などが行われている。また、強化学習を用いた災害避難訓練のシチュエーションの自動化や室内レイアウトの最適化に関する研究も行われている [4][7]。

中嶋らは地震発生時、危険空間の正確な情報と居住者の傷害重症度をリアルタイムで通知し、危険空間にいる人に人工音声によって安全な空間に誘導するシステムを構築している [5]。室内の広さや家具の配置を 3 次元のバーチャル空間に再現し、Kinect センサを用いて、居住者の追跡を行う。災害時、震度を緊急地震速報から取得し、予測震度を

屋内の 3 次元モデルに与えることで、家具の転倒軌跡や人体への衝突の有無及び負傷程度を評価する。人体損傷度を計算することで、危険な空間かどうかを判断し、地震発生時、部屋にいる人を安全な場所に誘導できる。一方で、Kinect の計測範囲から外れると、人体損傷度を計算できず、音声によって安全な空間に誘導することができない。また、訓練として使用する場合、体感や視覚的に地震の揺れを感じないため、臨場感に欠ける。

Yamamoto らは、体験者の行動に基づく採点フィードバックシステムを用いた VR 地震避難訓練システムを開発している [1]。様々な項目について、体験者がとった行動を採点するシステムである。結果として、地震発生時の適切な行動の学習において、従来の紙・電子マニュアルよりも提案システムの方が効果的であることが示唆されている。Yamamoto らのシステムでは、体験できるシチュエーションがあらかじめ用意されたものに限られており、多様なシチュエーションを想定した学習を行うことが難しい。

Jigyasa らは、毎回異なるシチュエーションで火災発生時の消火訓練を行うシステムを開発している [4]。強化学習を用いて家具配置や火元の位置、訓練者の初期位置などを自動生成することで、多様な訓練シチュエーションを構築している。火災の場合、出火位置や延焼範囲などの条件は容易に変更でき、多様なシチュエーションの構築が可能である。一方で、地震の場合は、揺れによる物体の転倒と屋内の避難場所が相互に関係するため、家具の転倒結果を考慮したシチュエーション生成が必要である。

また、家具配置の自動生成に関する研究として、Ribino らは、強化学習を用いてオフィス環境における家具配置を最適化する手法を提案している [7]。室内環境の質として、熱的、音響的、視覚的快適性を考慮した家具配置を生成している。しかし、生成される家具配置は環境の快適性の向上を目的としており、地震発生時における家具の転倒やセーフティゾーンを考慮した家具配置は対象としていない。

本研究では、強化学習による家具自動配置と地震シミュレーションを組み合わせることで、家具の転倒結果を考慮した多様な地震避難訓練シチュエーションを自動生成する。

3. VR 地震避難訓練システム

本研究では、HMD を使用し、VR 空間内で地震発生から揺れが収まるまでのセーフティゾーンへの避難行動を訓練するシステムを提案する。

† 関西学院大学, Kwansei Gakuin University

3.1 システムの概要

システム体験の流れを図 1 に示す。地震発生前、体験者のいる建物の構造や耐震基準の情報が体験者に与えられる。地震が発生すると、体験者は建物の倒壊や家具の転倒、ガラスの飛散などを考慮して自身がセーフティゾーンであると判断した場所へ避難する。地震発生中は、その場で身を守る姿勢をとる。揺れが収まると、フィードバックが体験者に与えられ、どの場所がセーフティゾーンとして適していたかを確認する。

3.2 地震の揺れの再現

本研究では、実際の地震の揺れを再現する。地震計で計測された 3 軸方向の加速度データに基づいて、各サンプリング時刻における地面の変位を求める。加速度を $\mathbf{a}_i$ (i はサンプル番号)、サンプリング間隔を Δt とすると、サンプル番号 i のときの速度 $\mathbf{v}_i$ は、

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{v}_{i-1} + \mathbf{a}_i \Delta t \quad (1)$$

である。 $\mathbf{v}_i$ を用いると、変位 $\mathbf{r}_i$ は、

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} + \mathbf{v}_i \Delta t \quad (2)$$

となる。得られた変位を、各サンプリング時刻において VR 空間内の地面に与えることで、地震を再現する。地震再現時、物理シミュレーションを用いることで、地面の揺動が屋内の家具に伝達され、家具の移動や転倒が起こる。

3.3 フィードバック

本研究では、体験者に対し、地震発生時の安全行動についてのフィードバックを 2 種類の手法で行う。一つ目は、地震発生中に安全な場所で身を守れているかを確認するためのフィードバックである。体験者の姿勢をトラッキングして VR 空間内に反映させ、地震発生中に、体験者の体の各部位と家具の接触判定を行う。体験者の体の部位を頭頸部、胴体、左腕、右腕、左足、右足の 6 つに分け、主要動の間、どの部位がどの家具と接触したかを体験者に表示する。

二つ目は、体験したシチュエーションにおいて、どこがセーフティゾーンとして適しているかのフィードバックである。本研究では、セーフティゾーンを閉じ込められず、物が倒れてこない空間と定義しているため、地震の揺れが収まった後、地震発生中に物体が存在した空間の可視化と VR アバタを用いた避難経路の提示を行う。物体が存在した空間を可視化するために、図 2 のように各時刻における物体ごとにバウンディングボックスを作成し、作成したバウンディングボックスの和集合で地震発生中に物体が存在した空間を表現する。また、体験者の位置から目的地まで障害物を避けながら移動できる経路を求め、屋外への避難経路として提示する。

3.4 実装

実装にあたって、ゲームエンジンは Unity を、HMD は Meta Quest 3 を使用した。

3.4.1 地震の揺れの再現

本実装では、13 万棟以上の住家被害が出ている令和 6 年能登半島地震を再現する。気象庁の強震観測データ内 [8]

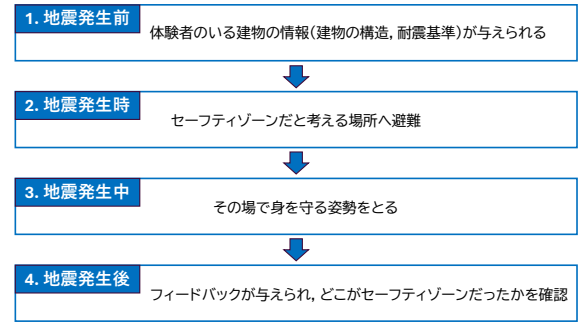


図 1 システム体験の流れ

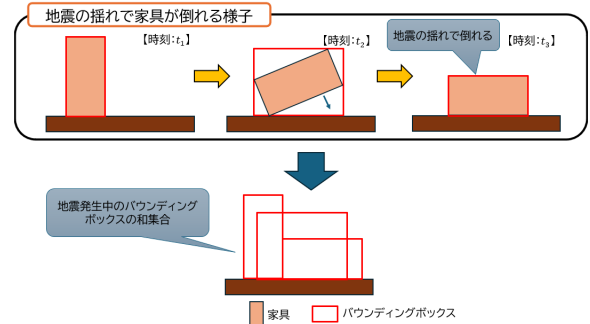


図 2 物体が存在した空間の可視化手法

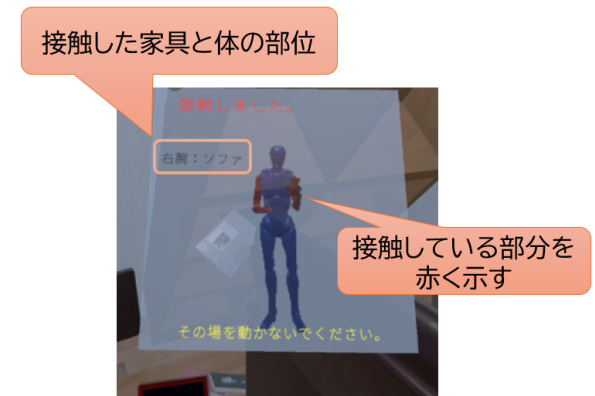


図 3 地震発生中のフィードバック

の 2024 年 1 月 1 日 16 時 10 分 22.5 秒石川県能登半島地方の地震での数種類の震度の北-南、東-西、上-下の 3 軸方向の加速度データを使用する。

3.4.2 地震発生中のフィードバック

地震発生中のフィードバックは図 3 に示すように、接触している体の部位を赤色で示し、接触した家具と体の部位を画面上に表示する方法で行う。図 3 の青色のアバタは体験者の姿勢をトラッキングし、VR 空間内に反映させたものである。体験者は目の前の画面を確認することで、自分の姿勢や接触した家具の情報を把握し、身を守るための姿勢が適切であったかについてフィードバックを得ることができる。姿勢のトラッキングに関して、上半身は HMD 内蔵カメラでトラッキングを行う。また、下半身については、Meta が提供している上半身の位置姿勢や動きから AI によって自然な足の動きを生成する技術である Generative

Legs を用いて、屈む動作などを推測する。

3.4.3 地震の揺れが収まった後のフィードバック

地震の揺れが収まった後の体験者へのフィードバックの一つである屋外への避難経路の提示の様子を図 4 に示す。屋外への避難経路の提示では、Unity が提供している AI Navigation を用いて避難経路の探索・提示を行う。図 4 の緑色のアバタが目的地である部屋の外まで障害物を避けながら移動することで体験者に視覚的に避難経路を提示する。

また、図 5 は物体が存在した空間を示したものであり、体験者は提示された空間から、地震発生中に物が倒れてこない場所を確認する。半透明の赤色のバウンディングボックスどうしが重なっている部分が濃くなり、視認性が低下するのを防ぐため、バウンディングボックスが一度描画された領域を記録し、同じ位置に繰り返し描画されないように描画条件を制御する処理を実装した。さらに、奥行きを把握しやすくするために、バウンディングボックスの輪郭線を描画する実装を行った。具体的には、各バウンディングボックスの 8 頂点から構成される 12 本の各辺を一定間隔で分割した点に対して、体験者の視界からの遮蔽判定を行った。他の物体に遮られていない区間のみを抽出し、可視部分の輪郭線を描画することで、視野内で確認できるバウンディングボックスの輪郭のみを表示した。

4. 強化学習によるシチュエーションの自動生成

災害避難訓練システムでは、体験のバリエーションを増やすことで、繰り返し体験しても新たな学びが得られ、継続的な学習が可能となる。本研究では、部屋の形状・大きさや窓・ドアの位置などの環境条件に応じて、家具配置を自動で決定し、体験シチュエーションを自動生成する。体験シチュエーションの自動生成では、地震発生後にセーフティゾーンが少なくとも 1 か所以上確保されるような家具配置を自動生成する必要がある。しかし、家具配置には唯一の正解が存在せず、複数の適切な配置が考えられるため、条件を満たす配置を探索的に求める必要がある。環境との相互作用を通じて配置を最適化できる手法として強化学習を用いる。自動生成処理の全体の流れを図 6 に示す。家具の自動配置に関する評価を行った後、地震シミュレーションを行い、地震発生後の屋内空間の状態を評価する。家具配置の結果と地震発生後の屋内空間の状態を一体的な評価として扱い、地震発生後にセーフティゾーンが少なくとも 1 か所以上確保される家具配置を学習する。

4.1 家具の自動配置の流れ

強化学習による家具配置の流れを図 7 に示す。家具 1 つを配置する処理を 1 ステップ（図 7 の 2～4）とし、すべての家具の配置が完了して 1 つの部屋のレイアウトが完成するまでを 1 エピソード（図 7 の 1～6）とする。エージェントは配置対象となる家具とし、家具を順次配置していく。環境設計として、部屋全体をグリッド化し、家具の配置可能領域を定義する。また、強化学習における観察としてグリッドの占有状態を取得し、行動は家具の配置位置を表す 2 次元座標と回転角とする。

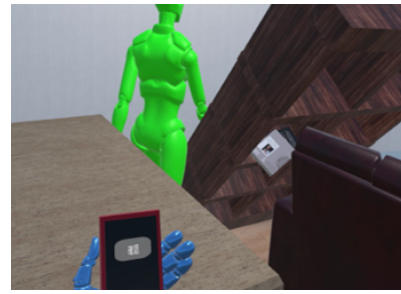


図 4 屋外への避難経路の提示

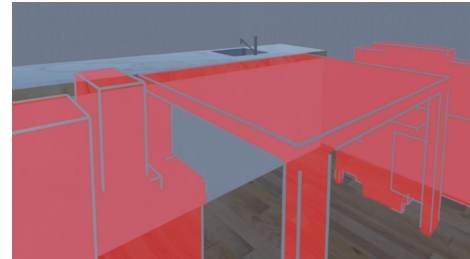


図 5 物体が存在した空間

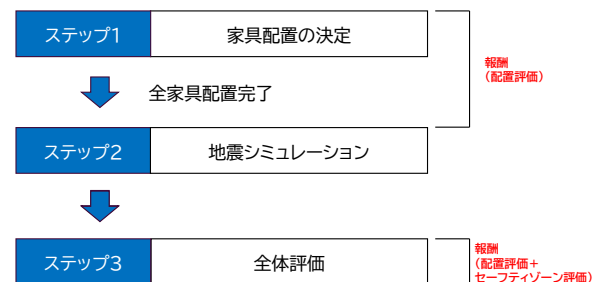


図 6 強化学習全体の流れ

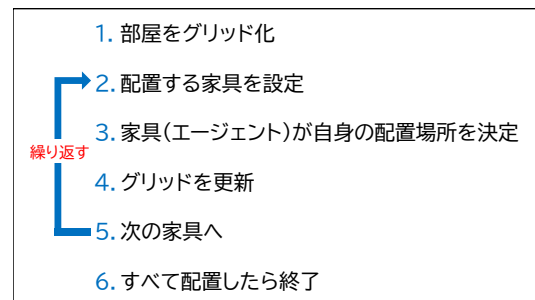


図 7 家具配置の流れ

4.2 家具配置における報酬関数

各家具における報酬関数は、すべての家具に共通する配置制約に関する評価と、家具の種類に応じた配置特性の評価の和として定義する。

4.3 実装

家具の自動配置は、家具の位置や姿勢、家具同士の干渉など多数の要因が相互に影響するため、単純な線形モデルやルールベースの手法では適切に表現することが困難である。本研究ではニューラルネットワークを用いた強化学習が可能な Unity ML-Agents を用いる。

4.3.1 ニューラルネットワークの学習設定

ニューラルネットワークの学習設定として、隠れ層数を2、各層のユニット数を128とし、学習アルゴリズムにはPPO (Proximal Policy Optimization) を用いた。

4.3.2 単一家具の自動配置

まず、単一の家具について、本実装では壁際に配置されることが多い棚の自動配置を行った。壁際配置における報酬関数 R を、

$$R = R_{\text{wall}} + R_{\text{back}} + R_{\text{front}} \quad (3)$$

と定める。 R_{wall} は家具が壁際に配置されているかを評価する報酬を表す。壁際に配置されている場合は+2.0、壁際に配置されていない場合は-2.0を与える。また、 R_{back} は家具の背面が壁を向いているかを評価する報酬であり、背面が壁を向いている場合は+1.0、背面が壁を向いていない場合は-1.0を与える。さらに R_{front} は家具の正面が壁を向いていないかを評価する報酬を表し、正面が壁を向いている場合は-1.0を与える。部屋の範囲外に配置する場合や壁やドアと重なる場合、ドア周辺の1 m×1 mの範囲に配置される場合には無効配置とし、-2.0の報酬を与え、エピソードを終了する。

図8は学習モデルを用いて、棚を自動配置した様子である。家具が壁際に配置され、報酬関数で設定した配置特性を満たす配置が実現できた。学習を総ステップ数55000で行った結果、エージェントが適切な配置を学習していることを確認した。

4.3.3 複数家具の自動配置

次に、複数家具の自動配置を行った。配置した家具はソファ、姿見、テレビ台、机の4つである。姿見とテレビ台は壁際に配置する家具として、式3の報酬関数を適用し、ソファと机は部屋内の空いている空間に配置する。

図9は、家具の大きさに基づいて配置の優先順位を決定し、配置した結果である。4つの家具それぞれ報酬関数で設定した配置特性を満たす配置が実現できた。また、図10は94000ステップ学習させたときの累積報酬の推移である。縦軸が1エピソードあたりの累積報酬、横軸がステップ数を示し、ステップが進むにつれて報酬が大きくなっているため、エージェントが適切な配置を学習していることが確認できた。

5. おわりに

本稿では、地震発生から揺れが到達するまでの時間の中でセーフティゾーンに移動し、安全な場所で身を守ることを目的に、VR空間内で様々なシチュエーションにおいてセーフティゾーンへの避難を訓練するシステムを提案した。また、強化学習による家具の自動配置において、複数家具を対象に、報酬関数で設定した配置特性を満たす配置を実現できた。

今後は共通の評価関数を用い、学習し直さなくても異なる部屋サイズに対応できる汎用的なモデルの作成や、各評価項目の重みを調整することで、家具ごとの配置特性を表現できる報酬関数の設計を行う。また、地震シミュレー

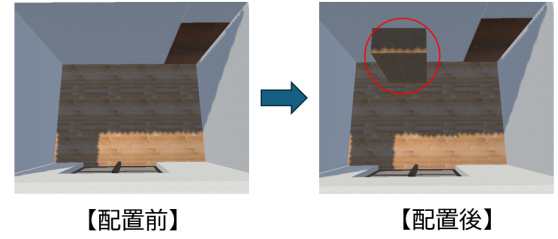


図8 単一家具の自動配置の様子

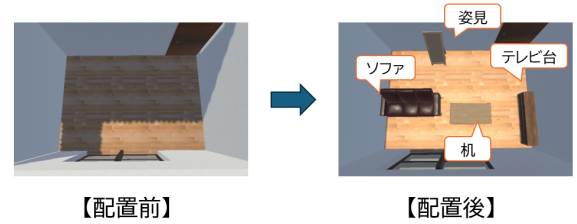


図9 複数家具の自動配置の様子

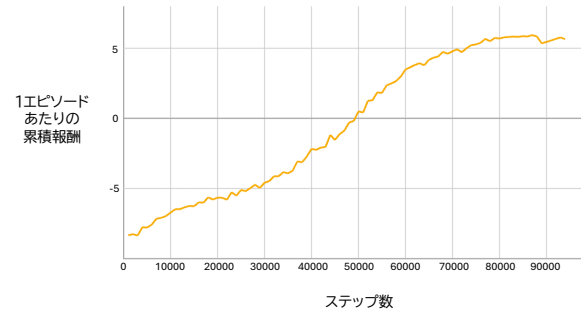


図10 学習過程における累積報酬の推移

ションを行い、セーフティゾーンが少なくとも1か所以上確保されるかを確認することができるシステムを構築し、VR地震避難訓練システムにおいて自動生成したシチュエーションでの体験を可能にする。

参考文献

- [1] Yamamoto, K. and Makino, M.: A VR System for Earthquake Evacuation Drills with Scoring Feedback based on Learner Behavior and Actions, *6th International Conference on Information Technology*, pp. 374–378 (2022).
- [2] 井面仁志, 高橋亨輔, 森友佑, 磯打千雅子, 白木渡: 視線分析による防災コンピテンシーの特徴分析に関する研究, *土木学会論文集 F6*, Vol. 72, No. 2, pp. I_29–I_34 (2016).
- [3] 新保泰輝, 寺山一輝, 越野亮, 沖野浩太郎, 荒木光一, 吉田龍史: VRコンテンツを用いた防災教育アプリケーション「防災すごろく」の開発とその教育効果, *土木学会論文集 H*, Vol. 78, No. 1, pp. 1–9 (2022).
- [4] Agarwal, J. and Shridevi, S.: Procedural Content Generation Using Reinforcement Learning for Disaster Evacuation Training in a Virtual 3D Environment, *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 98607–98617 (2023).

- [5] 中嶋唯貴, 岡田成幸, 奥田幸平: 人体動作と姿勢認識及び家具転倒軌跡判定による地震時室内 3 次元危険度評価システム, 地域安全学会論文集, Vol. 27, pp. 257-265 (2015).
- [6] 濱野拓人, 小野里雅彦, 田中文基: 物理エンジンの性能評価に基づいたリアルタイム家屋倒壊シミュレーション, 日本機械学会論文集, Vol. 84, No. 859, pp. 17-00480 (2018).
- [7] Ribino, P. and Bonomolo, M.: A multi-objective reinforcement learning approach for furniture arrangement with optimal IEQ in multi-occupant offices, *Journal of ambient intelligence and humanized computing*, Vol. 14, No. 12, pp. 16749-16770 (2023).
- [8] 気象庁: 強震観測データ (2024). <https://www.data.jma.go.jp/svd/eqev/data/kyoshin/jishin/index.html>.