

1. はじめに

経路予測は、歩行者や自動車等の移動物体がどのような経路を未来に辿るかを予測する技術である。敵対的学習 (GAN) を用いた経路予測法として Social GAN [1] が提案されている。この手法は Pooling Module を導入することで、歩行者同士の衝突を回避した経路予測が可能である。しかし、Pooling Module はシーン全体の歩行者を対象とするため、予測対象との衝突に関係のない他対象の特徴量を用いて予測することがある。これにより、予測時に経路の衝突が発生する。本研究では、経路の衝突を回避するために、パーソナルスペース [2] を考慮した Pooling Module を導入した経路予測法を提案する。

2. パーソナルスペース

パーソナルスペースを 4 区分の距離で表現する。各距離は、親密な人物との距離である Intimate Distance (0.45m)、互いの表情が確認できる Personal Distance (1.2m)、会話が可能である Social Distance (3.5m) 及び、多人数を見渡せる距離である Public Distance (7.0m) である。

3. Social GAN

Social GAN の概略図を図 1 に示す。Social GAN は、シーン内の歩行者の観測経路を入力し、予測経路を出力するモデルである。そして、出力した予測経路または、真値を Discriminator に入力し、本物が偽物かを判定させる敵対的学習により、真値に近い経路を予測できるようになる。

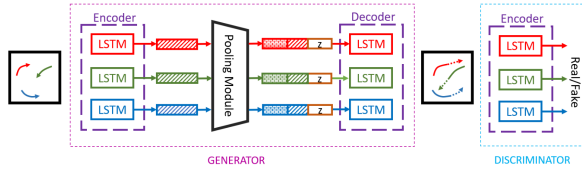


図 1: Social GAN の概略図

4. 提案手法

提案手法は Social GAN の Pooling Module にパーソナルスペースを考慮する。図 2 に提案する Pooling Module の概略図を示す。提案手法では、予測対象を中心としたパーソナルスペース内に限定して他対象を pooling する。これにより、近傍の人物との衝突を避ける経路を予測することが期待できる。

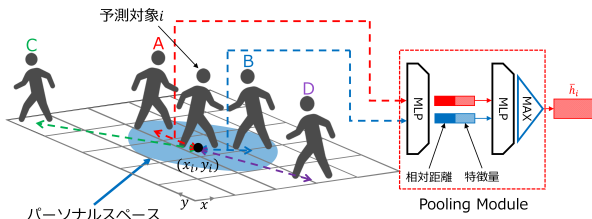


図 2: 提案する Pooling Module の概略図

pooling 対象の集合 P_i は式 (1) で決定する。予測対象 i の座標 (x_i, y_i) と他対象 j の座標 (x_j, y_j) から、相対距離を計算する。相対距離が θ 以下なら、他対象 j を pooling 対象 P_i に加える。 θ はパーソナルスペースをもとに決めた閾値である。

$$P_i = \{j | \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \leq \theta\} \quad (1)$$

P_i は θ 以下の全ての他対象 j の集合となる。全ての他対象 j の特徴量 h_j からの pooling を式 (2) に示す。

$$\bar{h}_i = \max_{j \in P_i} (h_j) \quad (2)$$

5. 評価実験

提案手法の有効性を評価実験により検証する。

5.1. 実験概要

評価実験には ETH/UCY [3, 4] データセットを用いる。ETH/UCY は 5 種類のシーンから構成されている。学習回数を 200epoch、入力を約 3.2 秒間の観測経路、出力を

約 4.8 秒間の予測経路とする。比較対象を Social GAN とし、評価指標には、Average Displacement Error (ADE) と Final Displacement Error (FDE) を用いる。

5.2. 実験結果

定量的結果を表 1 に示す。表 1 より、hotel と zara2 は、閾値が Intimate Distance の場合、誤差が最も小さいことが確認できる。また、univ は、閾値が Public Distance の場合、誤差が最も小さいことが確認できる。以上の結果から、提案手法による pooling 範囲の限定化が有効であると考えられる。

表 1: 定量的結果 (ADE/FDE)

Dataset	eth	hotel	univ	zara1	zara2	AVG
Social GAN	0.87/1.62	0.67/1.37	0.76/1.52	0.35/0.68	0.42/0.84	0.67/ 1.21
Intimate Distance	0.92/1.84	0.56/1.17	0.83/1.50	0.46/0.99	0.35/0.75	0.62/1.25
Personal Distance	0.94/1.87	0.59/1.20	0.70/1.52	0.48/1.03	0.43/0.95	0.63/1.31
Social Distance	0.94/1.87	0.62/1.30	0.72/1.53	0.48/1.02	0.44/0.97	0.64/1.34
Public Distance	1.04/2.09	0.64/1.36	0.69/1.48	0.49/1.06	0.43/0.95	0.66/1.39

定性的結果を図 3 に示す。各色の破線は各予測対象の観測経路、実線は真値、分布は予測分布を表す。hotel, zara2 より、Social GAN の予測分布は真値から大きく外れていることが確認できる。一方で、提案手法の予測分布は、真値に近い経路となっている。

univ の scene1 より、Social GAN は赤色と桃色の予測分布が重なっていることが確認できる。予測分布の重なりは予測対象同士の衝突の可能性が考えられ、避けるべき場面である。また、青色、緑色、及び黄色の予測分布は真値から大きく外れていることが確認できる。一方で、提案手法の予測分布は、重なりを抑えつつ、真値に近い経路となっている。

univ の scene2 より、Social GAN の予測分布は真値から大きく外れていることが確認できる。一方で、提案手法の予測分布は、真値に近い経路となっている。

これらの結果より、歩行者数が少ないシーンは Intimate Distance が有効であり、歩行者数が多いシーンは Public Distance が有効であると考えられる。

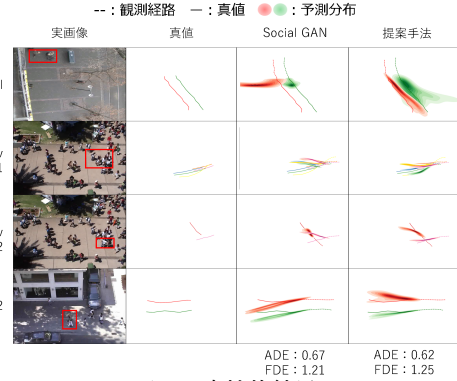


図 3: 定性的結果

6. おわりに

本研究では、パーソナルスペースを考慮した Social GAN による経路予測を提案した。評価実験から、提案手法の有効性を確認した。今後は、歩行者毎の最適なパーソナルスペースを自動で選択する機構を導入する予定である。

参考文献

- [1] A. Gupta, *et al.*, “Social GAN: Socially Acceptable Trajectories with Generative Adversarial Networks,” CVPR, 2018.
- [2] H. Edward, “The hidden dimension,” Anchor Books, 1966.
- [3] S. Pellegrini, *et al.*, “You’ll Never Walk Alone: Modeling Social Behavior for Multi-target Tracking,” ICCV, 2009.
- [4] A. Lerner, *et al.*, “Crowds by example,” CGF, 2007.