

## 1. はじめに

経路予測とは、歩行者や自動車などの移動物体に対する未来の経路を予測するタスクである。経路予測には、歩行者同士の衝突を回避する手法 [1] がある。この手法は、歩行者間の関係性を距離情報に基づいてグラフで表現している。しかし、歩行者間の関係は、距離だけでなく視認状態やグループなど、考慮すべき情報が複雑かつ多様である。そこで本研究では、複数の関係性を考慮するための部分グラフを導入した Graph Convolutional Network (GCN) による経路予測を提案する。

## 2. 従来手法

歩行者同士の衝突を回避する経路予測手法として Social-STGCNN [1] が提案されている。本手法では Graph Convolutional Network (GCN) を用いて、時空間グラフを構築している。時空間グラフは、歩行者をノード、歩行者間を距離の逆数をエッジとして表現している。これによりシーン中の全ての歩行者の位置関係を表現可能である。しかしながら、視認状態、グループといった歩行者間の詳細な関係性を考慮していない。

## 3. 提案手法

本研究では、歩行者の状態や関係性を考慮するために、関係性部分グラフを導入した経路予測を提案する。

### 3.1. 関係性部分グラフ

歩行者が衝突を回避する上で考慮すべき情報として、視認状態、グループ、移動情報が考えられる。視認状態とは、その対象が視野角に含まれているかを示す。グループとは、歩行者集団を示す。また、移動情報は他の歩行者との距離や移動方向、速度である。本研究では、これらの情報をエッジに用いる。すなわち、関係性部分グラフのノードは歩行者の各時刻の位置座標  $(x_i, y_i)$ 、エッジは各関係性とし、該当する場合を“1”、該当しない場合は“0”と表す。近距離は対象間の距離が閾値  $1.2m$  以下、同速度は1フレームの移動量の差が閾値  $0.5m$  以下、同方向はコサイン類似度が閾値  $0.5$  以上とする。視認状態は人の視野角を  $200$  度とし、その視野範囲にいる歩行者を対象とする。

### 3.2. ネットワーク構造

提案手法のネットワーク構造を図1に示す。まず GCN で、距離情報による全体グラフと、各関係性部分グラフに関する特徴量を抽出する。抽出した特徴量をチャンネル方向に連結し、point-wise convolution で特徴量を集約する。集約した特徴量を Temporal Convolutional Neural Network (TCN) に与えて予測経路の多変量ガウスパラメータ  $N(\mu, \Sigma)$  を出力し、確率分布に沿った経路を予測する。確率分布に沿って出力された座標と真値の誤差を伝播し学習する。ここで、 $D$  は座標次元数、 $N$  は歩行者数、 $T_O$  は観測ステップ数、 $T_P$  は予測ステップ数を示す。

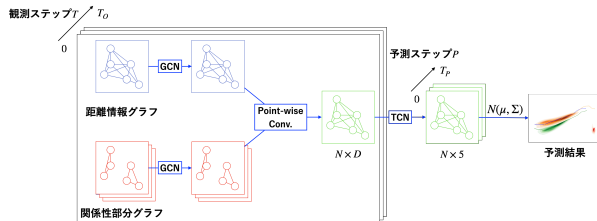


図 1: 提案手法のネットワーク構造

## 4. 評価実験

提案手法の有効性を評価実験により検証する。

### 4.1. 実験概要

本実験では、各関係性部分グラフが経路予測に与える影響を検証する。データセットには、ETH, UCY を用いる。観測時刻は  $3.2$  秒 (8 ステップ)、予測時刻は  $4.8$  秒 (12 ステップ) である。パッチサイズは  $128$ 、エポック数は  $250$ 、最

適化手法には SGD、学習率は  $0.01$  とする。評価指標には各予測時刻の予測値と真値のユークリッド距離の平均誤差の Average Displacement Error (ADE)、最終予測時刻の予測値と真値のユークリッド距離誤差の Final Displacement Error (FDE) を用いる。

### 4.2. 実験結果

評価結果を表 1 に示す。近距離、同速度を考慮した場合は、従来手法と同等である。同方向、グループ、視認状態を考慮した場合、精度の向上が見られることから、これらの関係性は経路予測の精度向上に寄与している。特に歩行者の状態を表す視認状態の効果が高いことがわかる。

表 1: 定量的評価

| 手法   | 関係性 |     |     |      |      | AVG  |      |
|------|-----|-----|-----|------|------|------|------|
|      | 近距離 | 同速度 | 同方向 | グループ | 視認状態 | ADE  | FDE  |
| 従来手法 |     |     |     |      |      | 0.44 | 0.71 |
| 提案手法 | ✓   |     |     |      |      | 0.44 | 0.71 |
|      |     | ✓   |     |      |      | 0.45 | 0.75 |
|      |     |     | ✓   |      |      | 0.43 | 0.68 |
|      | ✓   | ✓   |     |      |      | 0.44 | 0.74 |
|      | ✓   |     | ✓   |      |      | 0.42 | 0.70 |
|      | ✓   | ✓   | ✓   |      |      | 0.41 | 0.69 |
|      |     | ✓   | ✓   |      |      | 0.43 | 0.66 |
|      |     |     |     | ✓    |      | 0.41 | 0.64 |
|      |     |     |     |      | ✓    | 0.40 | 0.63 |
|      |     |     |     | ✓    | ✓    | 0.40 | 0.68 |

定性的評価を図 2 に示す。図 2(a) では、青色の対象が近くに位置する橙色の対象を回避するあまり、緑色の対象と接触する経路を予測している。図 2(b) では、関係性部分グラフによって緑色の対象との衝突は回避しているが、真値から遠ざかっている。図 2(c) では、青色と橙色の対象がグループとして伴った動きを予測することで、真値に近い経路を予測できている。図 2(d) では、緑色の対象に対して、画像右下の赤色の対象を視野外としているため影響を受けず、真値に近い経路を予測できている。

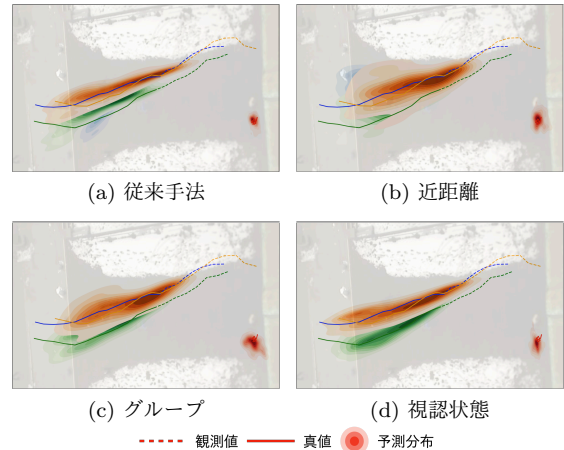


図 2: 定性的評価

## 5. おわりに

本研究では、関係性部分グラフを用いた Graph Convolutional Network による経路予測手法を提案した。また、関係性部分グラフを用いた経路予測によって関係性が経路予測に与える影響について検証した。今後は、関係性部分グラフの自動生成やネットワークの改良に取り組む。

### 参考文献

- [1] A. Mohamed, *et al.* “Social-STGCNN: A Social Spatio-Temporal Graph Convolutional Neural Network for Human Trajectory Prediction”. CVPR, 2020.