# 深層学習ベースの歩行者経路予測モデルの解釈可能性

邱　文心[1]・布施　孝志[2]

[1]学生会員　東京大学大学院　工学系研究科社会基盤学専攻（〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: qiu@trip.t.u-tokyo.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　東京大学大学院教授　工学系研究科社会基盤学専攻（〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1）
E-mail: fuse@civil.t.u-tokyo.ac.jp

歩行者挙動の研究は，人流シミュレーションや経路予測の基礎として重要である．カメラで高精度な軌跡データが観測でき，より詳細な特徴を把握することが可能になった．軌跡データに深層学習に基づいた経路予測手法では，従来よりも複雑なモデリングができ，高い予測精度が得られる．しかし，モデル構造は解釈性が低いと指摘されており，得られた特徴の理解や実用化が困難である．深層学習の解釈性向上に関する研究はされているが，歩行者経路予測への適用手法や評価は不十分である．本研究では，深層学習ベースの歩行者経路予測手法に基づき，精度と計算量を考慮し，モデル解釈に向けた改良を行うことを目的とする．提案手法では，時空間グラフと注意機構を用い，歩行者間双方向のインタラクションをモデリングした．ベンチマークデータを用いて精度と計算量を評価し，既存研究との比較を通して，モデル解釈可能性の方向を示した．

***Key Words:*** *Pedestrian Behavior, Pedestrian Trajectory Prediction, Deep Learning, Attention Mechanism, Inter-pretability, Explainable Artificial Intelligence (XAI)*

## 1. はじめに

歩行者挙動の研究では，歩行者挙動を解明し，シミュレーションや予測を通して歩行者空間の指摘や改善を行う．歩行者挙動を解明するための観測データの収集は，カメラ機器や画像特徴学習手法の進歩により，より高精度・高解像度の軌跡座標を入手することが可能になった．これに伴い，高精度に特徴を捉えるモデリング手法も求められている．一方で，歩行者のいる空間に自動運転車両や自律型ロボットを導入することで，歩行者挙動の予測に対する精度の要求が高くなっており，それに応じ，深層学習を用いた予測精度の高い手法が提案されている．しかし，このような深層学習ベースの手法は解釈性が不十分であると指摘されている．歩行者挙動の解明にあたり，モデルによる学習された特徴を研究者の人間が理解するための説明が少なく，結果の信頼性が低く，実用化することが困難であると考えられる．

本研究の目的は，深層学習ベースの歩行者経路予測手法に基づき，精度と計算量を考慮し，モデル解釈を向上させる改良を行うこと．また，既往研究で示された解釈可能な手法と比較し，深層学習に基づいた歩行者経路手法の解釈可能性について議論する．

以下では，まず既往研究における歩行者挙動に関する手法，特に深層学習ベースの予測手法を挙げ，改良の方向を定める．次に，解釈性に向けた提案手法のフレームワークと，注意機構を組み込んだ部分について説明する．続いて，提案手法の結果を定性的指標を用いて精度と計算量で検証する．提案手法の解釈可能性を既往研究と比較し，解釈可能性を向上させるための改善の方向性を示す．

## 2. 既往研究

### (1) 歩行者経路予測

歩行者挙動に関する研究は，個人的から群衆的な挙動まで様々なレベルで行われている．この中に，個人的なレベルの挙動をミクロ的にモデリングすることは，歩行者の軌跡や動作などの観測を用い，歩行者ごとの経路予測から空間全体の衝突や混雑までの現象を表現できる．

代表的な手法として，物理的な現象を模する Social Force [1)]などの手法や人の判断による選択する離散選択モデル（Descrete Choice Model）で構築された手法 [2)]が挙げられる．これらの手法は既知な挙動に基づいて物理的や統計的にモデル化することであり，行動の法則として用いられる．既知な挙動は，目標地に近づくこと，衝突を避けること，グループで移動することなど，明示的に分けられているため，結果への影響も推論できる．これらのモデルを用いて，新たな環境での歩行者のシミュレーションや観測した歩行者の挙動予測ができるが，認識されていない挙動が捉えられないため，精度が限られている．一方で，深層学習による手法では，あらゆる特徴が把握できるため，予測の精度が高い．

### (2) 深層学習による歩行者経路予測

深層学習による歩行者経路予測は，観測した歩行者の経路や行動及び環境の特徴を入力し，経路を予測する問題と考えられる．このような問題では，歩行者経路の座標が時系列の空間データであり，非線形である．時系列座標データを予測する問題であるため，生成問題とも言える．また，歩行者は自身の過去の挙動に影響されるだけでなく，相互で影響することが先行研究で発見され，非独立な特性を有している．

上述のように，深層学習の多様な手法の中に，時系列予測に強い RNN [注 1)]や空間的な特徴に強い CNN [注 2)]が多く用いられ，生成的な GAN [注 3)]や VAE [注 4)]の構造も多く用いられている．そして，歩行者相互での影響を表現することを求められている．以下は代表的な既存手法を説明する．

Social LSTM [3)]は，このような問題を定式化し，予測誤差の評価の指標も提案した．また，歩行者のインタラクションを考慮する Social Pooling という構造を考案し，独立の時系列予測や Social Force より高精度の予測ができることを示した．Social Pooling では，全歩行者の特徴や座標情報をメッシューに埋め込み，共有する仕組みであり，再帰的な LSTM の予測構造との組み合わせだけでなく，さらに生成系の GAN 構造の中に用いる Social GAN [4)]なども提案されている．しかし，Social Pooling は一人に対して全歩行者の情報の中に最も代表的な特徴を残すことであり，個別の歩行者の特徴は保存できない．

それを改善するため，全歩行者をペアごとにインタラクションをモデリングすることが主張される．Social Attention [5)]では，グラフで歩行者間の空間関係と歩行者ごとの時間関係を表現し，注意機構（attention mechanism）を用いてそれぞれの関係を表す明示的な値を計算し，LSTM で予測した．しかし，LSTM では回帰的な計算をするため，計算時間の効率に着目した GNN に基づいた手法が考案された．

GNN は，グラフに対して，計算必要な時間と変数量の両方とも少ない手法の種類である．グラフで明瞭的に表現できる歩行者経路の予測にも GNN が多く用いられる．その中に，GCN [6)]のような行列の畳み込みの理論に基づいた手法や，GAT [7)]のような空間での隣接特徴を集約する手法が挙げられる．GAT では，GCN のような厳密な理論を基づいていないが，双方向のエッジ関係のモデル化ができ，注意機構による明示的な重みを示せる利点がある．Social-STGCNN [8)]では，GCN を拡張し，隣接関係に加えて歩行者間の距離を考慮した．この研究をベースに，SGCN [9)]や AST-GNN [10)]が提案され，いずれも GAT の注意機構の利点を用いてより詳細な特徴を捉えると主張されたが，GCN の構造が残されたことで，双方向の情報が保存されたかのが不明である．

以上が精度や計算量に着目した深層学習による歩行者経路予測の発展である．既存手法の改良方向として，グラフと GAT をもとに，双方向の歩行者インタラクション情報を確実に明示的にモデリングする方向が考えられる．

### (3) 解釈可能な歩行者経路予測

深層学習モデルの解釈可能性に着目した研究も発展している．

機械学習・深層学習モデルの解釈手法はモデル依存とモデル非依存の 2 つの方向に分けられる [11)]．モデル依存手法は，モデル自体の計算方法や規則が人間にとって分かりやすく，人間に各部分について説明できるものである．このような手法では，モデルへの入力と出力も分かりやすい形にすべきである．モデル非依存手法は事後説明（post-hoc explaination）とも言い，あらゆるモデルに対し，入力の空間や値に対し出力結果への影響の度合いを文字や値で説明する手法である．

歩行者経路予測における研究では，モデル依存手法に関して，注意機構の値を可視化することで，注意機構の部分のみの説明になる試みがいくつ挙げられる [5)8)12)]．一方で，離散選択モデルはモデル自体が解釈可能のため，Kothari et al. [13)]では離散選択モデルと深層学習モデルの線形和を取り，部分的に解釈可能なモデルを提案した．モデル非依存手法では，Makansi et al. [14)] と Kalatian & Farooq [15)] は Shapley values という特定の特徴と結果の相関性を示す手法を採用した．前者で歩行者経路と実験の道路環境性質の関係を発見し，後者では歩行者相互インタラクションと結果の精度の関係を示した．いずれも歩行者経路モデルについて理解を深めることができるが，本研究ではモデルの評価や解釈を目的ではなく，解釈可能なモデリング手法を作る目的とするため，モデル依存の手法に着目する．

## 3. 深層学習ベース歩行者経路予測のフレームワーク

提案手法では，入力を観測された全歩行者の時系列軌跡座標とし，出力をその後の軌跡座標の予測値とする．フレームワークは，図-1 で示されるように，前処理，深層学習モデル，サンプリングの 3 つの部分で構成される．深層学習モデルではさらに，時間・空間特徴抽出と予測の 3 段階に分けられる．本研究は歩行者のインタラクションに着目するため，空間特徴抽出の部分を注意機構を用いた GAT で構成する．

以下は各部分の役割と手法を説明する．




図-1 提案手法のフレームワーク

### (1) 位置・方向の正規化

深層学習モデル訓練の際に，勾配爆発・消失を防ぐため，データを一定の範囲に整える．ただし，正規化により，モデル入力の物理的な意味が変わる可能性がある．本研究では，全歩行者の初動方向を一致するように回転し，各時点と前時点の位置座標の差をとる．物理的な意味は座標から変位か速度になる．また，通常の正規化は分散を 1 に調整するものが多く見られるが，本研究の値の大きさは実際の長さであるため，そのままとする．

### (2) グラフの構成

グラフは図-2 のように構築される．各ノードは，各時点各歩行者の変位とする．空間的エッジ（図の歩行者の間の線）は歩行者間の相互インタラクションを表現するものであり，双方向とする．時間的エッジ（点線）で歩行者ごとの時間関連を表現することもできるが，本研究では時間的な特徴を抽出する際に GNN を用いないため，エッジを繋げない．

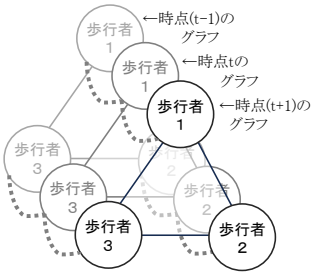



図-2 グラフの構成イメージ

### (3) 空間特徴抽出 GAT

本ステップでは，各歩行者が他の歩行者を観察し，その影響を受けていることをインタラクションをモデリングする．GAT のみを用いて学習させる．次の章で GAT を用いたことを詳しく説明する．計算は時点ごとに行われるが，学習可能なパラメータは共有される．

### (4) 時間特徴抽出 CNN

時間の特徴抽出では，歩行者ごとに自身の過去と将来の動きがどのように関連する特徴を学習する．幅が 3 の CNN を用いて学習させることで，直前・現在・直後の 3 時点の特徴を捉えることである．時間は順番が重要であるため，順番のないグラフで学習するより CNN を用いる．

本ステップの後，入力された全歩行者の経路の時系列がの情報を集約したコンパクトな特徴量になる．

### (5) 予測 CNN

得られた要約した特徴量で，経路を予測する．予測される経路は決定的ではなく．変位の確率分布パラメータを生成する．先行研究ではあらゆる CNN を用いたが，歩行者のグラフ関係を誤って学習する恐れがある．本研究では，点単位の CNN が用いられ，歩行者ごとで同変性のある予測を行う．

### (6) サンプリング

予測された確率分布から変位をサンプリングし，累積して経路にする．歩行者経路がランダム性を持つ複数の可能性を考慮し，各歩行者に$K$個の軌跡をサンプリングする．

## 4. 注意機構による歩行者インタラクションのモデリング

本章では，3. (3) 空間特徴抽出 GAT の仕組みについて詳しく説明する．

まず，図-2 に示した時間ことのグラフを入力する．グラフの各ノードに対して，隣接するノードの特徴を集約するのが GNN の基本的な役割である．集約方法が様々あるが，式(1)で一般化できる．この中に，本研究で用いた GAT や既往研究で用いた GCN などの手法を表-1 にまとめる．

$$\boldsymbol{h}_i' = \sigma\left(\sum_{j\in\{N(i)\cup i\}} \alpha_{ij}\boldsymbol{W}\,\boldsymbol{h}_j\right) \tag{1}$$

ここで，
$\boldsymbol{h}_j$はノード$j$の特徴ベクトル（＝速度）であり，
$\boldsymbol{h}_i'$は更新後のノード$i$の特徴ベクトルである．
$N(i)$はノード$i$の隣接ノードの集合である．
$\boldsymbol{W}$は次元調整ができる学習可能な重みである．
$\alpha_{ij}$は集約するための関数である．
$\sigma(\cdot)$は非線形活性化関数である．

GAT では式(2)のように，隣接ノードペアの特徴で注意スコア$\alpha_{ij}$を算出して，注意スコアで集約するノードの重みを付ける．GAT における注意スコアの算出方法は式(3)のように定義される．また，GAT [7]の提案手法は異なるペアの差異を注意スコアにうまく反映されない現象を指摘し，GATv2 [16]が式(4)を提案した．本研究では，両方を用いて実験する．このように両方の特徴で注意スコアを算出することが注意機構と呼ばれる．ある隣接ノードのペア$i$と$j$に対して，GAT や GATv2 による重み$\alpha_{ij}$と$\alpha_{ji}$が異なることが可能であるが，GCN などグラフラプラシアンでは対称行列の制限があるため，$\alpha_{ij}=\alpha_{ji}$である．

## 5. 提案手法の検証

本研究ではベンチマークデータセット ETH [17]と UCY [18]を用いて検証を行う．これらのデータセットは，主にキャンパス内や車両の少ない道路のシーンから構成されているため，歩行者間のインタラクションを研究するのに適しており，車などの対象を無視することが可能である．

モデルの予測精度は，予測された軌跡座標と実際の軌跡座標との平均距離で評価する．評価指標は既往研究に沿って，式(9)と式(10)で定義される ADE（Average Displacement Error）と FDE（Final Displacement Error）を用いる．

また，ランダム性を考慮した複数経路の評価は，複数の予測軌跡の中から最良の軌跡のみを計算する minADE$_{20}$ と minFDE$_{20}$ を用いる．

表-1 各 GNN 手法の定義

| 手法 | 定義 | |
|---|---|---|
| GAT, GATv2 | $\alpha_{ij}=\frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k\in N(i)}\exp(e_{ik})}$ | (2) |
| GAT | $e_{ij}=\sigma(\vec{a}^T[\boldsymbol{W}_{GAT}\vec{h_i}\|\|\boldsymbol{W}_{GAT}\vec{h_j}])$ | (3) |
| GATv2 | $e_{ij}=\vec{a}^T\sigma(\mathbf{W}_{GATv2}[\vec{h_i}\|\|\vec{h_j}])$ | (4) |
| 以下各項 | $\alpha_{ij}$ =Graph Laplacian(A)の(i,j)要素 | (5) |
| GCN | A＝隣接行列. | (6) |
| Social-STGCNN | $A_{ij}=\|\boldsymbol{h}_i-\boldsymbol{h}_j\|_2$ | (7) |
| AST-GNN | $A_{ij}$ =(3)の$e_{ij}$ | (8) |

表-2 精度と計算量の結果と既往研究との比較

| 手法 | 平均 minADE$_{20}$ | 平均 minFDE$_{20}$ | パラメータ数 |
|---|---|---|---|
| 提案手法(GAT) | 0.39 | 0.67 | 1120 |
| 提案手法(GATv2) | 0.38 | 0.67 | 1175 |
| Social-LSTM | 0.72 | 1.54 | 約 264000 |
| Social-STGCNN | 0.47 | 0.82 | 7563 |
| SGCN | 0.37 | 0.65 | 約 25000 |
| AST-GNN | 0.42 | 0.69 | 約 6000 |

$$ADE=\frac{\sum_{n\in\{1\ldots N\}}\sum_{t\in\{T_{obs+1},\ldots,T_{pred}\}}\|\widehat{p_t^n}-p_t^n\|_2}{N\times(T_{pred}-T_{obs+1})} \tag{9}$$

$$FDE=\frac{\sum_{n\in\{1\ldots N\}}\|\widehat{p_t^n}-p_t^n\|_2}{N},\ t=T_{pred} \tag{10}$$

ここで，$N$は歩行者数である．
$T_{obs+1}$と$T_{pred}$は予測の最初と最後の時点である．
$\widehat{p_t^n}$は座標の予測値であり，$p_t^n$は座標の真値である．

モデルの計算量は，学習可能のパラメータ数について既往研究と比較する．パラメータ数は計算時に使用する容量の一つの指標であり，深層学習モデルの大きさを評価する際によく用いられる．

精度と計算量の結果と比較が表-2 で示される．比較する対象は，歩行者経路予測の先駆といわれる Social LSTM [3]とフレームワークが似ている Social-STGCNN [8]と，その発展の SGCN [9]や AST-GNN [10]．本研究は，少ないパラメータ数で高精度の予測ができる．また，提案手法で GAT と GATv2 を用いた精度に大きな違いが見られなかった．

本研究では，精度と計算量のみならず，解釈可能性に重点を置きたいため，評価指標はあくまで予測モデルとして機能していることを評価するためである．

## 6. 解釈可能性について議論

本研究は，2. (3) 節で示したモデル依存手法の一つと考えられ，主に用いた手段は注意機構のスコアを可視化することである．注意スコアの可視化は図-3 で示される．ある歩行者$i$（図中の赤色の x）が各歩行者$j$に対する注意スコアが赤い円の半径に比例する．比較しやすくするため，点線の円の半径が注意スコアが全歩行者に対して等しいの目安でる．図-3 の左右は同じデータで，それぞれ GAT と GATv2 を用いた提案手法で予測した結果である．左図の一番上の歩行者が比較的に注目されていないようだが，右図の同じ歩行者が他の歩行者よりも注目されている．前章では両者の精度に大きな違いがないと述べたが，このように注意スコアを見ると，学習された内容が異なっていることがわかる．

既往研究[5)8)12)]も注意機構の可視化をしたが，深層学習モデルの構造が異なっている．インタラクションをモデリングする部分に，注意機構の後に複雑な構造を用いると，注意機構で学習された特徴が出力に影響する度合が少なくなる可能性があると考えられる．このため，本研究ではインタラクションを抽出するステップで，1 つの GAT のみ用いた．ただし，それにしても，本研究でも入出力と一部の構造を明示する手法にとどまり，注意スコアについてその値になる原因や結果への定量的な影響がわかっていない．

一方で，2. (3) 節で示したモデル非依存手法では，特定な指標への定量的な影響が分かる手法である．例えば，Makansi et al.の手法を用いて，本提案手法がどのぐらいインタラクションを重視する度合が得られる．しかし，その量は相関性を示すもので，モデルのインタラクションへ重視することが結果が良くなる原因というような因果関係とは言えない．

他分野で深層学習モデルに対して入出力の因果関係を示す研究について， Sani et al. は分類問題の結果を影響する入力の特徴を示した．具体的に，入力 X を Y に分類するモデルに対し，入力 X が属する複数の特徴クラス Z を考慮し，異なるクラス Z 間の因果関係と出力類別 Y との因果関係を因果探索の手法を用いて推論した．仮に歩行者挙動の問題にこのような因果関係の分かる手法ができれば，以下の 2 つの利用が予想される．1 つ目は，データ全体のレベルで，入力の経路における特定既知な歩行者挙動のパターンが原因で，出力経路の方向や速度の変化に影響することがわかる．2 つ目は，各シーンで，ある歩行者の挙動が他歩行者の方向や速度に影響する原因となることがわかる．

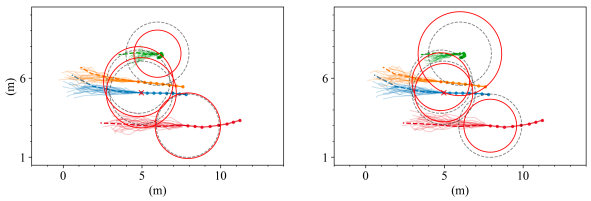



**図-3** 注意スコアの可視化の一例
（左：提案手法(GAT)，右：提案手法(GATv2)）

## 7. おわりに

本研究では，解釈性に向けた深層学習ベースの歩行者経路を予測する手法を提案した．提案手法では，環境や車両などの影響を扱わず，歩行者間のインタラクションのみ注目し，注意機構を用いて歩行者相互での影響程度を可視化した．この可視化では，ミクロ的に歩行者間の影響の大きさを目で確認することができ，モデルの学習具合を確認することも可能になると言える．

また，既往研究と比較し，解釈可能性を向上させるための手法改善の方向性について議論した．歩行者経路予測の既存手法は，入力の特徴と出力の関連性を示すもの，出力を影響要素ごと分けたもの，そして本研究の提案手法のような一部の機構を可視化するものが挙げられるが，因果関係を示す手法は見当たらない．しかし，因果関係は実質的に結果を与える原因を明示するものであるため，今後の研究では因果探索などを用いて因果関係を解明することを目指したいと考える．

### NOTES

注1) RNN：Recurrent Neural Network，再帰型ニューラルネットワーク．
注2) CNN：Convolutional Neural Network，畳み込みニューラルネットワーク．
注3) GAN：Generative Adversarial Network，敵対的生成ネットワーク．
注4) VAE：Variational Autoencoder，変分オートエンコーダ．
注5) LSTM：Long Short-Term Memory．RNN の代表的な一手法．
注6) GNN：Graph Neural Network，グラフニューラルネットワーク．
注7) GCN：Graph Convolution Network，グラフ畳み込みニューラルネットワーク．

### REFERENCES

1) Helbing, D., Farkas, I. J., Molnar, P. and Vicsek, T.: Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations, *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, 2002.
2) Robin, T., Antonini, G., Bierlaire, M. and Cruz, J.: Specification, estimation and validation of a pedestrian walking behavior model, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 43, No. 1, pp. 36-56, 2009.
3) Alahi, A., Goel, K., Ramanathan, V., Robicquet, A., Fei-

Fei, L. and Savarese, S.: Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces, *2016 CVPR*, pp. 961-971, 2016.
4) Gupta, A., Johnson, J., Fei-Fei, L., Savarese, S. and Alahi, A.: Social GAN: Socially Acceptable Trajectories with Generative Adversarial Networks, *2018 CVPR*, pp. 2255-2264, 2018.
5) Vemula, A., Muelling, K. and Oh, J.: Social Attention: Modeling Attention in Human Crowds, *2018 ICRA*, pp. 4601-4607, 2018.
6) Kipf, T. N. and Welling, M.: Semi-supervised classification with graph convolutional networks, *arXiv preprint arXiv:1609.02907*, 2016.
7) Veličković, P., Cucurull, G., Casanova, A., Romero, A., Lio, P. and Bengio, Y.: Graph attention networks, *arXiv preprint arXiv:1710.10903*, 2017.
8) Mohamed, A., Qian, K., Elhoseiny, M. and Claudel, C.: Social-STGCNN: A Social Spatio-Temporal Graph Convolutional Neural Network for Human Trajectory Prediction, *2020 CVPR*, pp. 14412-14420, 2020.
9) Shi, L., Wang, L., Long, C., Zhou, S., Zhou, M., Niu, Z. and Hua, G.: SGCN:Sparse Graph Convolution Network for Pedestrian Trajectory Prediction, *2021 CVPR*, pp. 8990-8999, 2021.
10) Zhou, H., Ren, D., Xia, H., Fan, M., Yang, X. and Huang, H.: AST-GNN: An attention-based spatio-temporal graph neural network for Interaction-aware pedestrian trajectory prediction, *Neurocomputing*, Vol. 445, pp. 298-308, 2021.
11) Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R. and Herrera, F.: Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI, *Information Fusion*, Vol. 58, pp. 82-115, 2020.
12) Huang, Y., Bi, H., Li, Z., Mao, T. and Wang, Z.: STGAT: Modeling Spatial-Temporal Interactions for Human Trajectory Prediction, *2019 ICCV*, pp. 6271-6280, 2019.
13) Kothari, P., Sifringer, B. and Alahi, A.: Interpretable Social Anchors for Human Trajectory Forecasting in Crowds, *2021 CVPR*, pp. 15556-15566, 2021.
14) Makansi, O., von Kügelgen, J., Locatello, F., Gehler, P. V., Janzing, D., Brox, T. and Schölkopf, B.: You Mostly Walk Alone: Analyzing Feature Attribution in Trajectory Prediction, *arXiv preprint* arXiv:2110.05304, 2021.
15) Kalatian, A. and Farooq, B.: A context-aware pedestrian trajectory prediction framework for automated vehicles, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 134, pp. 103453, 2022.
16) Brody, S., Alon, U. and Yahav, E.: How Attentive are Graph Attention Networks?, *arXiv preprint* arXiv:2105.14491, 2022.
17) Pellegrini, S., Ess, A., Schindler, K. and van Gool, L.: You'll never walk alone: Modeling social behavior for multi-target tracking, *2009 ICCV*, pp. 261-268, 2009.
18) Lerner, A., Chrysanthou, Y. and Lischinski, D.: Crowds by Example, *Computer Graphics Forum*, Vol. 26, No. 3, pp. 655-664, 2007.
19) Sani, N., Malinsky, D. and Shpitser, I.: Explaining the Behavior of Black-Box Prediction Algorithms with Causal Learning, *arXiv preprint* arXiv:2006.02482., 2020.