

ソーシャルフォースモデルを用いた インド混合交通の走行状態の評価

石坂 哲宏¹・Debaditya Roy²・松野下 翔³

¹正会員 日本大学准教授 理工学部交通システム工学科 (〒274-8501 千葉県船橋市習志野台 7-24-1)
E-mail: ishizaka.tetsuhiro@nihon-u.ac.jp

²非会員 A-Star シンガポール (元日本大学理工学理工学研究所研究員)
E-mail: cs13p1001@iith.ac.in

³非会員 元日本大学理工学交通システム工学科

本稿では、インド特有のオートリキシャなどの多様な車種が存在する混合交通に対して、ソーシャルフォースモデルを用いて走行状態の評価を行うことを目的とする。まずドローンで撮影した画像から車両の走行軌跡を抽出した。そのうえで、ソーシャルフォースモデルの一つの要素である social sensitivity を援用した。車線によらない交通流の走行軌跡に対して、走行車両の一对多の速度と距離の関係から、走行の安全性を表現する3つのパラメータを算出し、混合交通下における個々の車両の走行状態を定量的に示した。車両相互間の距離として希望する車間距離と回避挙動を起こす距離に関するパラメータの考察を行い、走行の安全性の評価に繋げる検討を行った。

Key Words: social force model, mixed traffic flow, deep learning, drone

1. はじめに

(1) 研究の背景

インドの都市では、乗用車、自動三輪車（以下、オートリキシャ）、自動二輪車（バイク）、バスやトラックなどの多様な車種が同一の道路空間を走行している混合交通となっている場合が多い。それらの車種の中で操舵性能が高いバイクやオートリキシャは車線によらず走行している場合が多い。比較的、車線を順守する乗用車などの四輪車が多く混合する場合は、バイクやオートリキシャの走行も安定する傾向にあるといえるが、四輪車の混合割合が低い場合は四輪車も含め車線を順守しない交通流が生じているケースが見受けられる。特に交差点付近では、車線の消失などにより、右左折車と直進車両がお互いを避けて進もうとし、交錯が多く生じている。

この混合交通において高密度で車群を形成している場合、『走行は一車両対一車両ではなく、一对多車両間の関係で走行しており、一对一の交錯・衝突回避も他車両にも影響を及ぼしている』ということが考えられる。一方、既存研究で提案されている交錯・衝突に関する危険性指標は一对多の相互作用まで考慮できていないのが現状である。このようにインドの混合交通では周辺の車両との位置関係で走行する進路が決まるなど、周辺の車両

との関係性を考慮できる車両挙動モデルが有用であるといえる。そこで、『車両間の相互作用を考慮できる Social Force Model (以下, SFM) の衝突エネルギーモデルに、相互作用下における個々の車両の走行安全性を定量的に評価できる』と考えた。さらにそれらの個々の車両の走行状態に対して、安全か安全でないかの判断を加えて、深層学習で走行状態を分類することができれば、走行状態を定量的に評価できるようになるといえる。

一方、路上に設置されている CCTV カメラの画像では、高密度な混合交通下では車両が重なってしまうため走行軌跡を追うことができず、走行挙動を把握できない。そこでドローンによる上空からの映像に対して、相互作用下の交錯・衝突危険性を推定するモデルを構築することが有効であるといえる。

(2) 研究の目的

本研究ではドローンを使って上空から撮影した画像を SFM を用いて解析することで、オートリキシャやバイクを含めた混合交通の走行特性を把握することを目的とする。具体的には、SFM の一つの要素として取り入れられている Social Sensitivity を適用し、得られたパラメータを解釈することで各車両の走行状態を判断できる検討を行うこととする。

2. 対象交差点の概要

インド・アーメダバードは、人口 635 万(2011 年センサスより)でインド 8 位の都市である。本研究では市街地内の南西部にあるパルディ・アシュラム道路を対象とした。パルディ・アシュラム道路はそれと並行して北側に 1km ほどに都市鉄道(メトロ)の建設が進んでいるが、パルディ・アシュラム道路を路線とする BRT は運行されていない。そのためパルディ・アシュラム道路を縦走する路線バス(AMTS)が多く設定されており、且つ、都心部の入り口に位置するため短距離移動のためのオートリキシャも非常に多く運行されている。

本研究ではパルディ・アシュラム道路に位置するネール橋(N)、スワミビベカナンダ橋(V)、パルディ(P)、APMCの4つの交差点を対象とした(図-1を参照)。その対象の一つであるパルディ交差点を詳述すると、市域を東西に二分するサバーマティ川と並行するパルディ道路とサバーマティ川に架かるセダー橋との主要交差点である。図-2に示す通り、乗用車を含めたすべての車両が車線に捉われない走行を行っている。信号制御は4つの流入部ごとに独立して現示が割り当てられ、定周期で運用されている。対向右折車との交錯は通常、起きえないが、直進車両の中での無理な追い越しや現示切り替わり時の残留交通との交錯などもみられる。



図-1 パルディ交差点の位置



図-2 パルディ交差点における混合交通の状況

3. 既存研究の整理

(1) Social Force Model (SFM)の概要

SFMは、移動する物体に仮想的な外力を与えることにより、加速度を決定することができることを利用し、移動する物体の挙動を明らかにしようとするモデルである。その外力は移動体の周辺で同じく移動する物体や周辺で静止している障害物(中央帯や道路端など)から受けると仮定している。移動する物体の位置とそれらに働く外力に関して、運動方程式を解くことで各時間ステップでの状態を推定でき、時系列で連続的に把握することができる。このように移動体が様々な他の移動体と関係の中で示す行動を捉えることに適しており、複雑なシーンで移動体がお互いを回避する際の危険度を様々な要素から分析できる。

SFMは Helbing¹⁾らの論文で提案されたことが原型として、様々な要素が考慮されモデルが拡張されている。Yamaguchi²⁾らは基本的な要素として、移動体自らが希望する速度と他の移動体との速度差を小さくしようとする、影響を受ける移動体のグループ内で速度の差を小さくし調和しようとする、移動体の位置から目的地に向けて方向を決定すること、同一のグループ内で集合し同じグループ内で移動しようとする、同一のグループ内で同じ速度、同じ方向に進むようにしようとする、他の移動体と衝突しないようにすることの6つを提案している。

(2) SFMの歩行者挙動・混合交通への適用

Yamaguchi²⁾は、歩行者挙動を推定するエネルギーモデルとして上記の6つの要素の線形和を最小にするように意思決定していると仮定し、歩行者挙動の再現を試みている。特に、周囲で同様に移動しグループを形成することを明示的に取り扱った。同様に歩行者を扱った事例として、Pellegrini³⁾は、歩行者の進行方向の視野を考慮して、モデルの構築を行った。Dais⁴⁾は、パーソナルビークルと歩行者との相互関係を観測し横縦の回避距離等を用いて、SFMのパラメータを推定している。希望速度に関しては、Yang⁵⁾らが歩行者群衆の中で時間や状況によって、その希望速度が変わるものと仮定して、定式化してパラメータを推定している。

歩行者以外で自動車の混合交通への適用に関しても複数の既存研究がある。Nguyen⁶⁾はバイクの走行挙動の再現に SFM を活用した。他車や周辺の地物との位置関係による安全を確保しようとする事によって働く力を考慮した。Huynh⁷⁾は、SFMを用いて信号交差点の混合交通(バス、バイク、自動車の3車種)で対向直進車と右折車と相互作用をモデリングした。これらの論文では、走行の安全を確保するために他車から受ける力を定式化

して、走行挙動を再現することが主眼であり、走行状態としての安全性・危険性に関して考察し走行状態を検討してはいない。

(3) 衝突回避の危険性評価における SFM の適用

F.Zanlungo⁸⁾は、歩行者の錯綜する挙動に対して、速度差に掛る回避する時間を表すパラメータを含む含まないのケースなど、複数のモデルで推定される歩行軌跡の適合度の検定を行っている。Rinke⁹⁾は SFM に自由走行と衝突回避の挙動からなるレイヤを追加し、自動車、歩行者、二輪車の交差点での錯綜挙動を評価しようと試みた。

Hasegawa¹⁰⁾は、SFM を用いてパーソナルモビリティに対する歩行者の主観的危険度(Subjective danger indexes;SDIs)を推定した。モデルから推定した SDIs と観測された主観的な危険度からモデルの有効性を検討している。同様の考え方ではあるが、Robicquet¹¹⁾は、混雑した空間を移動する人間と周囲の様々な歩行者・車両との関係を検討している。当該論文では、SFM の 6 つ目の衝突に関する要因を Social Sensitivity と呼び整理している。Social Sensitivity は周囲の歩行者・車両と衝突することを避けることを表現したモデルである。

本研究は Social Sensitivity の概念をインド・アーメダバードの車線によらない混合交通に応用し、車両の衝突の危険性を定量的に把握することとした。特徴として、移動体個々の衝突危険度を判断することができるので、特定の走行挙動を示す車両への安全対策の実施などに貢献できると考える。

4. 研究方法

(1) ドローンによる調査と画像処理

各交差点において、DJI Phantom 4 Pro ドローンを使用し、4K 解像度 (4096x2160) で交差点直上の高度 150m ほどから撮影した (図-3 を参照)。撮影時間は 2018 年 9 月 21 日 (金)、24 日 (月) -26 日 (水)、インド・アーメダバードの朝のピーク時間が始まる 9 時から 10 時までとした。

撮影後、毎秒 50 フレームでキャプチャし、4 つの交差点においてそれぞれ約 1 時間の映像をアノテーションした。合計のフレーム数は約 50,000 フレームであり、歩行者も含めて、7 つの車種の画像位置を抽出した。表-1 に抽出した映像に含まれる車両台数を示す。

なお、車両走行軌跡や車両を抽出した深層学習手法に関しては、Github¹²⁾ で公開している。320 万サンプルの教師車両画像に対して Retinanet¹³⁾を用いて学習したのち、160 万サンプルのテストデータで検証した。平均適合率は 81%となり、車種別ではバイクと歩行者の適合率



図-3 交差点ドローン撮影画像

表-1 画像抽出時の各交差点の交通量

交差点	乗用車	バス	自動二輪車	オートリキシャ	トラック	バン	歩行者	合計
N	41	8	275	99	12	6	33	474
V	132	9	627	195	7	0	9	979
P	175	54	881	494	45	16	226	1,891
A	73	6	402	135	43	0	81	740
合計	421	77	2,185	971	107	22	349	3,610

が 61%と 24%と劣ったが、乗用車、バス、トラック、オートリキシャ、バンは 95%以上の適合率を得ることができた。走行軌跡の推定は、DeepSORT¹⁴⁾を用いて推定した。

本研究では車両位置座標の安定性の問題から、深層学習で推定した車両位置データではなく、アノテーションで抽出した車両位置データを用いて、以降の分析を行った。車両の走行に影響しない歩行者等を除き 4 つの車種 (乗用車、バス、バイク、オートリキシャ) で有効な車両軌跡は 4,021 であった。

(2) Social Sensitivity の援用による走行状態の特定

本研究では、Robicquet¹¹⁾ が定義した Social Sensitivity より、エネルギーポテンシャル式として E_{SS} を用いた。

$$E_{SS}(\mathbf{v}_i^{(t)}; s_i, \mathbf{s}_{j \neq i} | \sigma_a, \sigma_w, \beta) = \sum_{j \neq i} w(s_i, s_j) \exp\left(-\frac{d^2(\mathbf{v}_i, s_i, s_j)}{2\sigma_a^2}\right) \quad (1)$$

$$w(s_i, s_j) = \exp\left(-\frac{|\Delta \mathbf{p}_{ij}|}{2\sigma_w}\right) \cdot \left(\frac{1}{2} \left(1 - \frac{\Delta \mathbf{p}_{ij} \cdot \mathbf{v}_i}{|\Delta \mathbf{p}_{ij}| |\mathbf{v}_i|}\right)\right)^\beta \quad (2)$$

$$d(\mathbf{v}, s_i, s_j) = \left| \Delta \mathbf{p}_{ij} - \frac{\Delta \mathbf{p}_{ij}(\mathbf{v} - \mathbf{v}_j)}{|\mathbf{v} - \mathbf{v}_j|^2} (\mathbf{v} - \mathbf{v}_j) \right| \quad (3)$$

ここで、 E_{SS} は Social Sensitivity に関連するエネルギーとして移動体間の影響つまり、車両 i が受ける他の車両

から衝突を回避しようとするエネルギーを示した値, σ_d : 衝突を避けるために維持する希望距離, σ_w : 衝突を避けるために反応する場合の距離, β : 車両 i の速度によって車両 j にどの程度近づくかを示す割合に累乗する値 (重み関数のピークを制御する値), \mathbf{v}_i : 車両 i の速度, \mathbf{v}_j : 車両 i の周囲にある車両 j の速度とする.

式(1)で車両 i の状態 s_i は, 走行位置 $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)$ と速度で $s_i = \{\mathbf{p}_i, \mathbf{v}_i\}$ として表現されている. $\Delta \mathbf{p}_{ij}$ は, 車両 i と車両 j の距離を示すベクトルである. 式(2)では, σ_d に対して車両間の距離が相対的に小さくなると衝突エネルギー E_{ss} が大きくなる構造となっている.

式(2)で示す w はウェイトである. これは自車 i の速度と方向で, 他の車両 j にどれだけ近づくかということに対して重み β を加味して数値化している.

式(3)は, 他の車両 j の速度と位置によって距離が短くなることを想定した距離である. なお, j を除く車両グループの速度と車両 i の速度は同じと仮定している.

図-4 で Social Sensivity のイメージを示している通り, 周囲の車両との距離と速度で自車の状態を定義している. なお, 交差点の流入路はそれぞれ直行している直線路なので, 周囲の障害物との関連は含めていない.

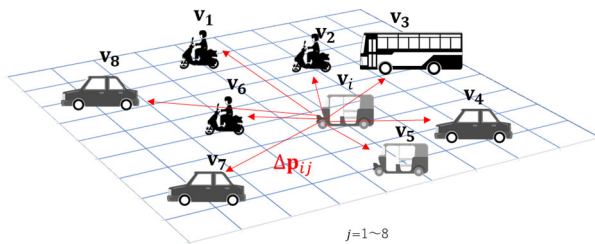


図-4 Social Sensivity イメージ

走行する車両 (車群) は, 衝突エネルギーを最小にするように互いに走行していると考えられるので, E_{ss} を最小化の問題と捉え, パラメータを算出した. この最小化問題に対して, Robicquet⁽¹⁾ らの先行研究では, 内点法を用いているが本研究では遺伝的アルゴリズム (GA) を用いて算出した. すべての車両に対して3つのパラメータ ($\sigma_d, \sigma_w, \beta$) を算出した.

$$\{\sigma_d(i), \sigma_w(i), \beta(i)\} = \operatorname{argmin} \left(E_{ss} \left(\mathbf{v}_i; s_i, s_{j \neq i} | \sigma_d, \sigma_w, \beta \right) \right) \quad (4)$$

ここで, それぞれのパラメータの値が大きい場合や小さい場合でどのような挙動を示すことになるかを定性的に整理した. σ_d の値が大きく σ_w の値が大きい時, 希望する距離と回避挙動を起こす距離が大きいことを表すので, 余裕をもって周囲の車両との距離を保っており, 衝

突を回避するために回避し始める距離も大きいといえる. σ_d の値が大きく σ_w の値が小さい時, σ_d の値が小さく σ_w の値が大きい時は運転手によって感覚が異なるため β を用いて調整をしている. β は車両同士の距離に応じた危険の認知性が距離によって異なり, その差を補正するためデータとして示している.

5. 分析結果及び考察

(1) パラメータ算出結果

ドローンの画像データから, SFM の Social Sensivity で表現される3つのパラメータを交差点ごとに特定の車種対全車種の関係として, 図-5から図-8にプロットした. プロット数は特定車種の車両数分となる.

σ_d に関しては, バイクとオートリキシャはそれぞれ他の車両に対して希望する距離として車両間隔を十分に空けて走行している挙動を示しているデータが多くみられる. 一方, σ_w に関しては, σ_w は σ_d より小さくなっており, 回避挙動を起こす距離と希望する車間距離ではギャップがあることが分かる.

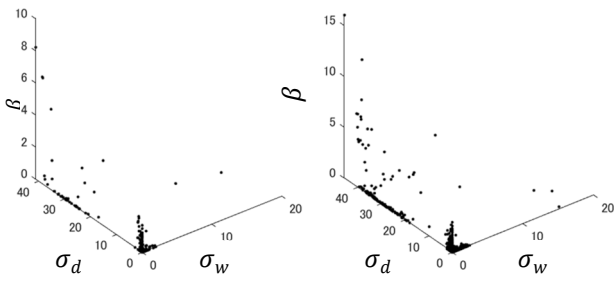
β は個々の車両によってばらつきが大きい, 車両の運転手から見えない車両への影響が大きいということを示している側面もあるといえる. しかし, その多くが σ_d と σ_w のゼロ近辺に分布していることから, パラメータ推定の妥当性に関しては最小車間距離を考慮して確認が必要であることは課題である.

図-5のネルー橋交差点では, バイク・オートリキシャともに類似した図になり, 3つのパラメータの値が小さく集中しているケース, $\sigma_d \cdot \sigma_w$ が小さく β が大きいケースに大別できるといえる. 図-6のswミビベカナダ橋交差点, 図-7のパルディ交差点もネルー橋交差点と同様に2つのケースに大まかに分類できる分布が得られた.

図-8のAPMC交差点はバイクの図においてパルディ交差点と類似した分布がみられ, オートリキシャの図においては, ネルー橋交差点に類似した図に分かれていることがわかった. オートリキシャから見た場合との異なる点として β 値のばらつきが多いことがみられる.

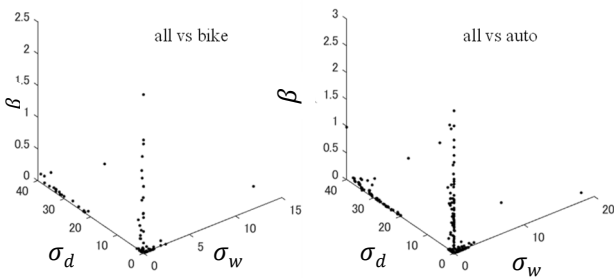
(2) 考察

各交差点で共通して述べられる点として, σ_d が 20 から 30 に範囲で集中しているケース, $\sigma_d \cdot \sigma_w$ が小さく β が大きいケースに大別できるといえる. 車群が作る密度に依存することになるが, 前者のケースの場合は, 車間距離を大きく維持でき衝突を回避する挙動を開始する距離までに余裕があることから, 走行状態としての危険に至るリスクは低いといえる. 一方, 後者のケースは維持している車間距離と衝突を回避する挙動を開始する距離



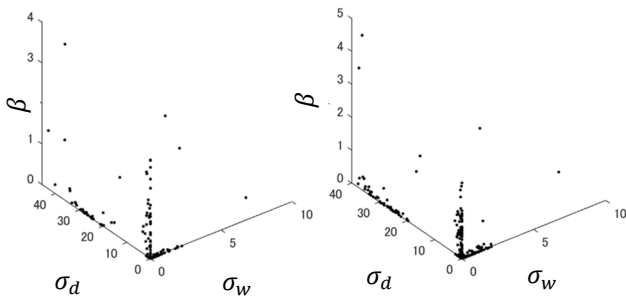
(左：全車種 vs バイク，右：全車種 vs オートリキシャ)

図-5 ネルー橋交差点(N)



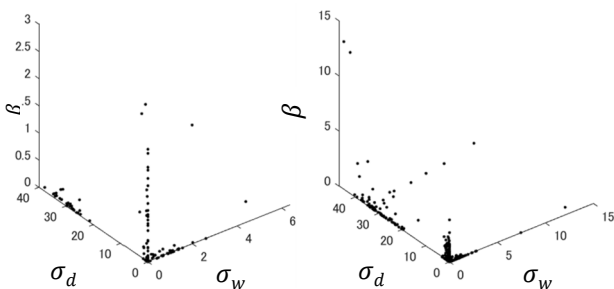
(左：全車種 vs バイク，右：全車種 vs オートリキシャ)

図-6 スワミビベカナダ橋交差点(V)



(左：全車種 vs バイク，右：全車種 vs オートリキシャ)

図-7 パルディ交差点(P)



(左：全車種 vs バイク，右：全車種 vs オートリキシャ)

図-8 APMC 交差点(A)

が近く密集した車群であり、且つ、 β が大きく異なることから個々の車両で回避に関する反応する感度も意味することから、比較的衝突に対するリスクが高いといえる。オートリキシャ対全車種の図では、大きな σ_d の値

でばらつきがバイクより比較的、大きくなっていることから、オートリキシャは維持しようとする車間距離が個々の車両によって異なることが見て取れる。

加えて、 σ_d の値が大きく β の値が小さいと危険性は低くなり、 σ_d の値が小さく β の値が大きいと危険性が高くなると考えられる。このことから、交差点にもよるが、危険性の低い分布のオートリキシャの数が全体的に多いことからバイクに比べオートリキシャの方が安全な走行をしていることがわかる。

6. おわりに

本研究では、SFM における Social Sensivity をインドの混合交通に適用し、個々の車両の走行の安全性を示すパラメータの解釈から走行状態を車両間の影響からオートリキシャおよび自動二輪車の走行挙動特性を把握した。

今後の課題として下記の 4 点を挙げる。まず、ドローンの映像から画像抽出することに関して、本分析では最終的に深層学習で車両として抽出された車両位置ではなく、学習用に用いたアノテーションによる車両位置を用いた。これは車両位置の精度、フレーム間の同一車両のトラッキング、フレームによっては抽出されない車両の存在などが SFM の適用に影響を与えたためである。この状況が生じた要因は、交差点を含む 200m 程度の映像としたため高度が必要となり、画像上の車両が小さくなり抽出が容易ではなかったためである。小さいオブジェクトを効率的に抽出する深層学習手法も進展しており今後適用していく必要がある。

次に、速度と距離以外の影響を含めて移動を可視化する必要がある。速度と距離を個別に扱うのではなく、距離を指標とするより交錯や衝突までの時間を用いる方が合理的であるとの考えからである。

SFM の既存研究でも採用されているが、車両の進行方向を距離に考慮し相互作用を定義すること、ドライバーの認知の度合いを考慮し前方と後方に位置する車両の違いを考慮するモデルの改良を図ることがあげられる。

最後に、本研究では示せなかったが、Social Sensivity のパラメータ（衝突を避けるために維持する希望距離、及び衝突を避けるために反応した時の距離）を安全か安全でないかの 2 つの領域に分類する必要がある。その分類を客観的なモデルとして構築するためには、より事故に近い映像や特徴的な交錯・衝突事象を含む映像から、パラメータの分類のための学習を行う必要がある。これには、公開されている事故映像 CADP データセットを用いて、モデルにより得られるパラメータの出現傾向を明らかにすることを予定している。

謝辞：本研究は JSPS 科研費 JP21K04306 の助成を受けたものである。インドで撮影したドローンの映像は JST/JICA による SATREPS の M2Smart プロジェクト (16667556) の研究で取得したものである。ここに謝意を表したい。

参考文献

- 1) Dirk Helbing and Péter Molnár: Social force model for pedestrian dynamics, PHYSICAL REVIEW E, Vol.51, No.5, pp.4282-4286, 1995.
- 2) K. Yamaguchi, A. C. Berg, L. E. Ortiz and T. L. Berg :Who are you with and where are you going?, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), pp. 1345-1352, 2011.
- 3) S. Pellegrini, A. Ess, K. Schindler and L. van Gool:You'll never walk alone: Modeling social behavior for multi-target tracking, IEEE 12th International Conference on Computer Vision, pp. 261-268, 2009.
- 4) Dias, C.,Iryo-Asano, M., Nishiuchi, H. and Todoroki, T.: Calibrating a Social Force based Model for Simulating Personal Mobility Vehicles and Pedestrian Mixed Traffic,Simulation Modelling Practice and Theory, Vol.87, pp.395-411, 2018.
- 5) Xiaoxia Yang, Hairong Dong, Qianling Wang, Yao Chen, Xiaoming Hu:Guided crowd dynamics via modified social force model,Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,Vol.411, pp.63-73, 2014
- 6) Long Xuan Nguyen, Shinya HANAOKA, An Application of Social Force Approach for Motorcycle Dynamics, Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol.8, pp.319, 2011
- 7) Duc Nguyen HUYNH, Manfred BOLTZE, Anh Tuan VU, Modelling Mixed Traffic Flow at Signalized Intersection Using Social Force Model, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, vol.10, pp.1734-1749,2013.
- 8) F. Zanlungo, T. Ikeda and T. Kanda, Social force model with explicit collision prediction, EPL (Europhysics Letters), Vol.93, No.6, 2011.
- 9) N. Rinke, C. Schiermeyer, F. Pascucci, V. Berkhahn, B. Friedrich:A multi-layer social force approach to model interactions in shared spaces using collision prediction, Transportation Research Procedia, Vol.25, pp.1249-1267, 2017.
- 10) Hasegawa, Y., Dias, C.,Iryo-Asano, M.,and Nishiuchi, H.: Modeling pedestrians' subjective danger perception toward personal mobility vehicles, Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, Vol. 56, pp.256-267, 2018.
- 11) Alexandre Robicquet, Amir Sadeghian,,Alexandre Alahi, Silvio Savarese: Learning Social Etiquette:Human Trajectory Understanding In Crowded Scenes, European Conference on Computer Vision, ECCV 2016, pp.549-565, 2016.
- 12) <https://github.com/debadityaroy/SkyEye/>
- 13) Tsung-Yi Lin, et al.;"Focal Loss for Dense Object Detection", Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.2980-2988,2017.
- 14) N. Wojke, et al. ;"Simple online and realtime tracking with a deep association metric", IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 3645–3649, 2017

Detection and Evaluation of Running Condition under Mixed Traffic Flow using Social Force Model in India

Tetsuhiro ISHIZAKA, Debaditya Roy, Syo MATSUNOSHITA

The purpose of this paper is to detect vehicles and evaluate driving conditions using deep learning and social force models for mixed traffic in which various vehicle types such as auto rickshaws is running with any interaction among them in India. The social force model was applied to quantitatively represent the driving condition of mixed traffic that would lead to an evaluation of driving safety. As a result, we were able to obtain knowledge on the trajectory classification method, such as judging that the trajectory of the interaction that matches the characteristics leading to the accident is not safe or safe.