

ドローン撮影画像を用いた渋滞予測方法の シミュレーションによる精度検証

柳澤 大地¹ 久保 大輔² 木村 紋子³ 李 思宇⁴ 西 遼佑⁵ 西成 活裕⁶
 東京大学^{1,4,6} 宇宙航空研究開発機構^{2,3} 鳥取大学⁵

1. はじめに 近年の小型の無人航空機（ドローン）の発展は目覚ましく、よりよい社会を実現するための様々な応用方法が検討されている[1, 2]。その一つが宅配などの輸送であり、この輸送ドローンは移動中にサブミッションとして撮影を行うことができる。本研究では、この画像データを用いた高速道路の渋滞予測方法を考えた。輸送ドローンのメインミッションはあくまで輸送であるため、必ずしも観測したい時刻・領域のデータが手に入るわけではない[3]。そこで、将来想定される輸送ドローンの飛行状況において、渋滞発生時刻を精度よく求めることができるか検証した。

現在、交通量の計測に用いられているトラフィックカウンターは小さな道路には設置されておらず、近年増加しているプローブカーの台数も郊外では少ないと考えられる。そのため、既存の交通量計測方法は高速道路や都市部で特に有効な方法である。一方、輸送ドローンは人手で運ぶと効率が悪い僻地における少量輸送での活躍も期待されている。そのため一般道や郊外の交通量も把握することができ、既存手法の適用が難しい地域も含めた広範囲の渋滞予測を行うことができる可能性がある。また、プローブカーによる計測が通信障害等でダウンしたとしても、ドローンが別システムのロバストな交通情報を提供できる強みもある。

2. 渋滞予測方法の概要 将来的には、ドローンの画像から車の位置や速度を求め、それらを入力データとして交通流シミュレータを動かして一般道も含む渋滞を予測する方法を考えている。そのための第一歩として、流入交通量が時間とともに増加している高速道路において、時空間的にまばらな画像から渋滞発生時刻を予測する以下のような問題を考え、予測精度を検証する。

Accuracy verification of traffic-jam forecast using image data from drones by simulation

1 Daichi YANAGISAWA · The University of Tokyo

2 Daisuke KUBO · Japan Aerospace Exploration Agency

3 Ayako KIMURA · Japan Aerospace Exploration Agency

4 Siyu LI · The University of Tokyo

5 Ryosuke NISHI · Tottori University

6 Katsuhiko NISHINARI · The University of Tokyo

1. 交通流シミュレータを用いて、高速道路の交通流データを生成する
2. 輸送ドローンのシミュレーションから、高速道路の通過率を求める
3. 生成した交通流データを求めた通過率で観測することにより、時空間的にまばらな観測データを生成する
4. 観測データから、流入交通流を予測する
5. 予測した流入交通流と交通流シミュレータを用いて、渋滞発生時刻を予測する

3. 交通流シミュレータ 交通流シミュレータには Nagel-Schreckenberg (NaSch) モデル[4]を用いる(図1) NaSch モデルは時間と空間が共に離散的な交通流セルオートマトンモデルのひとつであり、一つのセルには一台の車しか入れないというルールにより、車の大きさ(排除体積)を簡単に表現することができる。時刻 t における車 i の位置 $x_i(t)$ と速度 $v_i(t)$ は、前方車 $i+1$ との関係により、毎時間ステップ以下のように決定される。

1. 加速

$$v_i'(t) = \min\{v_i(t-1) + 1, V_{\max}\}$$
2. 前方車の影響による減速

$$v_i''(t) = \min\{v_i'(t), x_{i+1}(t) - x_i(t) - 1\}$$
3. 擾乱によるランダムな減速

$$v_i(t) = \begin{cases} v_i''(t) & \text{with prob. } 1 - p \\ \max\{v_i''(t) - 1, 0\} & \text{with prob. } p \end{cases}$$
4. 移動

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t)$$

ここで V_{\max} は最大速度、 p は減速確率である。

文献[5]と同様に、 $V_{\max} = 5$ 、1セルの大きさ $\Delta x = 7.5$ m とし、車の最高速度を 100 km/h と定めると、1時間ステップは $\Delta t = 1.35$ s となる。

本研究で対象とする図1の高速道路は、全長 $L = 1020$ cell (7.65 km) であり、左端から車が流入して、右端から車が流出する。高速道路の途中で流入や流出はない。またセル $x \in [1000, 1004]$ はサグやトンネルなどのボトルネックであり、この5セルでは減速確率 $p = 0.5$ である。その他のセルでは $p = 0$ であり、確率

的な擾乱によって減速することはない。

流入する車の車間は正規分布に従い、平均車間は時間とともに線形に減少していく。そのため、始めのうちはボトルネックで一部の車が減速しても後続の車に影響はないが、車間が縮ま

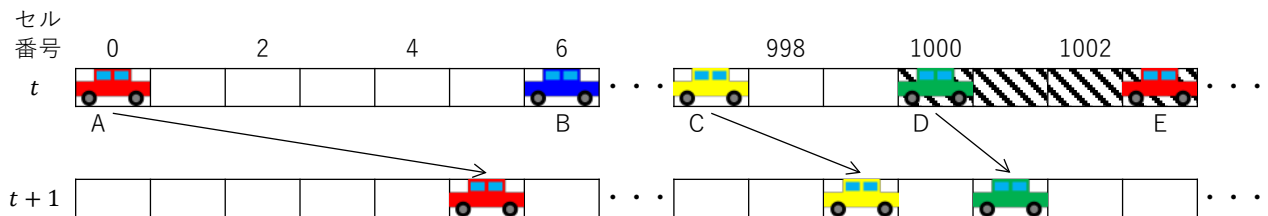


図1 NaSch モデルを用いた交通流シミュレータの概略図。セル番号 $x = 1000$ 以降の斜線が引かれたセルは、減速確率 $p = 0.5$ のボトルネックである。左端から流入した車 A は、前方車 B と車間が十分にあるため最高速度 $V_{\max} = 5$ セル進むことができる。ボトルネック手前の車 C は、前方車 D が存在するために 2 セルしか進むことができない。車 D は、前方車 E との車間を考えると 2 セル進むことができるはずであるが、ボトルネックでのランダムな減速により 1 セルしか進むことができていない。

4. 観測データの作成 今回は、2030 年頃の東北自動車道の羽生 IC 付近における輸送ドローン飛行状況のシミュレーションデータから計算したドローンの高速道路の通過率 (1000 cell あたり 0.0167 step^{-1}) を用いる。またドローンの撮影範囲及び速度を $200 \times 200 \text{ m}^2$ 、 80 km/h とすると、一度の通過で観測することができる時間ステップ (7 step) とセル数 (27 cell) を求めることができる。これらのパラメータを用いて、交通流シミュレータから生成したデータの一部を切り出し、観測データを作成した。

時刻 τ までの観測データから流入交通流の時間変化を予測し、これを交通流シミュレータの入力として用いて渋滞発生時刻 $T_{\text{prd}}(\tau)$ を調べて、もとのシミュレーションの渋滞発生時刻 T_{org} と比較した。小さい τ において $T_{\text{prd}}(\tau) \approx T_{\text{org}}$ であれば、早い段階で渋滞の発生時刻を正確に予測できるということになる。逆に $T_{\text{prd}}(\tau) \approx T_{\text{org}}$ となる τ が大きい場合は、早期の予測は難しいということになる。

5. 結果 図2は予測に用いたデータの観測時間 τ と予測された渋滞発生時刻 T_{prd} の関係を示している。また、破線はもとの渋滞発生時刻 T_{org} を表している。これを見ると、時刻 $\tau = 22.5 \text{ min}$ までのデータでは渋滞発生時刻の予測は困難だが、時刻 $\tau = 45 \sim 67.5 \text{ min}$ までのデータを用いれば渋滞発生時刻が予測可能であることが分かる。 $T_{\text{org}} = 145.9 \text{ min}$ であるため、 $78 \sim 100 \text{ min}$ 前くらいには渋滞発生が予測できる。

6. まとめ 本研究では、輸送ドローンが副次的

に撮影した画像データから、渋滞発生時刻を予想できるか検証した。シミュレーションのみの結果ではあるが、2030 年頃に想定されるドローンの飛行状況において、渋滞発生を1時間以上前に予測可能であることを確認できた意義は大きいと考えている。将来的には、実際の高速道路の実測データを用いた検証を行い、輸送ドローンの撮影画像から渋滞を予測するシステムを実装したいと考えている。

に撮影した画像データから、渋滞発生時刻を予想できるか検証した。シミュレーションのみの結果ではあるが、2030 年頃に想定されるドローンの飛行状況において、渋滞発生を1時間以上前に予測可能であることを確認できた意義は大きいと考えている。将来的には、実際の高速道路の実測データを用いた検証を行い、輸送ドローンの撮影画像から渋滞を予測するシステムを実装したいと考えている。

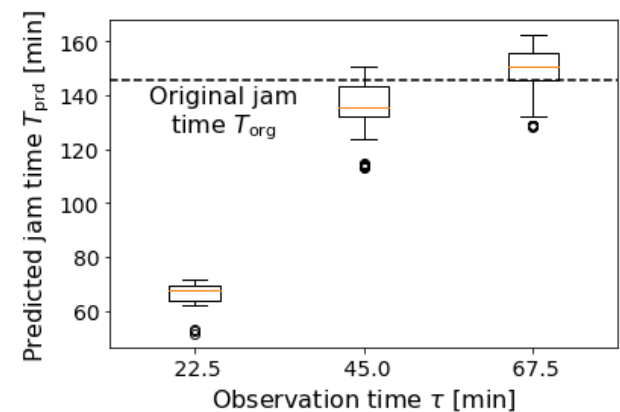


図2 渋滞発生時刻の予測結果

参考文献

[1] 久保大輔, 木村紋子, 大瀬戸篤司 (2020), 第58回 飛行機シンポジウム.
 [2] Outay, F., Mengash, H. A., & Adnan, M. (2020). Transp. Res. Part A, 141, 116-129.
 [3] Seo, T., et al. (2017). Annual Reviews in Control, 43, 128-151.
 [4] Nagel, K., Schreckenberg, M. (1992). Journal de Physique I, 2(12), 2221-2229.
 [5] Nishinari, K., Fukui, M., Schadschneider, A. (2004). J. Phys. A, 37(9), 3101-3110.