

## AI を用いたネットワーク交通流ブレイクダウン発現予測モデル

愛媛大学 学生会員 ○森本裕治 愛媛大学 正会員 吉井稔雄  
愛媛大学 正会員 坪田隆宏

### 1. はじめに

2011年3月11日に発生した東日本大震災によって、東京の道路ネットワークにおいてグリッドロック現象が確認された。グリッドロック現象は、道路ネットワークの一部が機能不全に陥ることを表すが、この機能不全はネットワーク全体に拡がり、やがて道路ネットワークの性能が低下する。このようなブレイクダウン現象が発現すると、渋滞による時間損失や環境負荷が著しく増加することとなる。これらの損失を軽減するためには、事前にネットワークブレイクダウンの発現を予測し、適切な交通制御を実施することが求められる。ここで、ブレイクダウン現象はリンクやノード単位で発生する現象ではなくネットワークに於いて発生するものであることから、その発生をミクロな視点から捉えることは困難である。そこで、本稿では、一定の拡がりを持つ道路ネットワークエリアを対象として、マクロな交通流動量（以下、「エリア流率」と）マクロな交通密度（以下、「エリア密度」と）を用いたネットワーク全体の交通流状態（以下、「エリア交通流状態」と）を用いて、マクロな視点からブレイクダウン現象を捉える方法を提案し、その発現を予測するAIモデルの構築を行う。

### 2. ETC2.0 プローブデータを用いたエリア交通流状態算定方法

#### 2. 1. プローブエリア流率とプローブエリア密度

対象エリア内を走行したプローブ車両走行軌跡を用いて1時間単位での総走行台キロと総走行台時を算定し、それぞれ式(1)、(2)にてプローブエリア流率とプローブエリア密度として定義する。両集計量を用いた2次元空間に位置づけられるネットワーク交通流状態をエリア交通流状態として定義する。

$$q_t = \sum_{i \in A_t} d_{it} \quad (1) \quad k_t = \sum_{i \in A_t} k_{it} \quad (2)$$

$q_t$ : 時間帯 $t$ におけるプローブエリア流率[台・km/1時間]  $k_t$ : 時間帯 $t$ におけるプローブエリア密度[台・時/1時間]  
 $d_{it}$ : 時間帯 $t$ におけるプローブ車両 $i$ の走行距離 [km]  $k_{it}$ : 時間帯 $t$ におけるプローブ車両 $i$ の走行時間[時間]  
 $A_t$ : 時間帯 $t$ に対象エリア内を走行したプローブ車両の集合

#### 2. 2. 正規化

ETC2.0は現在普及途上であり、時間の経過とともにETC2.0搭載車両数が増加している。このためサンプル数も増加し、プローブエリア流率とプローブエリア密度がともに増加することになる。また全車両に占めるプローブ車両の混入率を把握することが容易ではない。そこで、ETC2.0のサンプル数が変化した場合においても、推定される全交通のエリア流率・エリア密度の値が一定の傾向をもって変化しないようにするため、平日と休日別に1か月平均の集計量を用いて式(3)~(6)にて正規化を行い、それぞれエリア流率、エリア密度と定義する。

$$\bar{q}_m = \frac{\sum_{t \in M} q_t}{\sum_{t \in M} 1} \quad (3) \quad \bar{k}_m = \frac{\sum_{t \in M} k_t}{\sum_{t \in M} 1} \quad (4) \quad Q_t = \frac{q_t}{\bar{q}_m} \quad (5) \quad K_t = \frac{k_t}{\bar{k}_m} \quad (6)$$

$\bar{q}_m$ : 1か月平均のプローブエリア流率[台・km/1時間]  $\bar{k}_m$ : 1か月平均のプローブエリア密度[台・時/1時間]  
 $M$ : 1か月の平日または休日の時間帯の集合  $Q_t$ : 時間帯 $t$ のエリア流率  $K_t$ : 時間帯 $t$ のエリア密度

### 3. 分析に用いるデータ

研究による分析は、図1に示す愛媛県庁を中心とした9km×9kmの道路ネットワークエリアを対象とする。また、ETC2.0プローブデータは、平成27年4月1日から平成28年3月31日の1年間分を使用する。ただし、高速道路や自動車専用道路は対象外とする。

#### 4. ブレイクダウンの判定方法

ブレイクダウン現象の発生の有無を判定するため、分析対象とした366日分のエリア交通流状態の時間推移を調べた。目視によりブレイクダウンが発生していると判断されるサンプルを図2に示す。図2中の矢印が示すエリア交通流状態の変化に認められるように、ブレイクダウン発生時には、エリア密度が増加しているにもかかわらずエリア流率が低下する方向にエリア交通流状態が変化する。

そこで、1時間前のエリア交通流状態との比較に於いて、エリア密度の変化量を $\Delta K$ 、エリア流率の変化量を $\Delta Q$ とし、 $\Delta K > 0$ かつ $\Delta Q < 0$ を満たすエリア交通流状態の変化ベクトルを抽出した結果、366日の全8,771サンプル中、661サンプルが該当ベクトルとして抽出された。同661サンプルについて、目視によりブレイクダウンと判定した63サンプルと、それ以外の598サンプルの別に $\Delta Q$ の値を集計した結果を図3に、縦軸を相対度数、横軸を $\Delta Q$ の階級幅として示す。ブレイクダウンサンプルにおいて $\Delta Q < -0.1$ となったため、 $\Delta K > 0$ かつ $\Delta Q < -0.1$ をブレイクダウン発生の条件とした。

#### 5. 多層ニューラルネットワークによるブレイクダウン発生予測モデル

##### 5. 1. 学習データと検証データ

構築するモデルは、エリア密度、エリア流率、プローブエリア流率をプローブエリア密度で除した全プローブの平均速度、ならびに平日休日のダミー変数、それぞれ予測時点までの12時間帯分、計48データを入力とし、ブレイクダウン発生の可能性を[0,1]の実数で出力するモデルとした。2015年5月から2016年3月までのデータを学習データとしてモデルパラメータを同定した後、2015年4月のデータを検証データとして、再現精度を検証した。

##### 5. 2. ネットワーク構造

多層ニューラルネットワークモデルの再現性は、そのネットワーク構造に大きく依存するため、隠れ層の数、各層におけるユニット数、活性化関数の設定を変えて高い再現性を有するモデルの特定を行った。なお本研究では全結合層のみを採用した。上記構造に関する試行錯誤を重ねた結果、図4に示すように隠れ層3層、ノード数は1層目から順に、20、10、10とし、活性化関数にはRelu関数、目的関数には2値交差エントロピー誤差を用いた。

#### 6. 結果

検証の結果得られたROC曲線を図5に示す。AUCが0.90と高い値を示した。

#### 7. おわりに

本研究では、エリア流率とエリア密度の変化量に基づいてブレイクダウン発生の有無を判定し、AIを用いて同ブレイクダウンの発生を予測するモデルを構築した。今後は、エリア交通流状態の推移を予測するモデルを構築し、事故発生等によるMFDの変化を考慮しつつ、ブレイクダウンの発生を事前に予測する手法の構築を行う。

#### 参考文献

- 1) Daganzo, C.F.: Urban gridlock: Macroscopic modeling and mitigation approaches, Transportation Research Part B: Methodological, Vol41, No.1, pp.49-62, 2007.
- 2) プローブデータを活用したMFDの特性及び要因に関する基礎的研究, 尾高慎二, 吉井稔雄, 藤井浩史, 神戸信人, 土木計画学研究・講演集(CD-ROM), 2018.

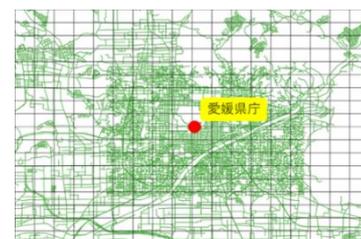


図1 対象エリア

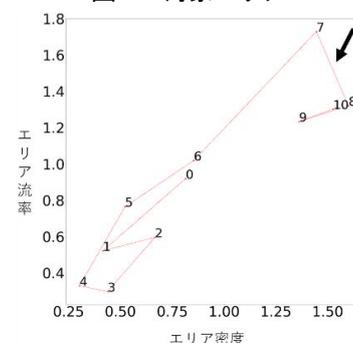


図2 目視でブレイクダウンが確認できるエリア交通流状態の時間推移

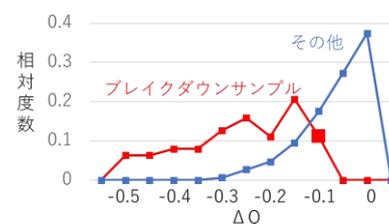


図3 ブレイクダウン側と  
その他サンプルの $\Delta Q$

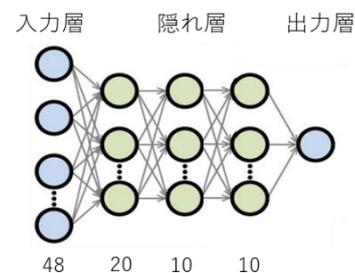


図4 ネットワーク構造

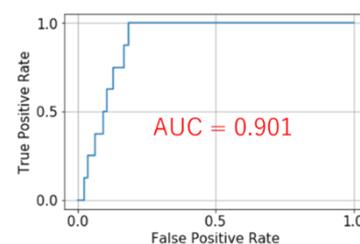


図5 ROC曲線による結果