

特異交通事象における車両感知器データ欠測に対する旅行時間推計 —アンサンブル学習によるアプローチ—

織田 利彦* (一般財団法人道路交通情報通信システムセンター)

An Ensemble Learning Based Approach for Travel Time Estimation in Roadways with Missing Detector Data
in a Traffic Singularity Event

Toshihiko Oda* (Vehicle Information & Communication System Center)

Recently owing to fiscal constraints, installation of traffic control systems and equipment has been reduced. In addition, the renewal and repair of the infrastructure has been delayed remarkably. These situations have led to decrepit infrastructure. Above all, the operations of vehicle detectors monitoring traffic flows have degraded and failed to function property. VICS (Vehicle Information & Communication System) Center has provided drivers with useful traffic information, and travel time service has offered excellent assistance in route choice decision. However, the degraded detectors has resulted in missing traffic flow data and lowered the quality of the service. Moreover, unusual traffic flows caused by large scale and special events such as annual functions have often occurred, and heavy congestion can be expected on the surrounding roads of events site. This paper describes a study on travel time estimation for urban roadways with missing detector data in extraordinary traffic flows by using an ensemble learning algorithm. In order to verify the effectiveness of the approach, we conducted an experimental study on arterial roads around Nakayama Racecourse on the days of the horse racing, and found that our approach has the potential to estimate the missing travel time data and enable the prediction of traffic flow to enhance the information service.

キーワード : アンサンブル学習, ランダムフォレスト, 特異交通事象, 欠測データ, 旅行時間推計, 大規模イベント (ensemble learning algorithm, random forest, traffic singularity event, missing data, travel time estimation, large scale event)

1. はじめに

1990年代前半, 移動体通信などの技術を駆使し, カーナビゲーション装置を通じた交通情報サービスが盛んに試みられるようになった。道路交通情報通信システム (Vehicle Information & Communication System, 以下 VICS) はその代表的な存在で, 構築後 20 年以上にわたり, 安定的かつ継続的に運用が行われ, ドライバーの利便性向上に大きく寄与してきた⁽¹⁾。旅行時間はこうした情報サービスなかでもっとも利用価値の高い情報の一つに挙げられ, 経路案内をはじめとして, その活用に対する要望は非常に高い。

現在, VICS センターを通じて提供されている旅行時間の多くは路上の車両感知器から収集される交通流データにもとづいて生成されている⁽²⁾。この車両感知器は都市交通監視を担い, 交通管制を支えるうえできわめて重要な役割を

果たしている。今後, 交通情報の収集拡大に向け, さらなる配備が望まれるところであるが, 昨今の財政事情の悪化に伴い, 整備縮減, 更新遅延といった深刻な事態を迎えている。とりわけ, 更新遅延による交通流監視機能の劣化が危惧され, その配備拡充は従来にも増して困難であると言わざるを得ない。今後, このような状態が加速することも懸念され, 機能劣化を起因とした交通流データの欠測, さらにはそれに付随した旅行時間情報の品質低下も憂慮される⁽³⁾。

一方, 昨今の交通流変動に目を向けると, 都市部を中心に祭典などがしばしば開催され, それに伴い, 普段は混雑がみられない道路で, 交通集中による重渋滞を呈するという特異な交通事象が発生している^{(4),(5)}。これは交通量増大に加え, ドライバーの移動目的やトリップ, さらに車種構成等が通常とは異なることによる。近年, 大規模なイベントの開催が著しく, 非日常的な交通流の出現頻度が増す一方で, 上述

したように車両感知器の機能劣化による交通流データ欠測という深刻な事態も潜行している。年々ナビゲーション装置の普及が進むなか、特異な交通事象における情報サービスへの期待が高まっているものの、データ欠損時での対応は容易なことではない。

本論文は社会インフラが抱える切実な課題認識に立脚し、非日常交通の発生時において車両感知器データが欠測した場合での旅行時間の推計方法を模索する。ここで、特異な交通流として船橋市における中山競馬開催時を取り上げ、解決アプローチとしてアンサンブル学習の適用を試みる。さらに、その有用性を確認する。

2. 概要

一般道路では車両感知器を通じて収集された交通量、占有時間にもとづいて旅行時間が生成される。多くの場合、5分単位に算出され、上り下り等、方向別に定義された道路区間を単位として管理される。この道路区間は主要交差点ごとに区切った切片を扱ったもので、VICSリンク(以下リンク)と呼ばれる。算出された旅行時間は交通管制センターから光ビーコンあるいはVICSセンターを通じてドライバーに提供される²⁾。前述の通り、車両感知器は都市の交通流監視の中核となる機器で、精度の高いデータ収集が求められる。このため、定期的に保守点検が行われ、また、老朽化を未然に防ぐために更新される。

しかしながら、厳しい財政事情を背景に、従来のような入念な維持管理や機器更新が難しく、老朽化あるいは修繕を必要とする車両感知器も存在する。こうした車両感知器は必ずしも常時正常に動作するとは限らず、一時的あるいは一定期間、動作異常を引き起こすことがある。この場合、交通流計測が困難となり、その間、当該リンクの旅行時間生成が不能となる。車両感知器が比較的短い時間で正常動作に復帰すれば、その間のデータ補完は比較的容易であるが、数週間あるいは数ヶ月といった長期にわたるケースではその対応は容易なことではない。たとえば、過去のデータをもとに補完する、あるいは当該リンク周辺の交通流データ分析等を含めた措置が必要となる。

本研究では、車両感知器の機能劣化の進展が憂慮されるなか、中山競馬開催時において競馬場への主要アクセス道路上の車両感知器データ欠測、すなわち路線の旅行時間生成が困難な状況を想定する。こうした事態に対し、機械学習のなかの1アプローチであるアンサンブル学習を取り上げ、旅行時間の補完策を論究する。

3. 実験

〈3・1〉 路線区間 中山競馬場周辺実験道路として、千葉県道180号(松戸原木線、以下県道180号)北進および南進を取り上げる。この路線は松戸市と市川市を南北に結ぶ主要地方道で、今回の実験では本郷町交差点から大柏橋交差点にかけて3.8km(図2参照)の区間を対象とする。路線区間は6リンク、片側1車線で構成され、中山競馬場

入口交差点で国道14号と、北方十字路交差点で千葉県道59号(市川印西線、以下県道59号)とそれぞれ交差している。道路交通の特徴として京葉道路としている接続していることから、大型車両の通行がきわめて多く、さらに中山競馬場と隣接する北方十字路交差点以北では幅員が狭いことが挙げられる。加えて、北方十字路交差点では県道180号北進から県道59号東進への流出および県道59号西進から県道180号南進への流入交通が著しい。

〈3・2〉 中山競馬開催状況³⁾ 中山競馬場は、図1に示すように北方十字路交差点南側に位置し、周辺には競馬開催に備えた駐車場が散在している。競馬開催の頻度は2017年を例にとると、年間39回行われ、曜日別にみると、土曜日16回、日曜・祝日(以下休日)21回で、土曜、休日に集中している。これは年間の土曜日・休日の三分之一に相当する。さらに、開催期間は1月、2月下旬から4月、9月から10月初旬、12月と年4期にわたる。このなかで、最高格付けとされるG1(Grade 1)レースは表1に示すように、6回開かれている。日付は2017年のもので、年末木曜日に開催されるホープフルステークス(レース6)を除き、いずれも土曜あるいは休日に行われている。後述する実験では、これら6回の競馬開催日における旅行時間について推定を行う。

〈3・3〉 競馬開催時における交通状況

実験に先立ち、競馬開催における交通状況がどの程度異なるか、非開催時との比較を通じて調査し、その特徴を抽出する。以下では2017年のデータを用い、走行路線における両者の旅行時間を比べる。

まず、G1レース(以下G1)の開催を考慮し、期間を1月から4月、9月から12月の二つに分けた。つぎに、土曜日と休日に区分し、G1以外の競馬開催日(以下HR)と競馬非開催日(以下NHR)における旅行時間の変動を調べた。1~4月には表1に示すように、G1としてR1(土曜日)、R2(休日)が、9~12月にはR3(休日)R4(土曜日(祝

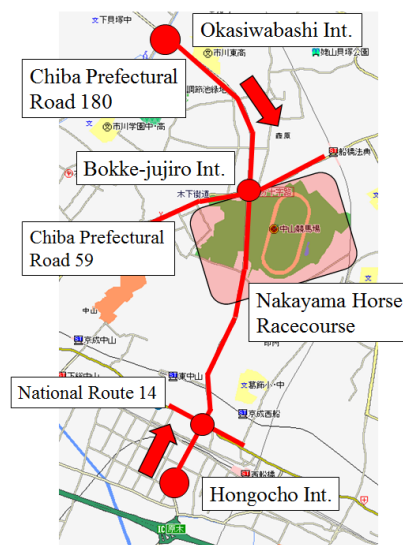


図1 実験路線区間

Fig.1. Experimental roadway

日)), R5 (休日) が開催されている。ここで, R6 は平日開催であるが, 冬季休暇期間中とみなし, 休日扱いとした。

図 2~8 に北進および南進について HR と NHR の旅行時間変動の比較を提示する。図中, G1 以外はいずれも平均値で, HR における旅行時間は G1 での値を含まない。全体的に北進に比べ, 南進に HR と NHR との間に明確な違いがあることが見て取れる。HR での特徴は, 北進, 南進とも競馬終了後の 16:00 付近でいったん急激な低下をみせ, その直後に急増し, 17:00 前後で 1 日の最大値に達することである。この点については G1 においても同様な傾向が確認される。このように, HR と NHR での大きな違いは 16:00~19:00 における変動にある。

つぎに, G1 での旅行時間変動をみると, 北進, 南進とも 16:00~19:00 での急激な増減は R4, R6 を除き, HR とおおむね一致する。ただし, 北進では各レースにおいて HR と

最大値, 変動パターンがおおむね同じであるのに対し, 南進では R4, R6 において HR の変動と異なり, いずれも 10:00 過ぎから増加傾向にある。さらに, 16:00~19:00 での変動に重なっている。また, 北進では R6 に限り, 最大値が HR を大きく上回っている点が特徴として挙げられる。本実験では R4, R6 とも休日扱いをしているものの, それぞれ土曜日 (祝日), 木曜日で, 休日での交通流パターンとは異なると推察する。

表 1 G1 レース (2017 年)

Table 1. Grade 1 horse racing 2017.

Racing	Racing	Date	Day of the week
R1	Nakayama Grand Jump	April 15	Saturday
R2	Satsuki Sho	April 16	Sunday
R3	Sprinters Stakes	October 1	Sunday
R4	Nakayama Daishogai	December 23	Saturday (National Holiday)
R5	Arima Kinen	December 24	Sunday
R6	Hopeful Stakes	December 28	Thursday

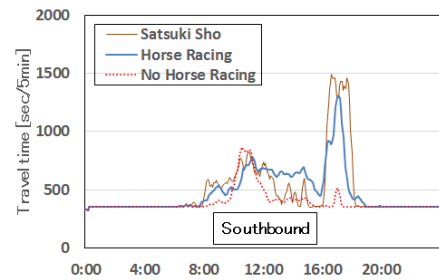
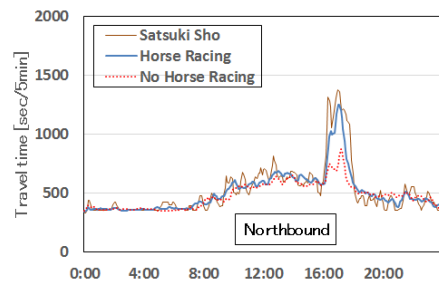


図 3 旅行時間変動比較 (1 月~4 月, 休日, R2 開催)
Fig. 3. Comparison of travel time on holidays between days with and without racing events.

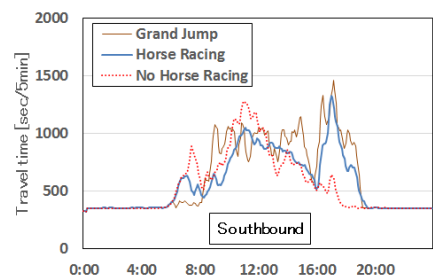
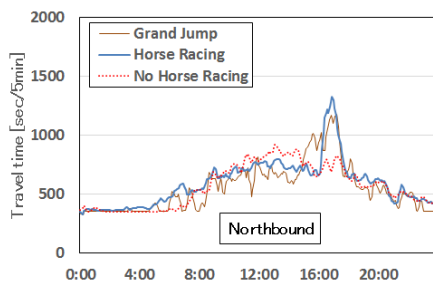


図 2 旅行時間比較 (1 月~4 月, 土曜日, R1 開催)
Fig. 2. Comparison of travel time on Saturdays between days with and without racing events.

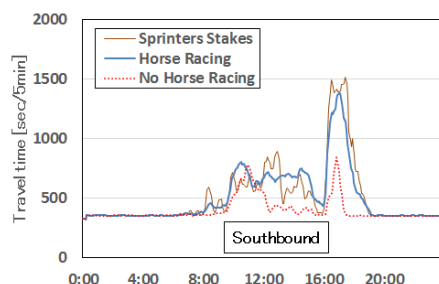
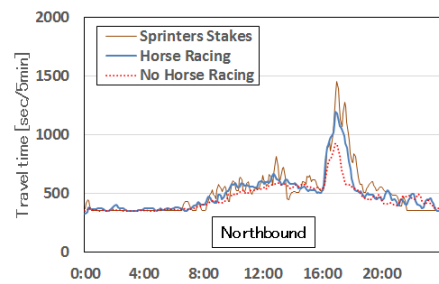


図 4 旅行時間比較 (9 月~12 月, 休日, R3 開催)
Fig. 4. Comparison of travel time on holidays between days with and without racing events.

以上、G1を含めた競馬開催時での交通流は日常での変動パターンと著しい差異があり、特定時間帯で交通集中を招いていることがわかる。

〈3・4〉 実験方法 本実験では特異交通事象の発生を G1 開催時とし、また、G1 以外では車両感知器データ、旅行時間とも得られているとして検討を進める。

車両感知器は路線区間の北進、南進でそれぞれ 17 基、12

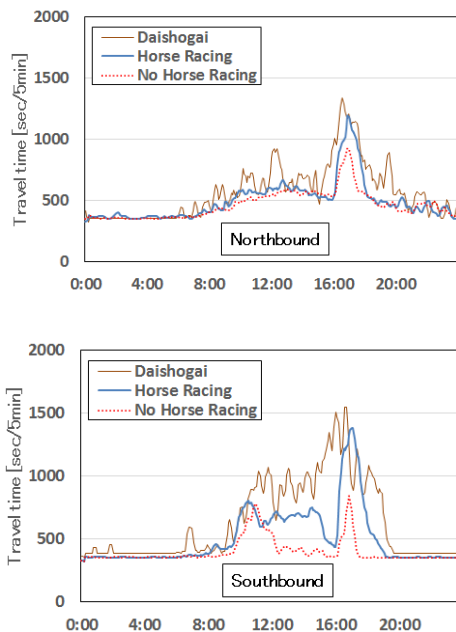


図 5 旅行時間変動比較 (9月~12月, 休日, R4 開催)
Fig. 5. Comparison of travel time on holidays between days with and without racing events.

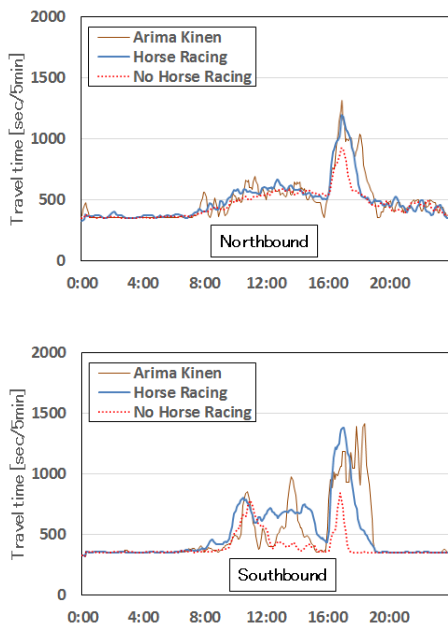


図 6 旅行時間比較 (9月~12月, 休日, R5 開催)
Fig. 6. Comparison of travel time on holidays between days with and without racing events.

基設置され、これらから計測される交通量、占有率にもとづいて旅行時間が生成されている。本研究ではこの区間における車両感知器データがすべて欠損していると仮定する。これに対し、何らかの補填をし、それにもとづいて旅行時間推定を試みる。

いま、路線区間に隣接するリンクの交通流が区間内の交通流と密接に関連すると考える。すでに 3・1 で述べたように、区間への流入出交通が激しい交差点として北方十字路が挙げられる。この交差点は県道 59 号と交差し、とりわけ県道 59 号東方向 (馬込十字路交差点方面) からの流入および東方向への流出交通が顕著で、路線区間の交通流との関連性がきわめて高い。こうした実情を考慮し、大柏橋、本郷町の各交差点とともに、北方十字路交差点と接続する VICS リンク上の車両感知器から得られる交通流データを抽出する (図 8)。さらに、これらを入力データとし、機械学習を通じて、旅行時間との関係付けを図る。表 2 に各流出入リンクに設置されている車両感知器数を示す。

機械学習については、アンサンブル学習を取り上げ、複数の決定木 (Decision Tree) から構成されるランダムフォレスト (Random Forest, 以下 RF) (6) を適用する。決定木は条件分岐を繰り返しながら樹形図に展開し、識別等を行う方法であるのに対し、RF ではこれを寄せ集め、各決定木の結果にもとづいて代表値を出力するもので、本研究では代表値として平均値を扱う。なお、機械学習に対する入力データは 5 分間交通量および占有率とし、G1 開催直前の HR 開催時を対象とする。

〈3・5〉 実験結果

G1 の各レースについて、RF による旅行時間の推計結果を以降に記す。ここで、推計値の評価にあたり、VICS セン

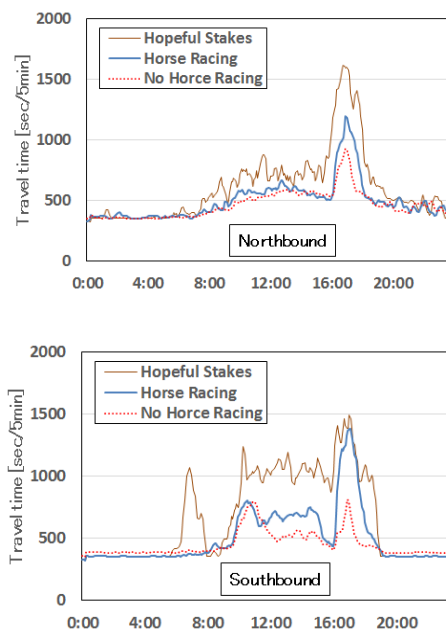


図 7 旅行時間比較 (9月~12月, 休日, R6 開催)
Fig. 7. Comparison of travel time on holidays between days with and without racing events.

ターから情報提供された旅行時間を実測値とし、双方の比較によって平方平均自乗誤差率 (Root Mean Squared Error Ratio, 以下 RMSE 率) および相関係数を算出する。

図 9, 図 10 はレース単位の RMSE 率, 相関係数である。RMSE 率については北進で 16.7~27.7%, 南進では 22.3~27.4% という値が得られ, 6 レースのなかで北進では R3 が, 南進では R1 開催時がもっとも良好である。また, 相関係数は北進, 南進でそれぞれ 0.81~0.92, 0.81~0.91 であり, とりわけ, 南進では R4 を除き, 各レースとも 0.90 前後の値を示した。R6 では北進, 南進とも RMSE 率が 26% を超え, 6 レースのなかでもっとも低い精度となった。これは R6 が年末の木曜日開催で, 本実験では冬期休暇 (休日) として扱ったことに起因すると考えられる。旅行時間については, すでに図 7 に示すように, 学習時と当日との間に変動の差異が生じている。同様に, R6 ほどではないにせよ, R4 も祝日 (土曜日) 開催で, 学習時には休日扱いとしたが, R6 に次いで相関が低い。こうした学習時の対応については今後の課題としたい。

つづいて, 推計した旅行時間の時系列変動について検討する。まず, 非祝日と祝日と重なる二つの土曜日を取り上げる。図 11 は R1 (非祝日), 図 12 は R4 (祝日) における結果である。これらの図から, R1 北進では実測値に追従していることがわかる。R4 北進においてもピークを迎える 16:00 までは比較的追従できているものの, 16:00~18:00 の間には実測値との乖離がみられる。一方, 南進について実測値をみると, R1, R4 とともに 10:00 過ぎから立ち上がりを呈している。R1 では 16:00 前後でいったん低下した直後, 急増

してピークを迎え, その後, 急減する点に特徴がある。急激な変動が発生するピーク時 (17:00~18:00) での推計については, R1 北進を除き, いずれも実測値を下回り, 変化に追従できておらず, 課題を残す。

一方, 日曜日 (非祝日) 開催について考察する。この特徴は午前時間帯の変動が比較的小さく, 17:00~18:00 にピー

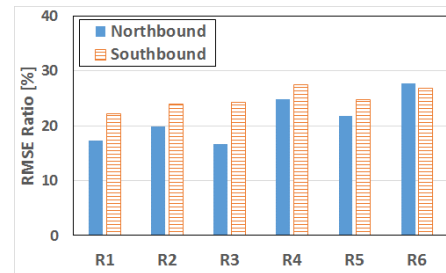


図 9 推計旅行時間の RMSE 率

Fig. 9. RMSE ratio of estimated travel time

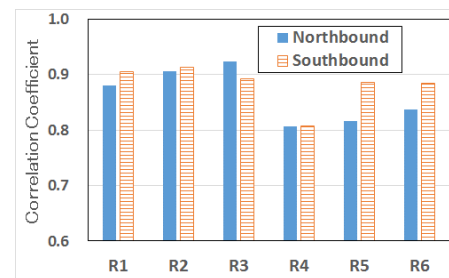


図 10 推計旅行時間の相関係数

Fig. 10. Correlation coefficient of estimated travel time.

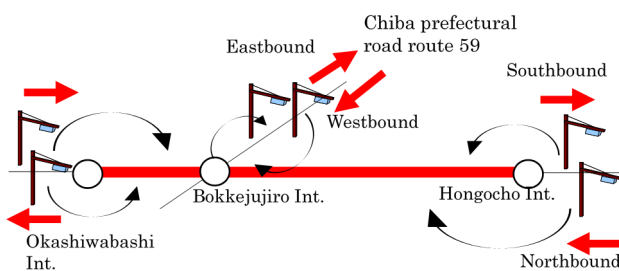


図 8 機械学習への入力に用いる流入出交通流

Fig. 8. Inflow and outflow traffic used for input of machine learning.

表 2 機械学習への入力に用いる車両感知器数

Table 2. Number of vehicle detectors used for input of machine learning.

Road	Intersection	Inflow link	Outflow link
Chiba prefectural road route 180	Okashiwabashi	3	1
	Hongocho	2	3
Chiba prefectural road route 59	Bokkejujiro	3	3

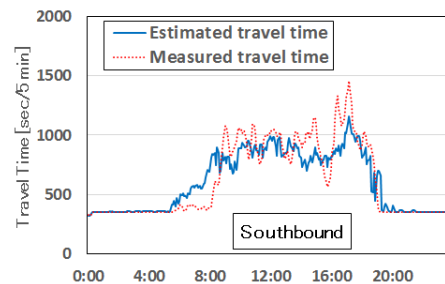
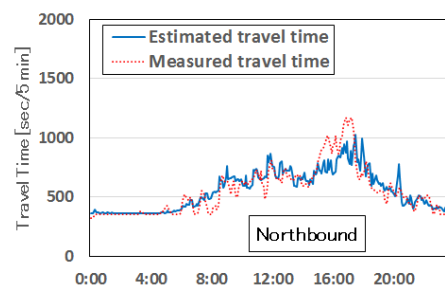


図 11 中山グランドジャンプ開催日 (R1) における推計旅行時間

Fig. 11. Estimated travel time on the day of Nakayama Grand Jump Horse Racing.

クを迎える点にある。ここでは競馬場内外がとりわけ混雑すると言われる R2, R5 の南進を取り出し、図 13, 図 14 に

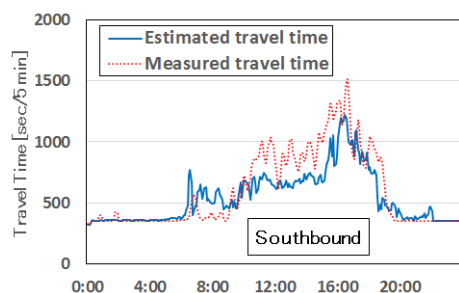
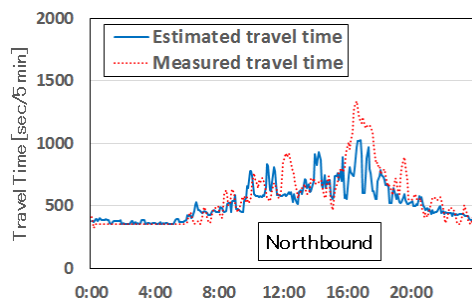


図 12 中山大障害開催日 (R4) における推計旅行時間
Fig. 12. Estimated travel time on the day of Nakayama Daishougai Horse Racing.

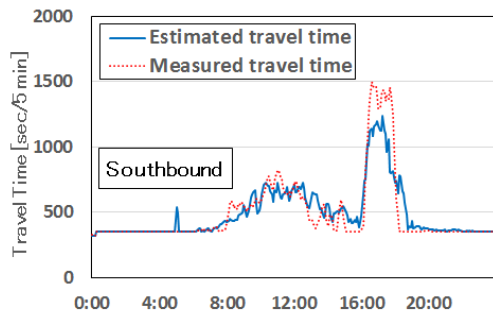


図 13 皐月賞開催日 (R2) における推計旅行時間
Fig. 13. Estimated travel time on the day of Satsuki Sho Horse Racing.

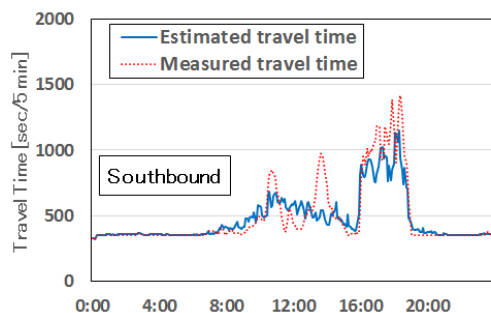


図 14 有馬記念開催日 (R5) における推計旅行時間
Fig. 14. Estimated travel time on the day of Arima Kinen Horse Racing.

実測値との変動比較を示す。双方のレースとも 1 日を通じ、変動が切替わる時間帯 (10:00, 16:00, 19:00 付近) は比較的良好に推計できているものの、R1, R4 と同様、ピーク時 (17:00~18:00) での実測値に達することなく、乖離が見られる。この点については、G1 と学習に用いた HR との違いによるものと推察される。

総じて、今回の実験結果から北進, 南進とも夕方のピーク時での推計に課題があることがわかった。今後は学習データ, 学習方法等を含め, さらなる検討を進めていきたい。

4. おわりに

本研究は昨今憂慮される車両感知器の機能劣化を背景に, 路線区間内の車両感知器データがすべて欠損という事態を仮定し, 中山競馬 G1 レース開催時における旅行時間推計方法について検討を行った。ここで, データ補填にあたり, 区間外の車両感知器データを用い, 機械学習としてランダムフォレストを適用した。実験で用いたデータは 2017 年のもので, その量は必ずしも十分とは言えないが, 本アプローチによって上述の状況下においても旅行時間推計の可能性を見出すことができた。今後の検討課題として, レース終了後に見られる急激な交通流変動への対応が挙げられる。

最後に, 本研究にあたり, アンサンブル学習については株式会社数理研究所 代表取締役 佐々木俊久氏に多大な協力をいただいた。また, 千葉県警察本部交通部交通規制課管理官 鶴澤政幸氏からは交通情報収集および提供に関し, 有益なご意見を賜った。ここに記して深甚なる謝意を表します。

文 献

- (1) <https://www.vics.or.jp/>
- (2) T. Oda, "Prediction of Travel Time on Arterial Roads Using Vehicle Detector Information", *Trans. of ISCTE*, Vol. 10, No. 12, pp. 647-655 (1997) (in Japanese)
織田利彦: 車両感知器情報を用いた幹線道路における旅行時間予測, システム制御情報学会論文誌, Vol. 10, No. 12, pp. 647-655 (1997)
- (3) T. Oda, "A Machine Learning Based Approach for Complementing Missing Traffic Flow Data in an Urban Roadway Network", *The Paper of Technical Meeting on ITS, IEE Japan*, ITS-18-2, pp.5-10 (2018) (in Japanese)
織田利彦: 機械学習による交通流データ欠測時における補填, 電気学会, 電気学会研究会資料, ITS 研究会, ITS-18-2, pp.5-10 (2018)
- (4) T. Oda, "Travel Time Prediction for a Large-scale Event Based on Machine Learning", *The Paper of Technical Meeting on ITS, IEE Japan*, ITS-18-14, pp. 15-20 (2018) (in Japanese)
織田利彦: 機械学習による大規模イベント開催時における旅行時間予測, 電気学会, 電気学会研究会資料, ITS 研究会, ITS-18-14, pp. 15-20 (2018)
- (5) T. Oda, "A Machine Learning Based Approach for Prediction of Travel Time in Traffic Singularity Event in an Urban Roadway Network", *The Paper of Technical Meeting on ITS, IEE Japan*, ITS-19-5, pp. 17-22 (2019) (in Japanese)
織田利彦: 機械学習による特異な交通事象における旅行時間予測, 電気学会, 電気学会研究会資料, ITS 研究会, ITS-19-5, pp. 17-22 (2019)
- (6) 平井 有三: 「はじめてのパターン認識」, 森北出版 (2012)