

# 多様なデータを活用した交通シミュレーション 関連技術開発に基づく予測所要時間精度向上

萩原 武司<sup>1</sup>・小澤 友記子<sup>2</sup>・嶋田 真尚<sup>2</sup>・大藤武彦<sup>2</sup>  
宇野伸宏<sup>3</sup>・倉内文孝<sup>4</sup>・奥嶋政嗣<sup>5</sup>

<sup>1</sup>正会員 阪神高速道路株式会社計画部調査課 (〒541-0056 大阪市中央区久太郎町4-1-3)  
E-mail:takeshi-hagihara@hanshin-exp.co.jp

<sup>2</sup>正会員 (株)交通システム研究所

<sup>3</sup>正会員 京都大学大学院准教授 経営管理研究部

<sup>4</sup>正会員 岐阜大学教授 工学部社会基盤工学科

<sup>5</sup>正会員 徳島大学大学院准教授 ソシオテクノサイエンス研究部

事故等の交通障害発生時における所要時間情報の精度向上については、これまで過去データを用いた統計的手法の他に、シミュレーション技術を活用した検討についても継続的に行っているところであるが、さらなる精度向上を図るため、過去の事故発生時の交通容量や障害継続時間データを分析し、交通量と速度、密度分布が急激に変化した場合は突発事象と判定し、事故判定と実際の交通容量低下時とのタイムラグを抑えるアルゴリズムの検討を行ったところ、特に所要時間立ち上がり時における誤差が低減し、全体的な精度向上が確認できたため、これらの検討結果を報告する。

**Key Words :** traffic simulator, prediction accuracy improvement, ETC statistical data,

## 1. はじめに

阪神高速道路では、交通管制システムと連携した交通流シミュレーションモデル「HEROINE」による交通状況予測や交通運用施策の評価、渋滞対策・交通運用施策の検討評価への交通流シミュレーションの活用を進めてきているが、その予測結果、特に交通障害発生時の所要時間予測結果については、さらなる精度向上が望まれる。

今後、さらに検討が必要な課題として①ETC統計データに基づく時間帯別ランプ間OD表推定モデルの精度向上検討、②障害継続時間予測手法の検討、③障害時処理能力の設定方法の検討、④突発事象検出アルゴリズムの導入が挙げられる。

本稿では上記①～④の予測精度向上に係る方策についての検討結果を報告し、検討結果を反映した交通流シミュレーションモデル「HEROINE」の予測精度向上効果を検証する。

## 2. 検討の概要

HEROINE(Hanshin Expressway Real-time Observation-based & Integrated Network Evaluator)とは、阪神高速道路全線を含

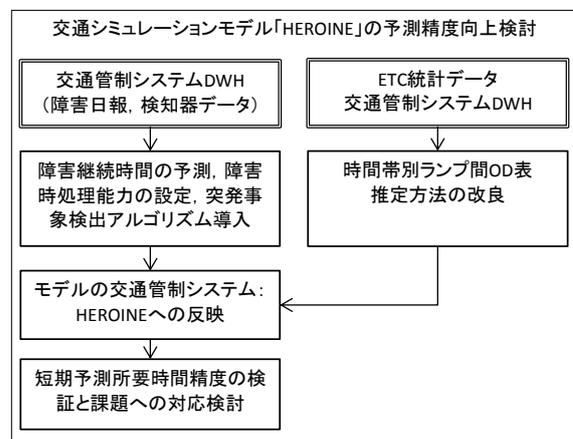


図-1 検討の構成

むメソ・スコーピック・ネットワークシミュレーションであり、交通管制システムに導入してオンライン・リアルタイムで稼動するとともに、オフラインでも交通制御の事前評価などに用いられている。ここでは、これまでのHEROINEに対する検討成果<sup>1)</sup>から予測精度向上のための方策の課題とその対策について整理する。最終的に検討した各課題における予測精度向上方策をオフライン上で反映し、HEROINEの所要時間予測精度の検証を行う。これら検討のフローを図-1に示す。以下に予測精度向上のための方策の概要について示す。

(1) ETC統計データに基づく時間帯別ランプ間OD表予測モデルの精度向上検討

HEROINEでは、ETC統計データに基づく車種別時間帯別交通量を元に、観測される車種別時間帯別入口・出口交通量を制約条件に出入口交通量の誤差二乗和を最小にするという手法を提案し、OD表の推定に使用してきた。この手法は、相当精度のよい手法であるとされているが、区間交通量観測値を考慮していないために、一部の区間で交通量の誤差が大きくなるといった問題点が指摘されている。このため、一般的により信頼度が高い観測データを活用することとし、時間帯別区間交通量の誤差の二乗和も目的関数に加えた推定手法を開発する。

(2) 障害継続時間予測手法の検討

現行の障害継続時間設定方法は、過去の実績データに基づいて障害種別平均継続時間を設定して適用しているが、誤差は大きく所要時間予測に与える影響も相当大きいことがわかっている。このため、管制システムで得られる情報の活用や障害継続時間との関係等も考慮して、より精度良く予測できるリアルタイム運用の障害継続時間予測手法を検討する。

(3) 障害時処理能力の設定方法の検討

現行の交通管制交通流シミュレーションにおける障害時処理能力は、直前の障害発生区間の捌け台数に基づいた2次平滑法によって設定しているが、より適切な処理能力を設定することを目標に、障害の経過とともに変化する処理能力の変動を反映した統計解析に基づく予測手法を検討する。

(4) 突発事象検出アルゴリズムの導入

現行では、「障害情報」を受けてHEROINEに突発検出を反映させているが、障害時渋滞再現結果を検証すると、相当程度の突発事象検出の予測結果が障害発生時刻から遅れる傾向が示されている。そのため、検知器データに基づく「突発事象検出アルゴリズム」を用いることで、障害発生時刻の遅れを縮小するための検討を行う。

3. 予測精度向上の検討

(1) ETC統計データに基づく時間帯別ランプ間OD表予測モデルの精度向上検討

a) 予測モデルの構築

本検討では、時間帯別区間交通量の誤差の二乗和の項も目的関数に加えて、より実的で精度の高い時間帯別ランプ間OD表を推定する手法を開発する。検討するランプ間OD表推定モデルは次のように設定する。

b) 利用データ

ランプ間OD表の推定のために、次のデータを用いる。

- ① 時間帯別ランプ間交通量
  - ・ ETC統計データに基づく時間帯別ランプ間交通量
- ② 時間帯別車種別観測交通量
  - ・ 交通管制システムデータ：時間帯別入口・出口・区間交通量
  - ・ 営業管理システムデータ：時間帯別車種別料金所通台数

c) 時間帯別ランプ間OD表予測モデルの定式化

式(1)に示す最小化問題を解くことで、時間帯別ランプ間OD表を推定する。

$$\begin{aligned} \min_y \sum_k \sum_s \sum_w \alpha_{wsk}^2 \left( g_{wsk} \sum_{w_i=i} y_{wsk} - y_{wsk} \right)^2 \\ + \sum_k \sum_s \sum_i \delta_{is}^o \beta_{isk}^2 \left( o_{isk}^* - \sum_{w_j=j} y_{wsk} \right)^2 \\ + \sum_t \sum_j \delta_{js}^d \gamma_{jt}^2 \left( d_{jt}^* - \sum_s \sum_{w_i=i} r_{wjst} \sum_k y_{wsk} \right)^2 \\ + \sum_t \sum_a \delta_{as}^a \eta_{at}^2 \left( v_{at}^* - \sum_s \sum_w q_{wast} \sum_k y_{wsk} \right)^2 \end{aligned}$$

subject to  $y_{wsk} \geq 0 \forall w, s, k$  (1)

ただし、変数の定義は表1のとおりである。

表-1 変数/定数の定義

$y_{wsk}$	時間帯sに流入したODペアw、車種kのランプ間OD交通量(未知変数)。
$g_{wsk}$	時間帯sにオンランプiから流入した車種kの車両のODがwである確率(ETCデータから得られるオフランプ選択確率)。
$r_{wjst}$	時間帯sに流入したODペアの車両が時間帯tにオフランプjから流出する割合(ETCデータから得られる確率)。
$q_{wast}$	時間帯sのODペアwの車両が時間帯tに区間aの観測地点を通過する確率(時間帯別区間利用率)。
$o_{isk}^*$	時間帯sにオンランプiから流入した車種kの交通量の観測値。
$d_{jt}^*$	時間帯tにオフランプjから流出した交通量の観測値。
$v_{at}^*$	時間帯tに区間aを通過した交通量の観測値。
$\alpha_{ijsk}$	観測データの信頼性を考慮するための重み。
$\beta_{isk}$	同上。
$\gamma_{jt}$	同上。
$\eta_{at}$	同上。
$\delta_{is}^o$	観測データの有無を表すダミー変数。
$\delta_{js}^d$	同上。
$\delta_{as}^a$	同上。

第1項から第4項までの項について、取捨選択することで、以下の5通りのモデルを構築した。なお、手法4'とは、手法4と考え方は同じで、全ての項を考慮するが、比較的観測値の信頼度の低い流出交通量について、出口交通量検知器が設置され、信頼性の高い値のみを用いるケースである。

- ・手法1：ETC+流入（第1+2項）
- ・手法2：ETC+流入+流出（第1+2+3項）
- ・手法3：ETC+流入+区間（第1+2+4項）
- ・手法4：ETC+流入+流出+区間（第1+2+3+4項）
- ・手法4'：ETC+流入+流出（選定したオフランプのみ対象）+区間（第1+2+3+4項）

d) ETC統計データに基づくOD表推定結果の検証

障害渋滞の影響が比較的小さく、平日として平均的な交通状況である平成23年3月2日（火）～3月8日（火）の1週間を選び、OD表の推定結果の検証を行った。検証では入力データとしている検知器データの誤差が推定精度に影響を及ぼしていると考えられるため、車種判別データが存在する出入口については車種判別データで補正した。推定した時間帯別ランプ間OD表を用いHEROINEによる現況再現を行い、区間交通量の実績値を検知器による観測区間交通量とし、シミュレーションで予測した区間交通量との比較を行なった。OD交通量の真値は不明であるため、ここでは入口・出口交通量および区間交通量のRMSE値に基づき、精度検証を行う。図-2に示す通り、区間交通量のRMS値は手法4'が最も小さいが、流入交通量・流出交通量・区間交通量をトータルしたRMSE値は手法4がもっとも小さくなっている。（表-2）。しかし、手法4のOD表を用いて推定した区間交通量の誤差は手法2と比較すると大きく、路線によってばらつきがある（図-3、4）。

e) まとめ

OD表推定手法を検証した結果から、これまでの推定手法である手法2と、今回新たに推定した手法4では、トータルのRMSE値はほとんど変わらないものの、観測データとして最も信頼度の高い区間交通量におけるRMSE値は手法4が低いことから、手法4によるOD表推定手法が適当であろうと考えられる。なお、手法4'については区間交通量のRMSE値は最も小さいものの、渋滞図で神戸線での渋滞が最も過大になる傾向があったため、手法4によるOD表が適当であると考えられる。

(2) 障害継続時間予測手法の検討

a) 利用データ

分析対象とするデータは、「障害日報」、「区間交通量日報」及び「工事予定システムデータ」である。障害情報（障害種別、閉塞車線数等）と詳細情報、および障害発生時刻からの経過時間を変数とした障害継続時間予

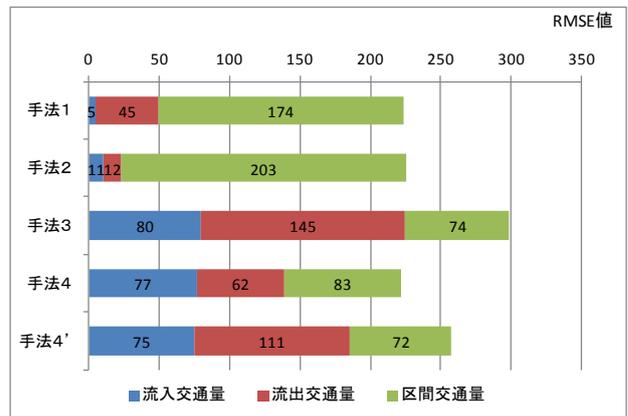


図-2 時間帯別OD交通量推定結果のRMSE値比較

表-2 シミュレーションによる区間交通量予測値実績値の

	手法1	手法2	手法3	手法4	手法4'
検知器データによる区間交通量を用いてOD推定	163	235	323	260	310
【参考】流入需要量に手法4'流入交通量を使用	175	228	142	137	133
検知器データを車種判別データで補正して再推定	169	215	272	235	272

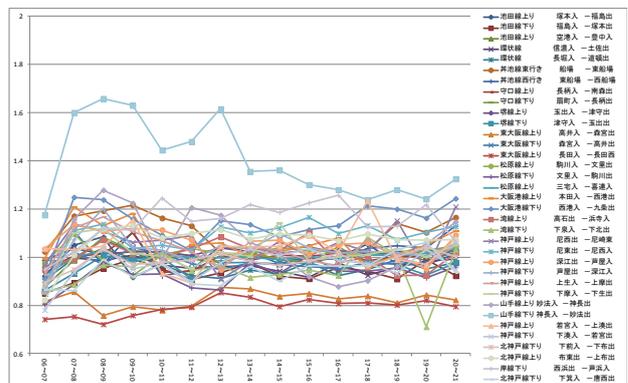


図-3 時間帯別区間交通量の検知器とシミュレーション推定結果比較（手法2の推定結果）

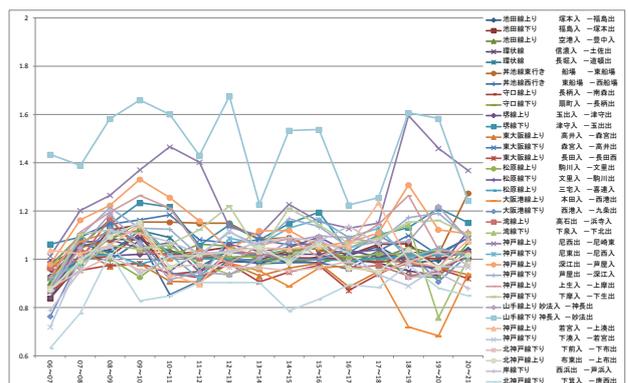


図-4 時間帯別区間交通量の検知器とシミュレーション推定結果比較（手法4の推定結果）

表-3 分析対象データの主な項目

データ名	主な項目
交通障害日報	登録・解除日時, 原因, 程度, 場所, 復旧見込み, 車線, 形態
工事予定システムデータ	工事第大・中分類, 作業開始終了予定時間, 作業開始終了実績時間, 開始・終了キロポスト, 開始・終了側車線, 規制コード, 工事内容コード

表-4 障害別障害継続時間統計値

	合計	1車線障害	2車線障害	3車線障害	通行止め	特通行止め	半車線障害	路肩障害
平均値(分)	90	81	246	153	135	932	59	235
中央値(分)	31	30	199	153	98	1440	26	46
標準偏差	160	135	253	170	129	602	122	347
分散	25,499	18,110	64,256	28,800	16,579	362,119	14,968	120,318
最小値(分)	5	5	5	33	5	28	5	5
最大値(分)	1440	1440	1440	273	466	1440	1440	1440
n	114,757	104,404	1,362	2	164	43	2,180	5,795

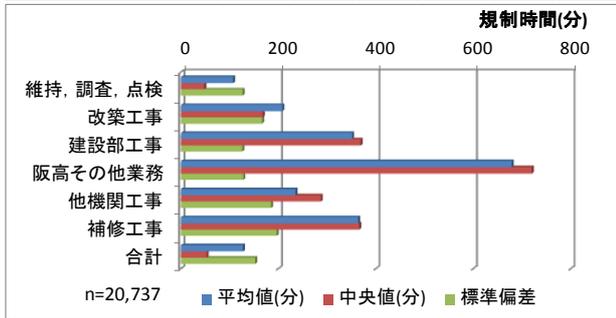


図-5 工事分類別障害継続時間の統計値

表-5 ケース別モデル分析結果

	線形回帰1-1	線形回帰1-2	分類器2-1	分類器2-2
モデル分析結果概要	24の路線系統、9の原因/程度/時間帯項と定数項で回帰式を推定	9の原因/程度/時間帯項と定数項で回帰式を推定	14のルールで、原因/程度/時間帯/路線系統の項と定数項で構成される線形回帰式を推定	14のルールで、原因/程度/時間帯の項と定数項で構成される線形回帰式を推定
相関係数	0.3419	0.3322	0.3419	0.3434
平均絶対誤差	20.253	20.397	20.253	20.232
RMS	41.359	41.511	41.359	41.335
相対絶対誤差	88.1%	88.7%	88.1%	88.0%
n	74,283	74,283	74,283	74,283

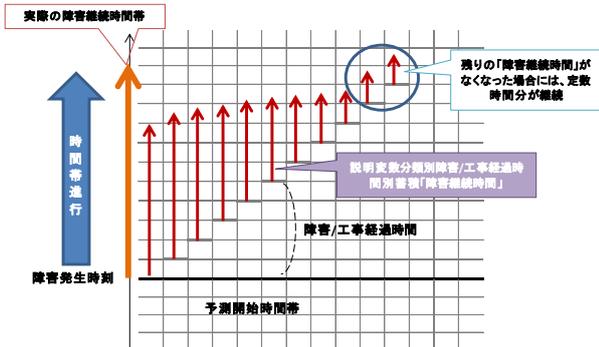


図-6 障害経過時間別蓄積障害継続時間のイメージ

測モデル分析, 詳細情報等受信などを踏まえた運用方法検討する. 分析対象データの主な項目を表-2に示す.

b) 障害継続時間の特性

表-4, 図-5から障害継続時間は, 原因別, 障害程度別, 工事分類別で項目ごとに相当程度異なっており, バラつきも大きい.

c) モデル分析

障害継続時間と交通障害日報の各項目との関係について, モデル分析を行った. モデル分析では, 線形回帰モデル等を用い, 被説明変数を障害継続時間, 説明変数を原因, 程度, 路線系統, 時間帯とした. モデル推定の結果, 表-5にあるように, いずれのモデルも誤差が大きく, これは工事予定システムデータを用いたモデル分析でも同様の結果であった.

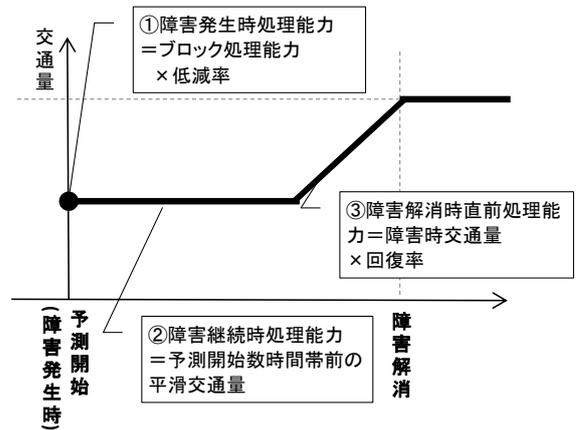


図-7 障害時処理能力の算定方法

d) まとめ

「障害継続時間」は, 説明変数を原因や程度等で分類した回帰モデルにより推定は可能であったが, 実績値のばらつきが大きいために, 必ずしも良い精度で推定できるとは限らない. この点を踏まえ, HEROINEへの「障害継続時間」モデルの反映は, 回帰モデルそのものの導入は見送り, 「障害日報」をもとに障害継続時間を分析し, 図-6のような障害経過時間別分類別継続時間テーブルを作成し, 主に過去の実績における中央値をシミュレーションに反映させることとした.

(3) 障害時処理能力の設定方法の検討

a) 検討の概要

現行システムでは, 図-7に示す障害時処理能力算定を行っているが, 障害データ入力時には実際の障害発生時刻とタイムラグが発生していること, 障害継続時の通過交通量は不安定であることが課題となっている. そこで, これら課題に対応するため, 障害発生時には直前の交通量データに障害の影響が反映されていると考え, 平滑化の次数・平滑化係数の調整で安定的な処理能力の推定ができる可能性があるといった観点から検討を行う. なお, 傾向や季節変動などを考慮した平滑法も考えられるが, 直前の先行データのみを反映した予測という意味で, (2)式にある指数型加重移動平均を用いることとする. 検討では, 以下の2つの視点から検討を行い, 誤差の最も小さいケースを採用することとした.

視点①: 「交通障害データ」受信初期の処理能力も, 時間遅れがあるので, 障害継続時と同様の手法で処理能力を設定する.

視点②: いくつかの「次数」と「平滑化係数」を試みて, 望ましいパラメータを設定する.

$$m_t = a d_t + (1 - a) m_{t-1} \quad (2)$$

$m_t$ : t時点のウェイト付けされた平均値 (推定値)

$d_t$ : t時点のデータ

$a$ : 平滑化係数 ( $0 \leq a \leq 1$ )

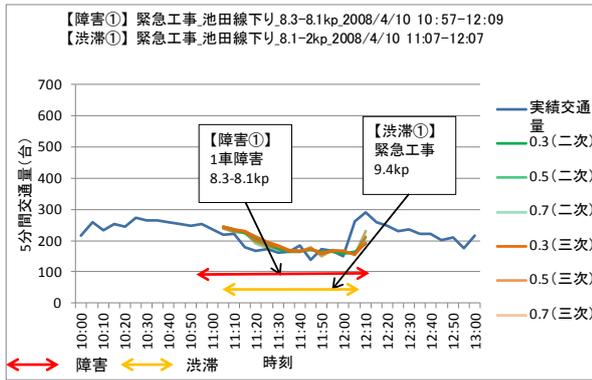


図-8 障害時処理能力のケーススタディ

表-6 現行障害時処理能力の算定ケーススタディ統計値

ケース	次数	二次平滑			三次平滑		
		平滑化定数	0.3	0.5	0.7	0.3	0.5
緊急工事1	相関係数	0.284	0.390	0.470	0.218	0.338	0.439
n=14	RMS	43	40	38	45	42	39
緊急工事2	相関係数	-0.651	-0.488	-0.276	-0.725	-0.699	-0.564
n=5	RMS	7	7	7	12	10	8
事故2	相関係数	0.691	0.781	0.836	0.648	0.767	0.832
n=25	RMS	38	34	30	41	35	30
事故6	相関係数	0.772	0.800	0.811	0.702	0.776	0.804
n=23	RMS	26	23	21	27	24	22
工事4	相関係数	0.469	0.552	0.613	0.468	0.559	0.620
n=25	RMS	35	32	31	34	31	30
工事7	相関係数	0.149	0.220	0.264	0.180	0.244	0.275
n=28	RMS	35	32	31	34	31	30
故障1	相関係数	0.235	0.398	0.532	0.162	0.369	0.527
n=14	RMS	57	50	45	57	49	44
故障7	相関係数	0.350	0.527	0.659	0.309	0.511	0.659
n=17	RMS	55	48	42	56	48	42
火災2	相関係数	0.527	0.620	0.680	0.507	0.618	0.682
n=31	RMS	40	37	34	41	37	34
火災5	相関係数	0.694	0.797	0.847	0.651	0.781	0.841
n=24	RMS	40	36	32	42	37	32
落下物1	相関係数	0.723	0.804	0.861	0.664	0.783	0.856
n=13	RMS	63	54	46	68	57	48
落下物2	相関係数	0.728	0.824	0.881	0.680	0.814	0.881
n=16	RMS	58	49	42	62	52	43
落下物4	相関係数	0.638	0.761	0.856	0.522	0.696	0.831
n=17	RMS	40	34	27	45	37	29

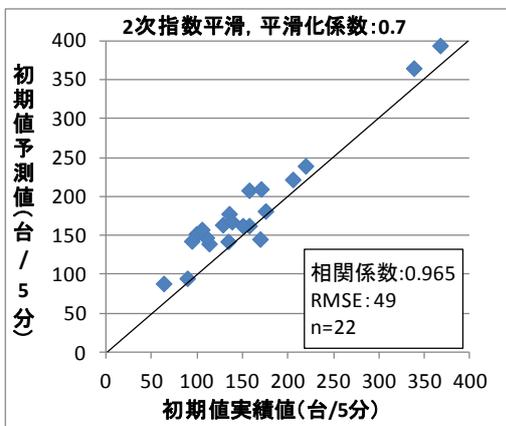


図-9 初期実績値と初期予測値の誤差

b) 障害時処理能力算定ケースの検証

指数平滑化法のパラメータの組み合わせは次数については2次, 3次を, 平滑化定数は0.3, 0.5, 0.7を用いる。検証結果は図-8, 図-9および表-6から誤差を確認すると, 平滑化の次数は2次, 3次ともに大差はない。また, ほとんどのケースで誤差は平滑化定数が大きくなると誤差が小さくなり, 0.7の時に最も小さくなっている。

c) まとめ

障害発生時, 障害継続時ともに, 直前の通過交通量が処理能力に相当するとし同様の手法を用いることとした。

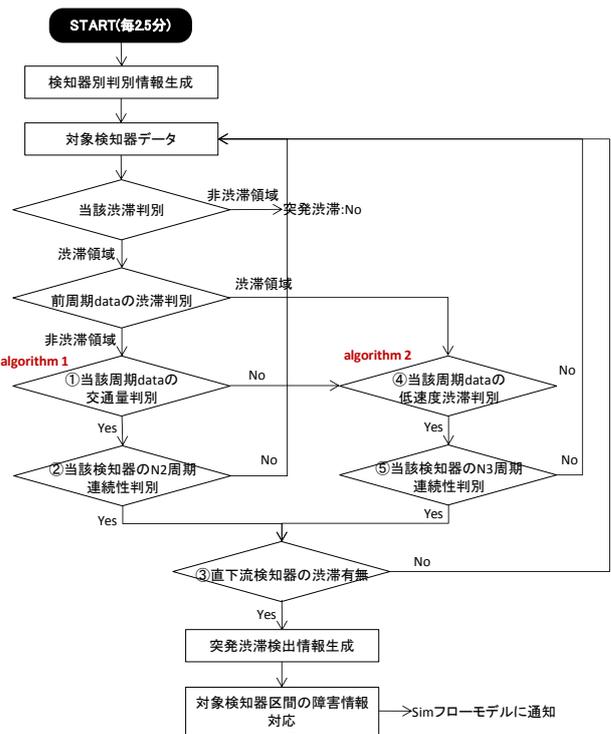


図-10 突発検出アルゴリズム

表-7 管制業務日誌と突発事象検出との時間差の定義

項目	説明
早期検出	渋滞発生日時(管制業務日誌)より突発事象検出システムが早く検出しているもの
遅延検出	渋滞発生日時(管制業務日誌)より突発事象検出システムが遅く検出しているもの
未検出	管制業務日誌には渋滞が記録されているが, 突発事象検出システムでは検出できなかったもの

表-8 アルゴリズム別突発事象件数

	アルゴリズム1	アルゴリズム2	未検出	総計
早期検出(件)	9	4	-	13
遅延検出(件)	4	0	-	4
未検出(件)	-	-	2	2
総計	13	4	2	19

表-6のケース毎に相関係数, RMSEを確認すると, 全般的平滑化係数を0.7とした場合の精度が高いといえる。二次平滑と三次平滑を比較すると, わずかな差であるが前者の方が相関係数, RMSEともに良好な値を示す傾向にある。この結果より, 直前の通過交通量を用いて二次指数平滑化法を適用し, 平滑化係数については0.7を用いることとする。

(4) 突発事象検出アルゴリズムの導入

a) 検討の概要

現行交通管制システムにおいて設定されている検知器データに基づく「突発事象検出アルゴリズム」を参考に, 2つのアルゴリズムを適用することとする(図-10)。

## b) 検証結果

突発事象検出アルゴリズムを2011/3/3～2011/3/8の期間で実際に処理を行い、検出の精度確認を行った。検証する時間帯は管制業務日誌に記録されている渋滞発生日時の前後30分の時間帯とする。管制業務日誌と突発事象検出との時間差の定義を表-7に示す。突発事象検出アルゴリズムを適用した結果、対象期間中に検出すべき突発事象19件のうち、68%に相当する13件が早期検出された(表-8)ことから、突発事象の早期検出が可能であり、障害時の処理能力設定フローへの移行キーとして活用することとした。

## 4. 所要時間予測精度向上の検証

### (1) 検証の枠組み

前章までの検討(表-9)をHEROINEに反映し、予測精度の検証を行う。ただし、KVパラメータの調整は検証作業の中で対応している。HEROINEによる所要時間予測精度に関する検証では、平成23年3月3日～8日の1週間を対象として、対象日の時間帯別ランプ間OD表を推定し、これを流入需要量として、障害データを反映して渋滞予測を行った。

予測の結果、現在所要時間情報を提供する路線単位区間を対象として、JDP所要時間に基づく追跡時刻和所要時間を真値と仮定し、現況の提供所要時間である同時時刻和所要時間と、シミュレーションによる予測所要時間を比較して検証することとする。

### (2) 所要時間予測値の時系列比較

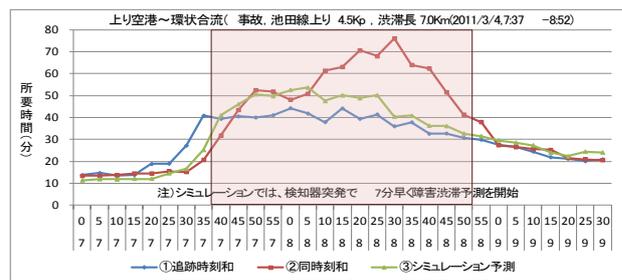
シミュレーション予測値及び追跡時刻和所要時間、同時時刻和所要時間を時系列で比較して眺めると、図-11のとおりである。シミュレーション予測値は、少なくとも障害渋滞継続時には追跡時刻和に概ね追従している。しかし、同時時刻和の所要時間よりは障害発生時に早く所要時間が増加する傾向にあるが、追跡時刻和と比較すると所要時間が増加するタイミングに時間遅れが発生している。

### (3) 所要時間予測値の精度検証

同時時刻和所要時間とシミュレーション予測値を、追跡時刻和と比較してプロットして相関を分析する。図-12を見ると、シミュレーション予測値の方が追跡時刻和所要時間との相関も高く、誤差も小さいことが明らかである。特に同時時刻和所要時間では過大予測となる傾向にあるが、追跡時刻和ではそのような傾向は見受けられない。また、シミュレーション予測値における過小推定も、同時時刻和所要時間よりも大幅に少ない。

表-9 HEROINEの課題と対応概要

sq	検討項目	検討概要	HEROINE の改良
1	時間帯別ランプ間遷移確率改定	時間帯別入口/出口/主要区間交通量を制約として1カ月間毎日の時間帯別ランプ間OD表を推定し、精度の向上を検証した。	時間帯別ランプ間OD表推定値から曜日/パターン別時間帯別遷移確率平均値を適用。
2	障害継続時間の分析	「障害日報」をもとに障害継続時間を分析し、障害経過時間別分類継続時間データテーブルを作成。	障害経過時間別分類継続時間データテーブルを反映した。
3	障害時処理能力の分析	直前数時間帯の5分間交通量を使用して指数平滑法を用いた障害継続時処理能力設定方法を分析した。	障害発生初期も含めて二次指数平滑法を適用可能とする。(平滑化係数: 0.7に改定)
4	検知器突発検出モデルによる早期の障害反映	検知器突発検出モデルを分析して、検出精度を検討した。	検証期間中障害渋滞: 19件中、10件の早期検出。
5	ランプ間遷移確率改定に伴うKVパラメータ調整	改良した時間帯別ランプ間OD表推定結果を使用して、KV式パラメータを調整。	改定したKV式パラメータを適用可能とした。



※図中のハッチングは事故継続時間を示す

図-11 所要時間予測値の時系列比較

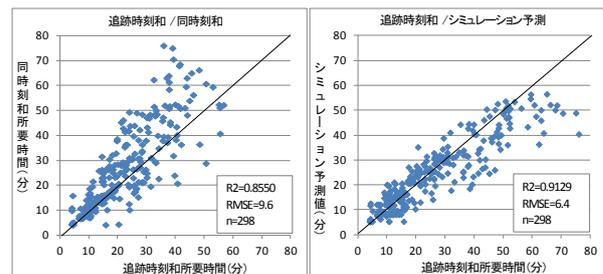
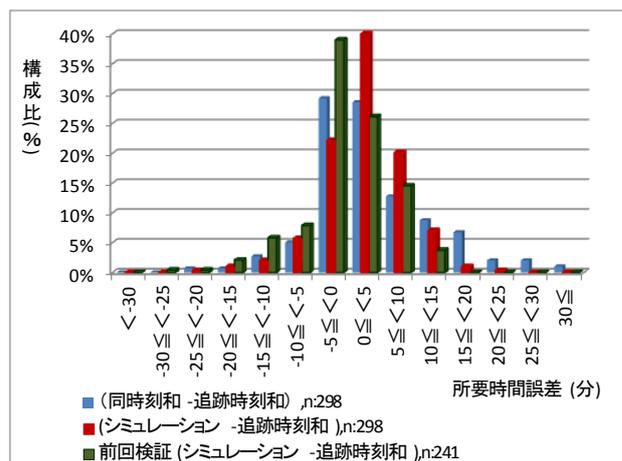


図-12 所要時間予測値の時系列比較



前回検証: 平成23年4月26日(火)～5月9日(月)間の検証

図-13 予測誤差分布の比較

### (4) 所要時間予測値の評価

シミュレーション予測値の誤差は、±シ以内: 62%, ±シ以内: 88%であり、同時時刻和のそれよりも小さい(図-13)。従前の検証結果と比べると、シミ

ュレーション予測誤差はほぼ同程度であるが、特に障害発生直後付近の過小予測が減少した。また、シミュレーション予測誤差は、同時刻和所要時間と比較すると、+15分以上の誤差の割合が小さい。

## 5. まとめと今後の課題

本検討では、交通障害時の所要時間精度向上に寄与すると考えられた各種課題について分析を行い、交通流シミュレーション「HEROINE」をオフライン上で「(1)ETC統計データに基づく時間帯別ランプ間OD表予測モデルの精度向上検討」、「(2)障害継続時間予測手法の検討」、「(3)障害時処理能力の設定方法の検討」、「(4)突発事象検出アルゴリズムの導入」を加味した改良を行い、毎5分で所要時間を予測した結果と実績値

(検知器速度に基づく検知器区間所要時間の追跡時刻和を真値と仮定)を比較することで検証、評価を行った。この結果、現行の同時刻和所要時間及びこれまでの予測値よりも高精度の所要時間提供が可能であることを確認した。今回はオフラインにおいて各種検証を行ったが、今後は交通流シミュレーション機能の改修を行い、オンライン上で長期の検証を通じた調整を行いながら、実際の情報提供の運用について検討を行うことが望まれる。

## 参考文献

- 1) 「交通流シミュレーションの活用と関連技術に関する調査研究業務」報告、平成 19~22 年度、阪神高速道路。

(2013.5.7 受付)

## IMPROVING PREDICTION ACCURACY BY TRAFFIC SIMULATOR-RELATED TECHNOLOGY DEVELOPMENTS USING VARIOUS (OR MULTIPLE) DATA

Takeshi HAGIHARA, Yukiko OZAWA, Masanao SHIMADA, Takehiko DAITO,  
Nobuhiro UNO, Fumitaka KURAUCHI and Masashi OKUSHIMA