

遠隔地への情報提供に向けた高速道路パーキングエリアの 車両混雑状況推定手法について

高田 裕之* (阪神高速先進技術研究所)

A State Estimation Method of Vehicle Congestion on Expressway Parking Area for Providing Information to Remote Sites
Hiroyuki Takada*, (Hanshin Expressway Research Institute for Advanced Technology)

With regard to congestion information of expressway parking areas, the provision at remote sites may lead to deterioration of service level caused by different status from that of arrival. In this paper, the estimation model which can suppress the inconsistency of remote site information and can be realized with relatively easy implementation is constructed, and model evaluations are performed using actual data of parking vehicles. As a result, statistically significant effects are observed.

キーワード：パーキングエリア，混雑情報，推定，
(Keywords, parking area, congestion information, estimation)

1. 概要

〈1・1〉パーキングエリアと混雑情報提供システム

高速道路沿いに設置されたパーキングエリア(以下PA)は、主に高速道路利用者による休憩を目的として運用されている。各PAは一定台数の車両が駐車できるよう整備されており、乗用車等の小型車とトラック等の大型車との2車種区分で駐車可能な場所を区別している場合が多い。利用者は空いた駐車スペースに車両を止め、PAに併設された各種設備を利用することも可能である。

PAによっては、駐車場が混雑し、新たに到着した利用者が想定していた利用に支障を生じる場合があるため、駐車場の車両混雑状況を判定するシステム(以下システムと称する)が導入されていることがある。システムでは駐車台数が何らかの装置により自動的に計測されるとともに、計測結果を元に混雑状況が算出され、PA外にある表示板への情報提供が行われる。

表示板は車両の混雑状況について「空車」「混雑」「満車」の3区分により表示を行うことが多い。また、「混雑」と「満車」の判定については、通常駐車スペースの半数以上となる一定割合が占有されている場合に適用される。

〈1・2〉技術的課題

前記のようなPAに関する設備とシステムの状況下で、あるPAの車両混雑状況に関する情報をそのPAから距離があるところで提供することを想定した場合、計測装置や通信、情報機器以外の観点から技術的な課題が生じる。

情報提供された場所から該当するPAを利用しようとす

る利用者は、当然ながらそのPAへの到着までに移動距離に応じて時間を要することになるが、その間に、提供した情報に変化が起きることも十分あり得る。一般的には、利用者に情報提供された時点がPAへの到着時点より早いほど、利用者にとっては有益になる反面、混雑状況が変化し提供情報に不整合を生じる可能性は高くなる。

さらに、一般道から利用可能な駐車場とは異なり、PAの場合は近隣に代替施設が存在しないことが多いため、提供情報の不整合は許容されにくい。

従って、他の道路交通情報を提供する場合⁽¹⁾と同様に、計測された時点での混雑状況をそのまま遠隔地の利用者へ示していたのでは情報提供として十分とは言えず、PAに到着する時点で想定される混雑状況を推定して提供する必要が生じる。ただし、混雑状況の推定は、前提条件にもよるが、通常容易ではない。

〈1・3〉過去の類似研究

PAあるいは高速道路上の休憩施設における車両の混雑状況に関する推定モデルを扱った研究は過去にも例がある。

一つには、駐車エリアの一部を計測することでエリア全体の駐車状況を推定するというものがある⁽²⁾。推定にはニューラルネットワークの手法を用いており、現地にも適用して良好な結果を得たと報告されている。ただし、推定は計測時点での駐車状況にとどまる。

他の例としては、重回帰分析により駐車率を予測するモデルを構築するものがある⁽³⁾。過去の駐車状況や高速道路上の交通量を説明変数とし、気候、曜日、時間帯の区分を

することで精度の良い予測が可能であったと報告されている。しかしながら、交通量や気象のデータを予測に利用すると、リアルタイムで信頼性の高い情報提供に対するシステム構築の負担が大きくなり、システム化は容易ではないと予想される。

2. 混雑状況を推定するモデル

(2.1) 推定モデル構築における前提

本稿における推定モデルは、将来的にシステムへ実装することを考慮し、使用するデータを現行のシステムが保持可能であるものに限定する。また、混雑状況の判定区分に対する適合性に配慮することで情報提供による利用者サービス水準を向上させることに加え、一定時間後のPAにおける混雑状況の推定情報をリアルタイムで提供できるものを推定モデルの目標とする。

なお、計測処理によるシステムの駐車台数判定については、外見上データの欠測が認められない限り誤りが無いものとし、計測処理による検出の性能に関しては考察の対象外とする。

(2.2) 混雑状況の特性

推定モデルの構築の準備として、混雑状況の特性を表す諸量を定義する。まず、観測対象となるある一定の時間領域について、開始時刻を0、終了時刻を1と定義した上でその時間領域内の時刻 t における車両の駐車率を次式で与える。

$$r(t) = \frac{n(t)}{N} \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 $n(t)$ は時刻 t における車両の駐車台数、 N は車両の駐車可能台数である。駐車率は通常0から1の間に値を取るが、駐車可能台数以上の車両が到着し、駐車待ちになる場合など、一時的に1を超えることはあり得るとする。

次に、上記の時間領域内における駐車率に関する統計的特性を表す変数を以下のように導入する。

$$\mu(t) = \frac{a}{1+b(t-c)^2} \dots\dots\dots (2)$$

$$\sigma^+(t) = \frac{u^+}{1+v^+(t-w^+)^2} \dots\dots\dots (3)$$

$$\sigma^-(t) = \frac{u^-}{1+v^-(t-w^-)^2} \dots\dots\dots (4)$$

$$\tau(t) = x+y(t-z)^2 \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 $\mu(t)$ 、 $\sigma^+(t)$ 、 $\sigma^-(t)$ 、 $\tau(t)$ はそれぞれ時刻 t における駐車率の平均、駐車率平均からの拡散度合いの平均（上方、下方）、駐車率平均への到達時間の平均を表す。また、式(2)から式(5)の右辺にある各係数は利用するデータとの適合性に依りて定める。

(2.3) 推定モデルの定式化

一定時間後の駐車率を推定するモデルは式(2)から式(5)にて導入された変数を用いて構築する。

まず、駐車率が時間の経過とともに平均駐車率へ収束すると仮定し、推定式を構成する。時刻 t を起点とする一定時間後の時刻 $t+\Delta t$ における駐車率の推定値を $r^*(t+\Delta t)$ とし、推定式を以下で与える。

$$r^*(t+\Delta t) = e^{-\frac{\alpha}{\tau(t)}} [r(t) - \mu(t)] + \mu(t+\Delta t) \dots\dots\dots (6)$$

式(6)における α はデータとの適合性によって定められる正の定数とする。

上記のモデルを適用し駐車率を推定することも可能ではあるが、混雑状況の判定に適したものではない。平均駐車率に収束する機構を組み込んだ推定モデルの性質に対して、特に「満車」の表示における駐車率の設定が平均駐車率への収束に相反するものであることが「満車」表示への適合性を阻害する要因となるからである。

推定モデルを混雑状況の判定に適したものにするために式(6)に補正を加える。時刻 $t+\Delta t$ における補正後の推定値 $r^+(t+\Delta t)$ を以下で与える。

$$r^+(t+\Delta t) = r^*(t+\Delta t) + \sqrt{p e^{-\frac{2\alpha}{\tau(t)}} [r(t) - \mu(t)]^2 + q \left[\frac{2\sigma^+(t+\Delta t)\sigma^-(t+\Delta t)}{\sigma^+(t+\Delta t) + \sigma^-(t+\Delta t)} \right]^2} \cdot f(r^*(t+\Delta t) - r(t)) g(\mu(t), \sigma^+(t), \sigma^-(t), \tau(t)) \dots\dots\dots (7)$$

式(7)において、補正値は、 p 、 q を係数として、時刻 t における駐車率 $r(t)$ 及び式(2)から式(5)で定義された特性変数で表される項を構成要素とする。補正後の推定値は、この値に補正が必要となる条件を示す係数関数 f 、 g が付加される形となる。

3. 実測データによるモデルの評価

(3.1) 評価対象と利用データ

推定モデルの評価は、実測データを利用して行う。本稿では阪神高速道路の南芦屋浜PA（図1）を対象とした。このPAは阪神高速道路湾岸線を大阪から神戸方面に向かう途中に位置し、駐車可能な車両台数は、小型車用が13台、大型車用が6台となっている。PA内の駐車場以外の設備としては、トイレと簡単な休憩所、数台の自動販売機がある程度で、レストラン等の店舗はなく、比較的短時間の滞在を見込んだ造りとなっている。



図1 南芦屋浜PA（イメージ）

Fig. 1. Minamiashiyahama parking area. (image)

また、システムについては、画像処理方式により自動的に駐車判定が行われるものが設置されている。画像処理により計測された駐車台数を元に駐車率が算出され、上記小型車、大型車の種別毎に「空車」「混雑」「満車」の3区分による情報が1分単位で出力される。

システムは駐車車両の混雑状況に関する情報提供に加え、

データの蓄積を行う。本稿では2019年12月から2020年3月までの4か月分の蓄積データを採取し、評価の対象とした。

データには1分単位で小型車及び大型車の駐車率と混雑状況判定結果が記録されている。データ内では判定結果が前述の3区分の他に「消灯」と記録されていたものがあり、その時刻の駐車率については欠測扱いとした上で、評価対象から除外している。このため、評価対象数は対象期間の分数よりも少なくなっている。

なお、以降では、簡単のため10分後の推定値に限定し評価を行う。

〈3・2〉 推定モデルの適用

推定モデルは小型車、大型車それぞれについて個別に適用する。推定モデルを実測データに適用するには、データの採取に加え、式(2)から式(7)において定義した係数及び係数関数を確定する必要がある。

まず、式(2)から式(5)の右辺における各係数については、2019年12月に計測された駐車率を元に算出した個別の値からなるデータに対し、各変数の残差平方和が最小となるように決定したところ、表1のような結果が得られた。時間に関しては0時を起点とし、24時間を1としている。

同表の係数から、小型車、大型車ともに、 $\sigma^+(t)$ と $\sigma(t)$ により表される上下方向の拡散度合いが対称形にはならないことが確認できる。また、得られた係数に基づく駐車率平均への到達は平均で概ね1〜2時間程度となり、式(6)に対する仮定には反しないと考えられる。一方で、小型車と大型車では係数の違いにより特性上の差が現われている。

表1 特性変数に関する係数
Table 1. Coefficients for characteristic variables.

小型車	<i>a</i>	0.567	<i>b</i>	14.5	<i>c</i>	0.523
	<i>u</i> ⁺	0.199	<i>v</i> ⁺	3.57	<i>w</i> ⁺	0.426
	<i>u</i> ⁻	0.176	<i>v</i> ⁻	4.98	<i>w</i> ⁻	0.499
	<i>x</i>	0.0200	<i>y</i>	0.124	<i>z</i>	0.620
大型車	<i>a</i>	0.644	<i>b</i>	4.24	<i>c</i>	0.393
	<i>u</i> ⁺	0.189	<i>v</i> ⁺	0.191	<i>w</i> ⁺	0.991
	<i>u</i> ⁻	0.244	<i>v</i> ⁻	2.34	<i>w</i> ⁻	0.403
	<i>x</i>	0.0535	<i>y</i>	0.183	<i>z</i>	0.580

次に、式(6)における *a* を小型車、大型車それぞれに対して定める。2019年12月のデータを用いて、 $r^*(t+\Delta t)$ に対する $r^*(t+\Delta t)$ の残差平方和が最小となるように調整することで、*a* の値は一意に決定することが可能である。適用の結果として、小型車については 9.33×10^{-3} 、大型車については 1.67×10^{-2} の値が得られた。ここで、 Δt は 6.94×10^{-3} (10分) とした。

最後に、式(7)における係数 *p*、*q* 並びに係数関数 *f*、*g* を定める必要がある。これらに関しては、後述する評価結果に照らして調整の上確定した。係数 *p*、*q* については、小型車に対して $p=0.31$ 、 $q=2.07$ 、大型車に対して $p=0.35$ 、 $q=1.64$ とした。また、係数関数 *f*、*g* については、以下に示すように小型車に対して式(8)、式(9)、大型車に対して式(10)、式(11)によるものとした。

$$\begin{aligned}
 & f(r^*(t+\Delta t)-r(t)) \\
 & = \begin{cases} 0.194, & r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -0.183 \\ 0.564, & -0.183 < r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -0.162 \\ 0.804, & -0.162 < r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -0.077 \dots \dots \dots (8) \\ 1, & -0.077 < r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq 0.035 \\ 0.742, & 0.035 < r^*(t+\Delta t)-r(t) \end{cases} \\
 & g(\mu(t), \sigma^+(t), \sigma^-(t), \tau(t)) \\
 & = \begin{cases} 1, & \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 0.82 \times 10^{-2} \\ 0.851, & 0.82 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 1.22 \times 10^{-2} \\ 0.784, & 1.22 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 1.91 \times 10^{-2} (9) \\ 0.565, & 1.91 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 2.79 \times 10^{-2} \\ 0, & 2.79 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} \end{cases} \\
 & f(r^*(t+\Delta t)-r(t)) \\
 & = \begin{cases} 0.395, & r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -5.79 \times 10^{-2} \\ 0.742, & -5.79 \times 10^{-2} < r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -5.62 \times 10^{-2} \\ 1, & -5.62 \times 10^{-2} < r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -4.45 \times 10^{-2} (10) \\ 0.708, & -4.45 \times 10^{-2} < r^*(t+\Delta t)-r(t) \leq -2.11 \times 10^{-2} \\ 0.576, & -2.11 \times 10^{-2} < r^*(t+\Delta t)-r(t) \end{cases} \\
 & g(\mu(t), \sigma^+(t), \sigma^-(t), \tau(t)) \\
 & = \begin{cases} 1, & \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 1.38 \times 10^{-2} \\ 0.556, & 1.38 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 1.75 \times 10^{-2} \\ 0.399, & 1.75 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 2.25 \times 10^{-2} (11) \\ 0.353, & 2.25 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} < 4.44 \times 10^{-2} \\ 0, & 4.44 \times 10^{-2} \leq \frac{2\{\sigma^+(t)\}^2 \tau(t)}{\mu(t)\{\sigma^+(t)+\sigma^-(t)\}} \end{cases}
 \end{aligned}$$

式(8)から式(11)は、 Δt を 6.94×10^{-3} (10分) とした場合への適用を想定したものである。また、混雑状況の判定区分が高い駐車率で細分化されていることに対応し、式(9)及び式(11)における判定条件では $\sigma^+(t)$ と $\sigma(t)$ が非対称的に現われるとともに、式(8)から式(11)において得られる係数は0または正の値となった。

〈3・3〉 評価の方法

推定モデルの評価は、遠隔地への情報提供によるサービス水準に対する影響を考慮し、計測時点(システムの計測結果に基づく駐車率算出の対象となった時点)の混雑状況判定結果とその10分後の判定結果との整合性の観点で行う。判定結果に関しては、前述の「空車」「混雑」「満車」の3区分とし、各時点の駐車率と予め設定された基準となる判定値との比較により決定される方式とする。

計測時点での判定については、前記の推定モデルを含めた3種類の方法を用い、各方法の比較を行う。3種類の方法については、①原型(計測時点でシステムから得られた駐車率をそのまま利用し、判定方式を変更しない方法)、

②判定値変更（計測時点でシステムから得られた駐車率をそのまま利用し，推定用に基準と異なる判定値を適用する方法），③推定モデル（前記のとおり定式化し，係数等を定めた推定モデルを適用した結果得られる駐車率を利用し，判定方式は変更しない方法）とする。10分後の判定には10分後にシステムから得られた駐車率と基準となる判定値を用いる。

各方法に対して，計測時点での判定結果と10分後の判定結果との組合せで9種類の評価区分ができるので，それらを発生頻度で表した上で，ROC（受信者動作特性）⁴⁾の手法に基づく評価値を導出し，判定結果を正規化する。

本来のROCは2値判定に適用されるが，混雑状況については計測時点の判定結果に対して3種類の区分ができる。ただし，判定が一致したか否かでは2種類とも言える。本稿ではROCの手法を拡張して利用することとした。

評価値（以下 score と称する）は，計測時点の判定結果毎に，10分後の判定結果と一致した場合にはTPRへ算入するとともに，2種類生じる不一致の場合には別々のFPR（FPR1，FPR2とする）へ算入した上で，scoreをユークリッド空間上の距離と見なし，以下の定義で与えるものとする。

$$(score) = \sqrt{[1 - (TPR)]^2 + (FPR1)^2 + (FPR2)^2} \dots\dots\dots(12)$$

この定義から，評価対象となる判定結果数の大小に関わらず，得られたscoreが低いほど判定結果の整合性が高いという関係が一律に得られる。各推定方法に3種類の判定結果があるので，式(12)により拡張したROCを適用すると3個のscoreが得られる。

推定方法間の比較にはscoreを用いて分散分析⁶⁾を適用する。3種類のうち2種類を選定することで方法間における有意差が統計的に判別できるので，適切な組合せで実行する。

〈3・4〉 評価結果

(1) 推定モデル確定期間での評価 実際の評価に関しては，最初に2019年12月のデータを用いて行う。これは推定モデルの確定に用いたデータと同一のデータによる評価となる。

表2に，小型車に関して前記の3種類の手法から得られた混雑状況の判定結果とそれらに対するROCの適用結果を示す。同表において，計測時点の判定結果に対するTPR，FPR1，FPR2は同一の行にあるものが該当する。FPR1は10分後の判定結果と不一致となる計測時点の判定結果のうち表内で左側に対するもの，FPR2は右側に対するものである。また，基準となる判定値に関しては，駐車率0.7未満を「空車」，0.7以上0.9未満を「混雑」，駐車率0.9以上を「満車」としている。これに対し，判定値変更は原型の0.7を0.4，0.9を0.7にそれぞれ置き換えたものとなる。変更後の判定値に関しては，可能な判定値の組合せから，scoreが最小となるものを選定した。

10分後の判定結果を見ると，判定全体の約93%は「空

車」であり，混雑状況の判定区分に対する割合の差が大きい。原型での判定不一致の割合は全体の8%程度，「空車」「満車」間の不一致は全体の1%程度となっており，対応するscoreはいずれも0.7前後である。判定値変更により「空車」に対する判定頻度が減少しscoreが大きく低下する一方で，他の判定については頻度が全体的に増加するが，TPRの増加が相対的に大きくscoreは低下した。推定モデルの場合は，原型からの頻度の変化は比較的小さいが，判定の一致が判定値変更時よりも全体として増加しており，scoreはいずれの判定区分においても判定値変更時より低下した。

表2 混雑状況判定結果とROCの適用結果（小型車）

Table 2. Results of state estimation and ROC adaptation. (small vehicles)

判定種別	10分後			ROC				
	空車	混雑	満車	TPR	FPR1	FPR2	score	
計測時 原型	空車	39925	1304	253	0.962	0.550	0.368	0.663
	混雑	1336	770	264	0.325	0.032	0.384	0.777
	満車	221	296	171	0.249	0.005	0.125	0.762
計測時 判定値	空車	30390	132	20	0.733	0.056	0.029	0.275
	混雑	9535	1172	233	0.495	0.230	0.339	0.650
	満車	1557	1066	435	0.632	0.038	0.450	0.582
計測時 推定	空車	34220	295	67	0.825	0.124	0.097	0.236
	混雑	6291	1238	243	0.522	0.152	0.353	0.613
	満車	971	837	378	0.549	0.023	0.353	0.573

表2により得られた各推定方法における3個のscoreを2種類の推定方法間で比較した場合の2元分散分析による結果を表3に示す。推定方法の比較は，原型と判定値変更，原型と推定モデル，判定値変更と推定モデルの3種類とした。表3において，「方法」は推定方法による要因，「区分」は混雑状況の判定区分による要因に対応する。

有意水準を10%としたときの推定方法に対応するF分布の値は $F_{0.1}(1,2)=8.53$ であるので，原型と判定値変更間では全ての判定区分でscoreの低下は見られたものの有意差が無いことになる。一方，推定モデルのscoreに関しては，原型からの変化，判定値変更時からの変化のいずれの場合においても全判定区分でのscoreの低下に加え，有意差が有るとの結果になった。

表3 ROC scoreによる分散分析結果（小型車）

Table 3. Results of analysis of variance by ROC score. (small vehicles)

比較対象	要因	2乗和	自由度	平均	F比
原型・ 判定値	方法	0.08040	1	0.08040	8.42
	区分	0.06873	2	0.03437	3.60
	誤差	0.01910	2	0.00955	
	合計	0.16823	5		
原型・ 推定	方法	0.10138	1	0.10138	9.62
	区分	0.07248	2	0.03624	3.44
	誤差	0.02108	2	0.01054	
	合計	0.19494	5		
判定値 推定	方法	0.00121	1	0.00121	8.73
	区分	0.16572	2	0.08286	595.86
	誤差	0.00028	2	0.00014	
	合計	0.16721	5		

同様に2019年12月のデータを用いた場合の大型車に関する混雑状況の判定結果とROCの適用結果を表4に示す。

表の構成は小型車の場合と同じである。判定値については、基準となるものは小型車と同一であるが、変更時は原型の0.7を0.6に置き換え、0.9はそのままとする組合せがscoreを最小とするものであった。

表4 混雑状況判定結果とROCの適用結果（大型車）
Table 4. Results of state estimation and ROC adaptation.
(large vehicles)

判定種別	10分後			ROC				
	空車	混雑	満車	TPR	FPR1	FPR2	score	
計測時 原型	空車	33559	2335	313	0.927	0.374	0.150	0.409
	混雑	2304	3231	710	0.517	0.064	0.340	0.594
	満車	344	679	1065	0.510	0.010	0.109	0.502
計測時 判定値	空車	26730	605	43	0.738	0.097	0.021	0.280
	混雑	9133	4961	980	0.794	0.252	0.469	0.571
	満車	344	679	1065	0.510	0.010	0.109	0.502
計測時 推定	空車	28678	862	90	0.792	0.138	0.043	0.253
	混雑	6714	4077	719	0.653	0.185	0.344	0.523
	満車	815	1306	1279	0.613	0.023	0.209	0.441

大型車の場合、10分後の判定結果から、「空車」の割合は約81%となり、小型車に比べ混雑が起りやすい傾向がある。原型での判定不一致の割合は全体の15%程度、「空車」「満車」間の不一致は全体の1.5%程度と小型車に比べてやや大きくなっている。駐車可能台数が小型車の半分程度であることによる影響が考えられる。一方で、scoreに関してはTPR及びFPRの関係から0.5前後と小型車よりも全体的に低い値となっている。大型車では判定値変更の余地が少ないことも影響し、「空車」でのscoreは低下したものの、「混雑」ではあまり変化がなく、「満車」では判定値を変更していないため変化がない。推定モデルにおいては、判定値変更時に比べ、「満車」の頻度がさらに増加しつつも判定の一致が全体で若干増加したことにより、全判定区分でscoreの低下が見られた。

小型車の場合と同様に、表4により得られた各推定方法における3個のscoreを2種類の推定方法間で比較した場合の分散分析結果を表5に示す。推定方法の比較及び表の構成は表3と同様である。

表5 ROC scoreによる分散分析結果（大型車）
Table 5. Results of analysis of variance by ROC score.
(large vehicles)

比較対象	要因	2乗和	自由度	平均	F比
原型・判定値	方法	0.00386	1	0.00386	1.61
	区分	0.05853	2	0.02927	12.23
	誤差	0.00479	2	0.00240	
	合計	0.06718	5		
原型・推定	方法	0.01383	1	0.01383	10.12
	区分	0.05248	2	0.02624	19.20
	誤差	0.00273	2	0.00137	
	合計	0.06905	5		
判定値・推定	方法	0.00308	1	0.00308	20.23
	区分	0.08423	2	0.04212	277.02
	誤差	0.00030	2	0.00015	
	合計	0.08761	5		

大型車の場合においても、有意水準を10%としたときの推定方法に対応するF分布の値は $F_{0.1}(1,2)=8.53$ であるので、原型と判定値変更間では全ての判定区分でscoreの上昇は見られなかったものの有意差が無いことになる。一方、推

定モデルのscoreに関しては、原型からの変化、判定値変更時からの変化のいずれの場合においても全判定区分でのscoreの低下に加え、有意差が有るとの結果になった。

以上が2019年12月のデータを用いた場合の評価結果となる。一定時間後の混雑状況を現時点の駐車率で判定することに對し、何らかの推定を適用することで提供情報の整合性を向上させる可能性がデータから確認できた。判定値の変更を推定的機能として利用すると、scoreは抑制されるが、統計的な有意差が現われるまでには至らなかった。一方、推定モデル適用時は、いずれの車種についてもscoreの抑制と統計的な有意差の両方が確認できた。適用したデータで見る限り、判定値変更よりも推定モデル適用の方が混雑状況の推定に関して優位性があると考えられる。

(2) 延長期間での評価 本稿における推定モデルでは、推定式に示されるように、計測時点の駐車率以外には推定値が個別のデータに依存せず、蓄積データを統計的に処理した結果から定めた係数及び関数を用いるだけであるため、推定に用いるデータが蓄積データと重複していたとしても、評価自体への影響は微小であると考えられる。しかしながら、システムへ実装した場合には、係数等を定めた後に発生する別の観測データを用いて推定を行うため、その状況に対応する評価も必要である。

延長期間における推定モデルの検証として以下にその結果を示す。推定に必要な係数及び関数は全て2019年12月のデータから得られた提示済みのものと同一とし、推定に2020年1月から2020年3月のデータを用いて各月ごとに集計した。各月のデータにおいて欠測扱いのデータは除去済である。

小型車に対する延長期間各月のROC適用結果は表6に示すものとなった。判定値変更については2019年12月の場合と同一の判定値を用いている。いずれの月のいずれの判定区分においても、scoreは原型よりも判定値変更、判定値変更よりも推定モデルの方が低下するという結果が得られた。

表6 延長期間に対するROCの適用結果（小型車）
Table 6. Results of ROC adaptation for extended period.
(small vehicles)

		ROC score		
		空車	混雑	満車
1月	原型	0.609	0.744	0.755
	判定値	0.225	0.662	0.610
	推定	0.188	0.652	0.598
2月	原型	0.592	0.735	0.711
	判定値	0.239	0.648	0.594
	推定	0.205	0.618	0.564
3月	原型	0.641	0.783	0.783
	判定値	0.250	0.653	0.586
	推定	0.215	0.647	0.571

推定方法間の比較に関しては、2種類の推定方法を選定し、対応する3か月分のscoreに3元配置の分散分析を適用した。結果を表7に示す。表中の「期間」は月の違いによる要因を表す。

表7 延長期間に対する分散分析結果（小型車）
Table 7. Results of analysis of variance for extended period.
(small vehicles)

比較対象	要因	2乗和	自由度	平均	F比
原型 判定値	方法	0.19707	1	0.19707	1573.26
	区分	0.27874	2	0.13937	1112.62
	期間	0.00263	2	0.00132	10.49
	方法/区分	0.06432	2	0.03216	256.73
	区分/期間	0.00052	4	0.00013	1.03
	期間/方法	0.00222	2	0.00111	8.86
	誤差	0.00050	4	0.00013	
合計	0.54600	17			
判定値 推定	方法	0.00245	1	0.00245	89.79
	区分	0.64004	2	0.32002	11705.34
	期間	0.00042	2	0.00021	7.75
	方法/区分	0.00036	2	0.00018	6.63
	区分/期間	0.00169	4	0.00042	15.42
	期間/方法	0.00015	2	0.00008	2.78
	誤差	0.00011	4	0.00003	
合計	0.64522	17			

表7において、有意水準を1%とすると、方法に対するF分布の値は $F_{0.01}(1,4)=21.2$ であるから、原型と判定値変更、判定値変更と推定モデルいずれの2方法間においても有意差があるとの結果が得られる。また、 $F_{0.01}(2,4)=18.0$ であるから、小型車に関しては期間に対する有意差は見られない結果となる。

同様に、大型車に対して延長期間各月にROCを適用した結果を表8に示す。判定値変更時は2019年12月の場合と同一の判定値を用いている。scoreは小型車の場合と同様に、月、判定区分によらず、原型よりも判定値変更、判定値変更よりも推定モデルの方が低下するという結果が得られた。

表8 延長期間に対するROCの適用結果（大型車）
Table 8. Results of ROC adaptation for extended period.
(large vehicles)

		ROC score		
		空車	混雑	満車
1月	原型	0.393	0.589	0.440
	判定値	0.249	0.511	0.440
	推定	0.232	0.486	0.393
2月	原型	0.454	0.624	0.523
	判定値	0.292	0.578	0.523
	推定	0.271	0.560	0.489
3月	原型	0.424	0.603	0.527
	判定値	0.325	0.598	0.527
	推定	0.290	0.554	0.498

小型車の場合と同様に、推定方法間の比較に関しては、2種類の推定方法を選定し、対応する3か月分のscoreに3元配置の分散分析を適用した。結果を表9に示す。

表9において、有意水準を1%とすると、方法に対するF分布の値は $F_{0.01}(1,4)=21.2$ であるから、原型と判定値変更、判定値変更と推定モデルのいずれの2方法間においても有意差があるとの結果が得られる。また、 $F_{0.01}(2,4)=18.0$ であるから、大型車に関しては期間に対する有意差があるという結果となった。

いずれの車種の場合においても、延長期間を最初の1か月間に続く3か月間とした場合、判定値変更による方法に関しては、原型に比べてscoreが低下するだけでなく、低下に対する有意差が見られた。一方、推定モデル適用に関しては、車種を問わず、全てのscoreが判定値変更の場合

よりもさらに低下し、低下に有意差があるという結果となった。観測データの変化に対して推定モデルが優位性を失うことなく機能したと言える。

表9 延長期間に対する分散分析結果（大型車）
Table 9. Results of analysis of variance for extended period.
(large vehicles)

比較対象	要因	2乗和	自由度	平均	F比
原型 判定値	方法	0.01580	1	0.01580	63.23
	区分	0.15858	2	0.07929	317.32
	期間	0.01581	2	0.00791	31.63
	方法/区分	0.01433	2	0.00717	28.67
	区分/期間	0.00095	4	0.00024	0.95
	期間/方法	0.00138	2	0.00069	2.75
	誤差	0.00100	4	0.00025	
合計	0.20785	17			
判定値 推定	方法	0.00406	1	0.00406	61.61
	区分	0.23876	2	0.11938	1810.35
	期間	0.02218	2	0.01109	168.15
	方法/区分	0.00012	2	0.00006	0.90
	区分/期間	0.00123	4	0.00031	4.64
	期間/方法	0.00011	2	0.00006	0.83
	誤差	0.00026	4	0.00007	
合計	0.26672	17			

4. まとめ

本稿では高速道路上のPAに関し、駐車車両の混雑状況を遠隔地に情報提供するために必要とされる推定手法について考察の上、観測データを利用した適合性評価を行った。

駐車可能台数や混雑状況に関する特性が異なる2車種に対し一定時間後の混雑状況を推定するモデルを同様の方法で構築した結果、混雑状況の整合性に関する評価を有意に向上させることができた。さらに、一度構築したモデルは、長期に渡り変更せずに利用しても混雑状況の推定における適合性を有意に向上させる可能性があることが示された。また、推定に用いたデータは過去の限定された期間における混雑状況履歴情報だけであるため、計測装置の追加や他システムとの接続によるデータ取得が不要であり、システム化も比較的容易である。

今後の展開としては、より長期的かつ広範な運用に対応できるようにシステム及び推定モデルの見直しについて検討し、有用性を確認した上で、実運用への導入を進めるといった方向性が考えられる。

文 献

- (1) 「高速道路における情報提供のあり方」、電気学会技術報告、第1004号(2005-2)
- (2) K. Ueda, I. Horiba, K. Ikegaya, and H. Onodera: "An Estimation Method of the Parking Condition Using a Neural Network Model", 情報処理学会論文誌, Vol.35, No.2 pp.281-289 (1994)
- (3) A. Fujii, N. Uno, T. Nakamura, and K. Yamamoto: "A Development of Prediction Model of Parking Congestion at Expressway Rest Area", 交通工学論文集, Vol.1, No.2 pp.A_197-A_206 (2015)
- (4) 森村英典・牧野都治・真壁肇・杉山高一: 「統計・OR活用事典」, 東京書籍 (1984)
- (5) 白旗慎吾: 「統計解析入門」, 共立出版(1992)