

幹線鉄道の臨時列車運行計画策定支援システムの開発

松本 涼佑* 奥田 大樹* 深澤 紀子*

Developing a System Supporting Extra Train Planning for Long-Distance Rail Services

Ryosuke MATSUMOTO Daiki OKUDA Noriko FUKASAWA

To provide efficient transport services, a plan for the daily operation of extra trains must be established based on accurate daily/hourly predictions of passenger demand fluctuation. Therefore, we constructed a method to forecast the daily/half-hourly demand fluctuation on a certain day in the future. Then, we developed an extra train operation planning system which implements the forecasting method. The system can estimate the load factor of all trains between stations on the planning schedule and suggest an optimal extra train operation plan. We have confirmed that the system can estimate the load factor with high accuracy.

キーワード：独立成分分析，時系列分析，需要波動，需要予測，輸送計画，幹線鉄道

1. はじめに

鉄道の輸送計画の大枠は、年に一度のダイヤ改正時に作成する基本計画によって決定される。基本計画とは、定期列車や運行日未定の予定臨時列車（いわゆる影スジ）を定めた計画である。現在の輸送計画の下で、より安定的かつ効率的な鉄道輸送を実現するには、日々刻々と変化する旅客の日・時間帯別の需要波動を、過去のデータに基づいて精度良く予測し、的確に予定臨時列車を運行することが必要である。しかし、鉄道旅客には様々な属性や移動目的を持った人々が存在するため鉄道需要は常に一定ではなく、経済動向、社会情勢、暦配列、沿線の大規模イベントといった様々な要因の影響を受けて変動する。このため既存の手法では予測することは難しい。そこで、音声解析や画像認識分野で適用が進んでいる、多次元信号の解析手法である独立成分分析（ICA: independent component analysis）^{例えは¹⁾}を適用した、日ごとの需要波動の予測モデルを構築した^{2) 3)}。さらに、本モデルを実装した臨時列車計画策定支援システムを開発し、将来の各日における列車単位の乗車率予測結果に基づく、より精度の高い予定臨時列車の運行計画策定を可能とした³⁾。本稿では、構築した需要予測モデルの概論と精度検証結果、および開発したシステムによる乗車率予測の精度検証結果について述べる。

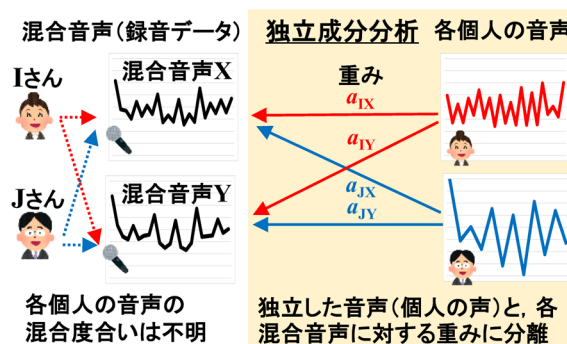


図1 独立成分分析のイメージ

複数の独立した波動に分離する手法である。例えば、図1のように2人の声が混ざり合った混合音声の録音データがある場合、この音声に独立成分分析を適用することで、各個人の独立した声と、各混合音声における各個人の声の混ざり具合を表す重みに分離することができる。

ある n 個の互いに独立した原信号 $s(t)$ と、これらが混ざり合った m 個の混合信号 $x(t)$ があり、 $s(t)$ と $x(t)$ との間に、式 (1) に示す関係性が成り立つとする。

$$\begin{pmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{im} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1(t) \\ \vdots \\ s_j(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

A は重み行列 ($m \times n$, $m \geq n$) であり、その要素 a_{ij} は、原信号 s_i の混合信号 x_j への寄与率を表す。独立成分分析は、 $x(t)$ から $y(t)=Wx(t)$ で表される復元信号 $y(t)$ の成分が、互いに統計的に独立となるように、任意の復元行列 W を推計する手法である。 W の一般化逆行列を

2. 日ごとの需要波動予測モデル

2.1 独立成分分析の概要

独立成分分析は、複数の未知の波動が混合した波動を

* 信号・情報技術研究部 交通計画研究室

W^{-1} とすれば $W^{-1}A$ ($w_{ij}=a_{ij}$) が理想的な推計結果であり、この場合は式 (2) から $y(t)=s(t)$ となる。

$$Ay(t) = AWx(t) = AA^{-1}x(t) = x(t) = As(t) \quad (2)$$

ただし、 $y(t)$ の成分の順番を入れ替えても独立性は保たれ、各成分の大きさも独立性には影響しないことから、 $WA = PD$ (P は各列と各行に一つだけ 1 を持つ $n \times n$ の行列、 D は $n \times n$ の対角行列) とすれば良いものとする。

2.2 原系列の成分分解

モデル構築に用いる輸送実績データには、社会情勢や経済情勢等による、緩やかかつ単調な需要変動や、季節などの影響による周期的な需要変動などが含まれている。そこで予測モデルの精度向上を目的として、はじめに輸送実績データより作成された需要波動から長期的かつ単調な変動を表すトレンド成分と、一定期間ごとに繰り返される変動を表す周期成分を取り除き、その後、独立成分分析を適用した後で、再度、最終的な需要波動予測値の推計時に、予測時点におけるトレンド成分と周期成分を加味することとした。

成分分解処理には、時系列データを上記のトレンド成分、周期成分、および原系列からそれら 2 つの成分を差し引いた不規則成分に分解することのできる STL アルゴリズム⁴⁾を用いる。また、トレンド成分については、緩やかかつ単調な変動であることを考慮して、式 (3) に示すような、簡易的なトレンド成分予測モデルを構築することとした。そして周期成分については、一定周期で繰り返される変動であることから、将来に渡っても一定

であると仮定し、そのまま当てはめることとした。

$$T_1 = T_0 + v \times l \quad (3)$$

T_1 ：第 1 期におけるトレンド成分

v ：パラメータ

T_0 ：成分分析時のトレンド成分（起点）

2.3 独立成分分析の適用

日ごとの需要波動の予測モデルの構築手順を以下に示す。なお、輸送実績データに基づく m 日間の日ごとの旅客需要の波動を混合信号 $x(t)$ 、 n 個の固有需要波動を原信号 $s(t)$ 、そして寄与率 a_{ij} を要素とした行列を重み行列 A とし、これらの間には $x(t)=As(t)$ の線形関係が成り立つことを前提としている。

- ① m 日間の日ごとの需要波動 $x(t)$ に独立成分分析を適用して、復元信号 $y(t)$ と復元行列 W を推計する。
- ② $W^{-1}A$ が成り立つとして、 W^{-1} を復元重み行列とする。そして、その要素 \hat{a}_{ij} を目的変数、需要波動の変動要因を説明変数とした、重み予測モデルを式 (4) のとおり構築する。また、 $W^{-1}A$ なら $y(t)=s(t)$ となるため、 $y_j(t)$ は固有需要波動 $s_j(t)$ を復元したものと見なす。

$$\hat{a}_{ij} = C_j + \sum_k \mu_{jk} v_{ijk} \quad (4)$$

\hat{a}_{ij} ：第 i 日の需要波動 $x_i(t)$ に対する固有需要波動 $s_j(t)$ の寄与率 a_{ij} の復元値 (W^{-1} の要素)

v_{ijk} ： k 番目の説明変数（需要変動要因）

μ_{jk} ： k 番目の説明変数のパラメータ

C_j ：定数項

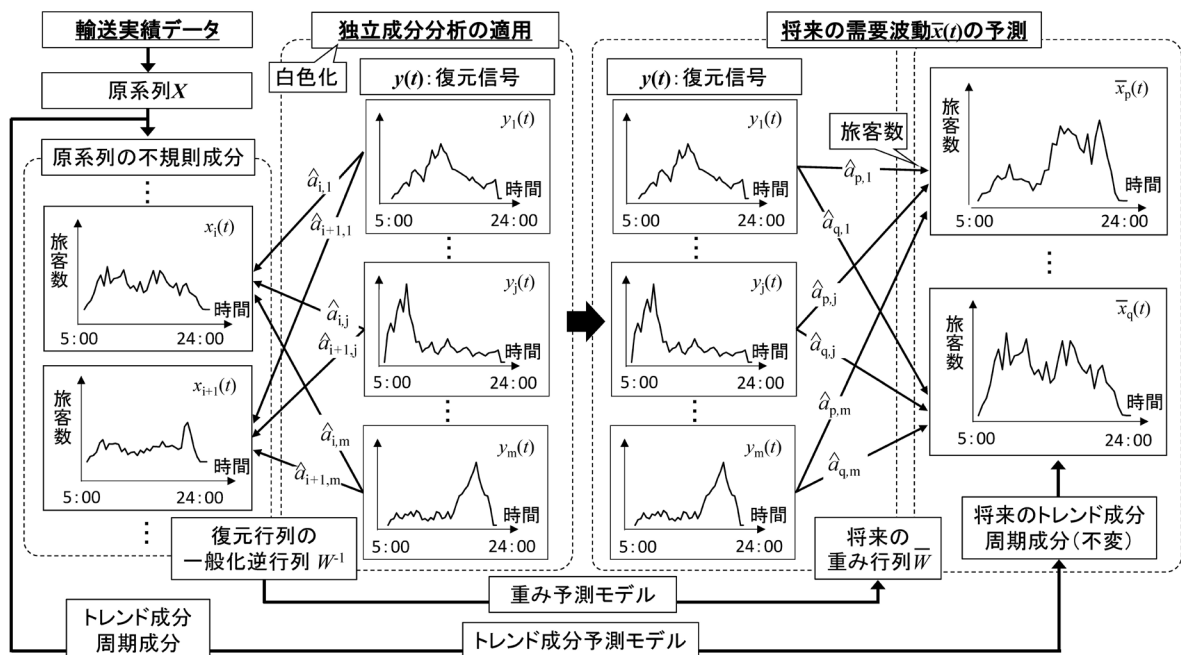


図2 日ごとの需要波動予測モデルの構造

- ③ 重み予測モデルで推計される将来の重み行列 \bar{A} と、復元された固有需要波動 $y(t)$ を組み合わせて、式 (5) に示すとおり、日ごとの需要波動の予測モデルを構築する。

$$\bar{x}(t) = \bar{A}y(t) \quad (5)$$

$\bar{x}(t)$ ：将来の需要波動

\bar{A} ：将来の重み行列

本研究では、復元信号 $y(t)$ と復元行列 W の同時推計が可能であり、収束性も良く、かつ高速である FastICA アルゴリズム^(例えば1) を適用することとした。なお、FastICA アルゴリズムでは、前処理として観測系列の平均値を 0 に基準化するため、本研究では観測系列の平均値を 0 に基準化した後の観測系列を示す。

日ごとの需要波動の予測モデルの構造を図 2 に示す。

3. 実路線を対象とした日ごとの需要波動予測

ある実営業路線（以下、Z 線）を対象に、日ごとの需要波動の予測モデルを構築した。Z 線は、日本における主要な鉄道路線の一つであり、日々多くの予定臨時列車が運行している。Z 線には、各駅停車タイプから速達タイプまでのいくつかの列車種別が存在し、席種も指定席と自由席が存在する。また、複数の路線と接続しており、これらとの間では直通運転が実施されている。

Z 線とその接続路線には多くの駅が存在するため、乗車駅 (Origin) と降車駅 (Destination) の組み合わせ（以下、OD）は膨大な数になるが、各 OD で発生する旅客流動量には大きな偏りが見られた。そこで本稿では、旅客流動量上位 4 位までの OD ペア（以下、上位 4OD ペア）における結果を記載する。上位 4OD ペアはいずれも Z 線のターミナル駅（以下、i 駅）関連の OD である。なお Z 線では、予定臨時列車は主に速達列車において設定されるが、2015 年度の実績データにおいて、上位 4OD ペアの旅客流動量は全速達列車が停車する駅どうしの OD の旅客流動量の約 7 割を占める。

3.1 Z 線の輸送実績データの概要

輸送実績データの概要を、箇条書きで以下に示す。

◆ データの取得対象

- 乗車駅と降車駅のいずれか、もしくは両方が Z 線内の駅であった旅客
- 乗車した列車や時間を特定するために、指定席旅客のデータのみを集計

◆ データの取得期間

- 2006/4/1 ~ 2017/3/31 (計 4,018 日)
- このうち 2016/4/1 ~ 2017/3/31 のデータは、予測精度検証用とし、モデル構築には用いない

3.2 輸送実績データ原系列の成分分解

輸送実績データから、月次単位の需要波動を上位 4OD ペアごとに作成し、それぞれトレンド成分と周期成分を抽出した。

2006 年 4 月を基準として、2006 年 4 月から 2016 年 3 月までの、上位 4OD の需要のトレンド成分を図 3(a) に示す。内閣府に拠れば⁵⁾、2002 年 1 月から 2008 年 2 月と、2009 年 3 月から 2012 年 3 月は景気拡大期、2008 年 2 月から 2009 年 3 月と、2012 年 3 月から 2012 年 11 月は景気後退期とされており、2008 年には世界的な経済不況（いわゆる、リーマン・ショック）が発生している。上位 4OD の需要のトレンド成分は、世界的な経済不況が発生していた 2008 年頃を除き、最大増加率 0.5% と非常に緩やかな単調増加傾向にある。よって、これらは景気局面の影響をあまり受けず、式 (3) に示すような、簡易的な予測モデルで十分に予測することが可能と考えられる。なお、精度向上のため予測モデルの構築には 2009 年 10 月以降のデータを用いることとした。

上位 4OD の需要の周期成分を図 3(b) に示す（平均 0、標準偏差 1 に正規化している）。ほとんどの OD では、3 月と 8 月に需要が増加し、2 月と 6 月に需要が低下する。これは各月の日数や祝日数、気候などが影響しており、一般的に知られている交通需要の波動と矛盾しない。なお、12 月と 1 月は帰省需要の大きい OD と帰省先からの U ターン需要の大きい OD が存在するため、バラツ

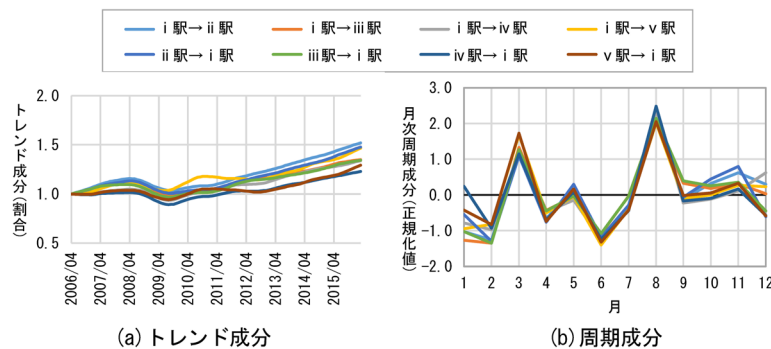


図 3 原系列の成分分解結果

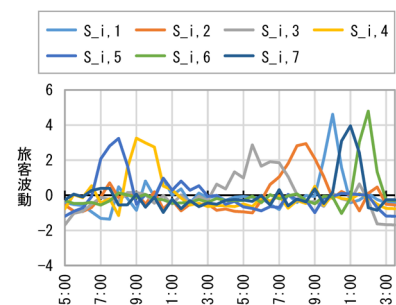


図 4 i 駅 → ii 駅 の原信号

キが大きくなっている。また、一部 OD は特に秋の紅葉シーズンに観光客が増加する傾向にあるため、他 OD と異なる周期を持っていると考えられる。

3.3 日ごとの需要波動の予測モデルの構築

予測モデルの構築には、2014年4月1日から2016年3月31日までの輸送実績データを用いた。また、列車ダイヤの乱れによる需要への影響は本研究の対象ではないため、定時運転率が90%以下の日、および輸送障害や列車運休が発生した日は対象外とした。加えて、可能な限り臨時列車を走らせた方がよいような需要が特に大きい期間、すなわち、年末年始、GW、およびお盆の長期休暇期間も対象外とした。

30分単位で作成した上位4ODペアの波動に独立成分分析を適用し、復元固有OD波動と復元重み行列をそれぞれ推計した。一例として、i 駅→ii 駅の原系列に独立成分分析を適用して抽出された復元信号 S_i ($S_{i,1}, \dots, S_{i,7}$) を図4に示す。また表1に、同時に抽出された復元信号それぞれの重みを基に構築した、重み予測モデルの説明変数とパラメータ推定値を示す。説明変数は以下のとおりである。

- ◆ 各曜日：水曜を基準としたダミー変数
- ◆ 3連休（1日目・2日目・3日目）

表1 i 駅→ii 駅の重み推計モデルのパラメータ推計結果

	$S_{i,1}$	$S_{i,2}$	$S_{i,3}$	$S_{i,4}$	$S_{i,5}$	$S_{i,6}$	$S_{i,7}$
(定数項)	-3.22**	12.44**	20.11**	16.27**	34.27**	-11.60**	-6.46**
月曜		-4.76**	-1.16*	-1.44**	-5.57**		
火曜		-1.55**	-1.32**				
水曜	0.98*			0.82			
金曜	5.78**	10.20**	2.35**	-0.89	-5.97**	1.27*	1.76**
土曜	5.22**	3.65**		5.13**	-14.52**	2.84**	6.75**
日曜	14.36**	14.79**	21.95**	-15.37**	-35.32**	1.69*	9.11**
3連休	1日目	-8.31**	-3.42*	5.04**	6.63**	-5.72**	-4.53*
	2日目			6.02**	5.88**	-3.12	
	3日目	20.20**	13.36**	28.90**	-18.61**	-31.61**	3.69*
連休前	土曜	2.69**		1.25	-3.07**	-2.47*	1.89
	日曜			-4.06**	4.45**	2.97*	2.84*
連休後	土曜			2.28**	-3.43**	-1.94	4.44**
	日曜	2.15*		-3.46**	4.17**	3.17*	5.52**
単休日	14.36**	6.53**		-6.18**	-24.90**	7.19**	12.52**
単平日		-4.84*	-4.87*			4.86	
2飛び	1日目	-5.09**	-3.39	-3.84*		3.98	
	2日目	-3.76	-7.90**	-7.58**			4.56*
連休明け平日		-2.80**	-1.69*		-3.13**		
月初	0.58	-1.38**	-1.29**	-0.90*	-3.66**	0.83	
月末	0.76	-0.68	0.85*		-0.76	1.63**	
終演時間帯別コンサート会場収容人数	18時前	9.27E-5**	5.32E-5**		-4.32E-5**	4.74E-5*	1.23E-4**
	18時台	1.41E-4**	-4.29E-5	3.95E-5*	-5.12E-5**	6.36E-5*	1.27E-4**
	19時台		-2.55E-5	5.21E-5**	-5.69E-5**	-2.73E-5	2.18E-4**
	20時台			-2.36E-5*	-2.11E-5	2.89E-4**	3.26E-5*
	21時台	3.28E-5		-4.75E-5*		1.32E-4**	-3.58E-5
調整済みR ²	75%	71%	83%	69%	87%	66%	71%

**：有意水準1%、*：有意水準5%でそれぞれ有意であることを示す

- ◆ 3日以上連休の前休日（土曜・日曜）
- ◆ 連休後休日（土曜・日曜）
- ◆ 単休日
- ◆ 単平日
- ◆ 2飛び石平日：前後が休日の2日間連続の平日
- ◆ 連休明け平日
- ◆ コンサート会場収容人数（18時前・18時台・19時台・20時台・21時台）：コンサート終演後に代表的な公共交通を利用して駅へ到達可能な時間帯ごとの会場収容人数

抽出された復元信号の解釈は以下のとおりである。 $S_{i,5}$, $S_{i,4}$ はそれぞれ8時、9時と朝の内にピークを迎える波動である。いずれも定数項のパラメータが最も大きいことから、概ね毎日の旅客需要波動に見られる基礎的な波動といえる。ただし $S_{i,4}$ では、土曜や3連休1日目・2日目のパラメータも大きいことから、観光需要も反映されていると考えられる。 $S_{i,3}$, $S_{i,2}$ はそれぞれ昼過ぎ15時半、夕方18時半にピークを迎える波動である。日曜や3連休3日目にパラメータが大きいことから、観光の帰り需要が反映されていると考えられる。ただし $S_{i,2}$ では、金曜のパラメータも大きいことから単身赴任者の帰り需要も反映されていると考えられる。 $S_{i,1}$, $S_{i,7}$, $S_{i,6}$ はそれぞれ20時、21時、22時と夜遅くにピークを迎える波動である。それぞれ18時台、19時台、20時台のコンサート会場収容人数のパラメータが大きいことから、コンサート終了後の帰り需要が反映されていると考えられる。

3.4 日ごとの需要波動の予測モデルの精度検証

構築した日ごとの需要波動の予測モデルの精度を、その現況再現精度と予測精度にて検証する。本稿では、精度検証に関する指標として相関係数を用いる。

(1) 現況再現精度の確認

モデル構築に用いた610日間（2014年4月1日から2016年3月31日期间から特異日を除外した日）を対象に、現況再現精度の確認を行った結果について、表2(a)に相関係数に基づいた累積日数割合を示す。相関係数0.9以上でみると、前年同曜引用では43%の日が該当する一方で、本手法による推定では81%の日が該当しており、38%ポイントの改善が見られる。

(2) 予測精度の確認

モデル構築に用いていない297日（2016年4月1日から2017年3月31日期间から特異日を除外）を対象に予測精度の確認を行った結果について、表2(b)に相関係数に基づいた累積日数割合を示す。相関係数0.9以上でみると、前年同曜引用では全体の41%の日が該当する一方で、本手法による推定では78%の日が該当しており、38%ポイントの改善が見られる。

コンサートがあったある休日における需要波動の例を

表2 相関係数に基づいた累積日数割合

相関係数	(a) 現況再現精度			(b) 予測精度		
	前年同曜日	本手法	改善	前年同曜日	本手法	改善
1.00 - 0.90	43%	81%	38%pt	41%	78%	38%pt
0.90 - 0.80	81%	98%	17%pt	80%	96%	16%pt
0.80 - 0.70	91%	99%	8%pt	90%	99%	9%pt
0.70 - 0.60	95%	100%	4%pt	96%	100%	4%pt
0.60 - 0.50	98%	100%	2%pt	98%	100%	2%pt
0.50 - 0.40	98%	100%	2%pt	99%	100%	1%pt
0.40 - 0.30	98%	100%	2%pt	99%	100%	1%pt
0.30 - 0.20	99%	100%	1%pt	100%	100%	0%pt
0.20 - 0.10	99%	100%	1%pt	100%	100%	0%pt
0.10 - 0.00	100%	100%	0%pt	100%	100%	0%pt

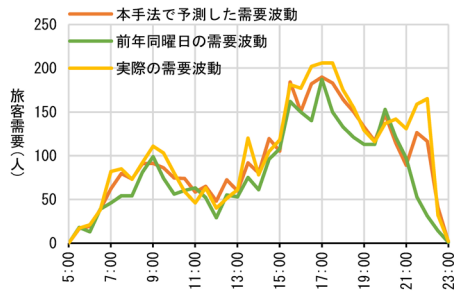


図5 需要波動の予測例

図5に示す。前年同曜日引用では、21時半前後の需要の増加を捉えきれない一方で、本手法による予測ではある程度反映できていることが分かる。

以上の結果から、構築した日ごとの需要波動の予測モデルは、高い現況再現精度と予測精度を有していると言え、本手法で推計される予測結果を活用して、より精度の高い予定臨時列車の運行計画の策定が可能になると考えられる。

4. 臨時列車計画策定支援システム

4.1 システム概要

日ごとの需要波動の予測結果に基づき、より需要に見合った臨時列車の運行計画を策定することを目的に臨時列車計画策定支援システムを開発した。本システムは以下の主な3機能で構成される。

(1) 日・30分単位の旅客数推計機能

3章で述べた需要波動の予測手法をシステム実装したものであり、構築した日ごとの需要波動の予測モデルに基づき、輸送実績データや予測対象日の暦配列、沿線のイベント情報データを用いて、ODごとに各日の30分単位の旅客需要を予測する。

(2) 列車乗車率の推計機能

入力された列車ダイヤについて、(1)で推計した30分単位の旅客需要を基に、各日の各列車・各駅間における乗車人数と乗車率を予測する。その手順を以下に述べる。①列車ダイヤデータを基に、時間帯別OD別に取

りうる現実的な乗車経路をすべて抽出する。②抽出された経路に(1)で推計した日・30分単位の推計旅客数を、過去の実績データから得られた列車種別(速達タイプ/緩行タイプなど)の乗車人数比率に則って配分する。③全OD全時間帯の旅客配分を合計することで、各列車・各駅間の乗車人数を算出する。

Z線を対象に、ある1日の各列車・各駅間の乗車率を、システムを用いて推計した結果の例を図6に示す。各列車・各駅間の乗車率は、画面上のスジの色(赤:満席↔青:空席)で判別することが可能である。

なお、本機能では運行する臨時列車を人の判断でさまざまに変更し、その結果としての各列車乗車率の変化をシミュレートすることができる。

(3) 最適な臨時列車設定計画算出機能

以下に示す4つの評価基準のいずれかに従って、基本計画にあらかじめ定められている影スジのうちどの列車を運行すべきか、すなわち最適な臨時列車設定計画を算出し提案する。

- ◆ 全列車の平均乗車率が“指定した乗車率”に最も近い
 - ◆ 全列車のうち、最大乗車率が“指定した乗車率”を超過することなく、“指定した乗車率”に最も近い
 - ◆ 全列車のうち、最小乗車率が“指定した乗車率”を下回ることなく、“指定した乗車率”に最も近い
 - ◆ 全列車において、総立席人キロが0に最も近い
- 計算実行後には、(2)と同様に、最適化された臨時列車設定計画における各列車各駅間の予測乗車率が画面表示される。

4.2 列車単位の乗車率予測精度検証

システムの出力結果について、列車単位の予測精度を検証する。手法の構築には用いなかった297日のうちのある一日について、前節(2)で述べた列車乗車率の推計機能にて算出した各列車各駅間の乗車率推計結果と、正解データである実際の各列車各駅間の乗車率を比較する。

この精度検証にあたり、まずは、列車乗車率の推計機能単体での精度を示す。予測対象日の実際のOD別30分単位の旅客数の実績値を入力値として、列車種別「速達タイプ」全列車の各列車各駅間の乗車率を推計した結果と、同日の実際の列車乗車率実績値を比較した結果を、図7①青色点に示す。相関係数は0.94であり、高い精度で現況再現ができていることがわかる。次に前節(1)で述べた、日・30分単位の旅客数推計機能を用いて予測したOD別30分単位の旅客数を入力値としたときの、速達タイプ全列車の乗車率推計結果を図7②橙色点に示す。また、比較対象として、予測対象日の前年同曜日のOD別30分単位の実績旅客数を入力値としたときの乗車率推計結果を図7③緑色点に示す。本手法にて予測したOD別30分単位の旅客数による結果②が、前年同曜

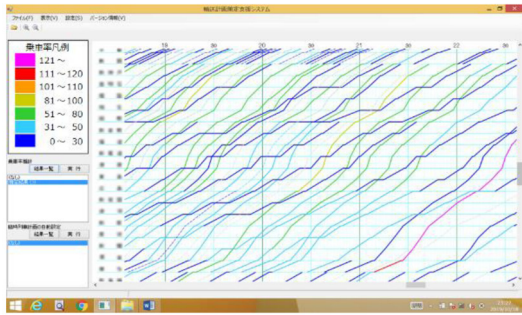


図6 システムによる乗車率推計結果の例

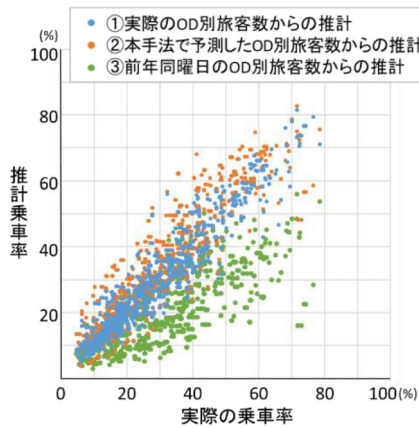


図7 推計乗車率の精度検証結果

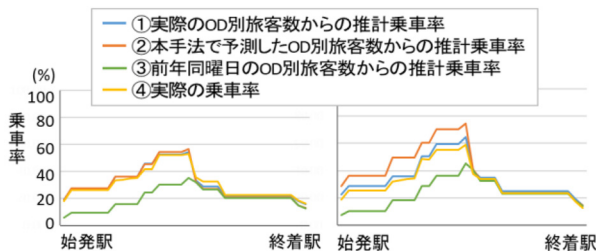


図8 列車別乗車率推計例

から引用した OD 別 30 分単位旅客数による結果③と比べて、より精度よく乗車率を推計できていることがわかる。なお、同日の実際の列車乗車率実績値と比較した相関係数は、② 0.91, ③ 0.72 であった。以上より、本研究により構築した旅客波動の予測手法は、日々の予定臨時列車の設定業務においても、実用上問題ない精度を有することが示された。

また、個別の列車に着目した結果例を図8に示す。速達タイプ2列車の始発駅から終着駅までの乗車率推移について、図8①青色線が予測対象日の実際のOD別30分単位の旅客数の実績値を入力値として推計した結果、図8②橙色線が前節(1)で述べた日・30分単位の旅客数推計機能を用いて予測したOD別30分単位の旅客数を入力値として推計した結果、図8③緑色線が前年同曜日から引用したOD別30分単位旅客数を入力値として推計した結果である。さらに、図8④黄色線に当該日の実際の列車乗車率推移の実績値を示す。なお、①は前述の

列車乗車率の推計機能単体での精度検証結果に相当する。図8左が本手法により比較的精度良く推計できた列車の例、図8右が本手法では過大推計をした列車の例である。個別の列車に着目した結果においても、本手法の推計結果である②は、従前の方法である③と比較して、より④の実績値に近い推計ができていることが確認できる。

5. まとめ

より安定的かつ効率的な鉄道輸送の実現を目的として開発した、独立成分分析を適用した日・時間帯単位の需要波動予測手法と、これを実装した臨時列車運行計画策定支援システムについて述べた。

本手法は、暦配列や沿線のイベント情報などを基に、日々刻々と変動し1日として同じものとなることのない需要波動を予測する。輸送実績データとの比較を通じて、現況再現精度と予測精度がともに高いことを確認した。また、この予測手法を実装し、列車ダイヤの評価指標に従って、最適な臨時列車運行計画を計算して提案することが可能な臨時列車計画策定支援システムを開発した。列車ダイヤの評価指標は、各日の各列車・各駅間における乗車人員と乗車率の予測値に基づくものである。本システムによる乗車率予測の現況再現精度と予測精度は、従前の方法より高く、実用に供しうる精度であることを確認した。

本研究ではモデルの汎用性を担保するために重み推計モデルの説明変数を暦配列やコンサートの有無に絞ったが、より実用的なモデルとするためには、線区やOD特有の影響(例えば桜の開花予想情報や紅葉狩りシーズン等)を定式化することが今後の課題として挙げられる。

文献

- 1) A. Hyvärinen, et. al.: *Independent Component Analysis*, Wiley-Interscience, 2001.
根本幾他訳:『【詳解】独立成分分析』, 東京電機大学出版局, 2005
- 2) 松本涼佑, 奥田大樹, 深澤紀子: 幹線鉄道の輸送計画策定支援に向けた旅客需要波動の予測手法, 鉄道総研報告, Vol. 31, No. 10, pp. 17-22, 2017
- 3) 松本涼佑, 奥田大樹, 深澤紀子: 幹線鉄道の臨時列車運行計画の策定支援にむけた日・時間帯単位の需要波動の予測手法, 電気学会論文誌 D, Vol. 140, No. 10, pp. 769-781, 2020
- 4) R. Cleveland et al.: "STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess", *Journal of Official Statistics*, Vol. 6, No. 1, pp. 3-73, 1990.
- 5) 内閣府: 「景気基準日付」,
<https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/150724hiduke.html>
(参照日: 2020年2月18日)