

列車運転規制への活用を目的とした 短時間降雨予測の精度向上手法に関する研究

Investigation On Accuracy Improvement Methods Of Short-term Rainfall Prediction For The Train Operation Control

中渚遥平⁽¹⁾・鈴木博人⁽¹⁾・金原知穂⁽²⁾・遠藤理⁽²⁾・中北英一

Yohei NAKABUCHI⁽¹⁾, Hiroto SUZUKI⁽¹⁾, Chiho KIMPURA⁽²⁾, Satoru ENDO⁽²⁾ and Eiichi NAKAKITA

(1) 東日本旅客鉄道株式会社

(2) 一般財団法人日本気象協会

(1) East Japan Railway Company, Japan

(2) Japan Weather Association, Japan

Synopsis

By utilizing rainfall forecasting information they may make train operation safer. We studied about several methods for correcting pre-diction rainfall values by the translation model and the high-resolution precipitation now-cast distributed by Japan Meteorological Agency. Assuming that real-time precipitation values recorded by rain gauges are true values, we evaluated the accuracy improvement of each method by verifying accuracy of quantitative precipitation and predicting the time of the issues of the train operation control with 10 minutes ahead prediction. As a result, it was found that the prediction accuracy was improved by the correction with the error ensemble prediction in both prediction methods, and the accuracy after the correction was higher in the translation model than in the high-resolution precipitation now-cast.

キーワード: 鉄道運行, 降雨予測, 移流モデル, エラーアンサンブル

Keywords: Train operation, Rainfall prediction, Translation model, Error ensemble

1. 序論

鉄道では、降雨に起因した土砂災害などから列車運行の安全を確保するために、雨量計で観測される実況値に基づいて運転中止や速度規制といった列車運転規制を行っている(島村, 1989)。雨量計による列車運転規制では、降雨量の実況値が運転中止基準値に達すると、直ちに列車の運行を停止する。そこで、列車指令員は、列車が駅と駅の間(駅間)で停止することを防ぐために、降雨量が運転中止基準値に達する時刻を予想して、運転中止が発令される前

に事前に駅に列車を停車させている。しかし、雨が急に強くなる場合など、予想が外れると列車が駅間で停車し、駅間で列車を大雨に曝すことになる。降雨予測情報の精度が高ければ、これを活用して降雨量が規制値に達する時刻を予測することで、運転中止が発令される前に、より確実に駅で列車を停車できる可能性がある。

これまでの研究で、中渚ら(2019)は、椎葉ら(1984)による移流モデルと気象庁(2014)が配信する高解像度降水ナウキャストの予測値を用いた場合の列車運転規制の発令予測精度を評価した。移流モデルの

初期値には国土交通省が配信するXRRAIN(cExtended RAdar Information Network)を用いた。列車運転規制の発令予測において有用な10分先予測値を対象に、算出される予測値をそのまま用いた場合と、予測バイアスを打ち消す補正を行った場合の2通りを検証した。予測バイアスを打ち消す補正は、各予測手法について実測値と予測値の差の最頻値を求め、その値を全予測値に対して加減算して補正した。その結果、発令予測精度は予測バイアスの補正により向上すること、補正後の予測精度は移流モデルの方が高解像度降水ナウキャストよりも高いことがわかった。しかし、誤差の大きさは算出される予測値の大きさ（降雨量）や、台風や線状降水帯、局地的な雷雨など気象じょう乱によって異なると考えられ、一律に定数を加減算する前述の手法では誤差の補正効果は十分ではない。

そこで本研究では、移流モデルと高解像度降水ナウキャストの予測値のより効果的な補正手法を検討し、予測精度からその効果を評価する。補正手法は、筆者ら²⁾が検討した手法に加え、実測値と予測値の平均的な比による補正とエラーアンサンブルの考え方を導入した補正を検討する。後者は、予測誤差を用いたアンサンブル予測手法であり、中北ら（2011）はこれを短時間降雨予測に導入することで予測精度が向上することを示している。予測精度は、予測先時間までの積算雨量の精度評価と、予測値による運転規制の発令予測精度の評価の2通りで評価した。これらの精度評価は 東日本旅客鉄道株式会社（以下、JR 東日本とする）の鉄道沿線の雨量計（以下、JR雨量計とする）による実測値を真値と仮定して行った。

2. 検証した降雨予測情報

2.1 移流モデル

椎葉ら（1984）による移流モデルでは、降雨分布の変化を式(1)のように表現し、降雨強度分布 $R(x,y)$ を移流ベクトル $(u(x,y), v(x,y))$ に沿って移流させながら $\delta(x,y)$ で発達・衰弱させる。

$$\frac{\partial R(x,y)}{\partial t} + u(x,y) \frac{\partial R(x,y)}{\partial x} + v(x,y) \frac{\partial R(x,y)}{\partial y} = \delta(x,y) \quad (1)$$

ここで、雨域の移流ベクトル $u(x,y), v(x,y)$ 、単位時間当たりの発達・衰弱量 $\delta(x,y)$ は、式(2)のように位置の一次式として表現している。

$$\begin{aligned} u(x,y) &= c_1x + c_2y + c_3 \\ v(x,y) &= c_4x + c_5y + c_6 \\ \delta(x,y) &= c_7x + c_8y + c_9 \end{aligned} \quad (2)$$

$c_1 \sim c_9$ は推定されるべきパラメータである。 $c_1 \sim c_9$ は時々刻々と得られる観測データをもとに、式(1)と合わせて線形最小二乗推定問題を解くことで得られる。観測データが得られるごとに $c_1 \sim c_9$ は更新され、それをもとに降雨強度分布の予測値が算出される。

本研究で移流モデルの初期値とするXRRAINは、250mメッシュの降雨量が1分間隔で配信されており、予測計算も1分間隔で行った。予測計算には、初期時刻から5分前までの、1分間隔の5時刻分のXRRAINデータを用いた。移流ベクトルを同定する際には、初期値となるレーダー雨量の時間間隔に対応するメッシュサイズで計算を行う必要があるため、本研究では250mメッシュを1.5kmメッシュにアップスケーリングして移流ベクトルの同定を行った。なお、各250mメッシュに周囲1.5kmの平均値を与える移動平均手法ではなく、アップスケーリングした理由は、計算結果に大きな違いがなく、計算時間が短縮され、よりリアルタイム性が向上するためである。5時刻分のXRRAINデータからパラメータ $c_1 \sim c_9$ を算出し、それらにより決定される移流ベクトルから60分先までの降雨強度分布を算出した。本研究で用いた移流モデルの予測計算のフローをFig. 1に示す。

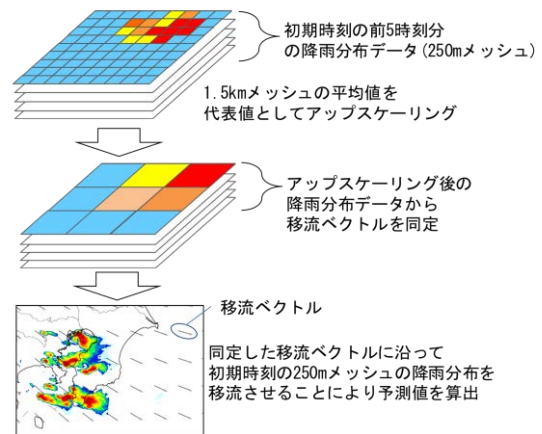


Fig. 1 Accumulation flow of the translation model with XRRAIN data in this study

2.2 高解像度降水ナウキャスト

高解像度降水ナウキャスト（以下、ナウキャストと呼ぶ）は、気象庁が2014年8月から提供を開始したレーダー雨量情報であり、1時間先までのごく短時間先までの予測情報として現業機関等で広く用いられている。ナウキャストでは気象庁の気象レーダー、国土交通省XRAIN、雨量計や高層の観測値を用いて解析値が作成され、それを初期値として予測値が算出される。ナウキャストの予測手法は、予測の前半では運動学的手法で降水分布を追跡し、後半では気温や湿度等の分布に基づいて雨粒の発生や落下等を計算する1次元対流予測モデルを用いている。ナウキャストでは、60分先までの5分間隔の予測値が、5分毎に更新され配信される。また、陸上における予測値は5～30分先までが250mメッシュ、35～60分先までが1kmメッシュとなっている。

3. 検証対象とした期間と地点

検証の対象期間は、移流モデルの初期値として用いるXRAINが現行の観測体制となった2017年7月からの2暖候期、すなわち2017年7月から10月と2018年5月から10月の10ヶ月間とした。検証の対象地点は、Fig. 2に示す関東地方のJR雨量計178地点とした。JR雨量計は在来線の沿線に約10km間隔で設置されており、1分ごとに1mm単位の雨量が記録される。

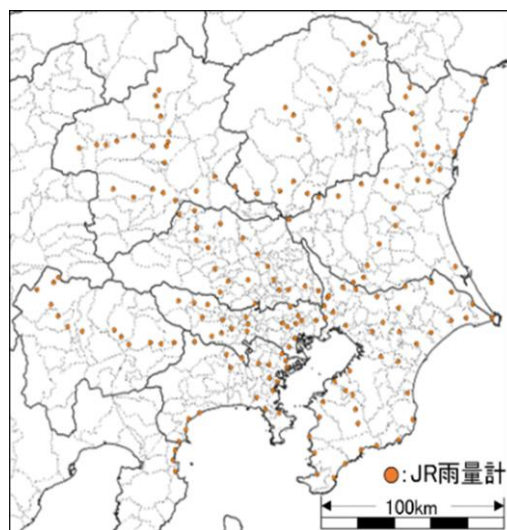


Fig. 2 Location of JR rain gauges using in this study

4. 補正前の予測値の精度

補正方法を検討する前段で、移流モデルとナウキャストの予測値の積算雨量の精度についてここに整理しておく。検証は10分の予測値を対象として行った。これは以下の理由による。列車運転規制は、一般的に観測される降雨量が大きくなるにしたがって、速度規制、運転中止の順で発令される。速度規制での徐行速度は35km/hであり、JR東日本の駅間距離は平均で約3.8kmである。以上から、速度規制の発令時に一駅間を列車が走行するのに要する時間は平均約6分となる。したがって10分程度先に運転中止が発令されることを予測できれば、列車を次の駅まで走行させた上で停車させることができる。

筆者ら（2019）はJR雨量計で観測された降雨量を真値と仮定して、JR雨量計の地点を含むメッシュの予測値と比較した。対象期間・地点は3.で示したものと同一である。積算雨量の精度検証は、予測計算の初期時刻から10分間の予測値の積算雨量と同期間の実測値の積算雨量とを比較することで行った。また大雨時の精度を検証するため、ある基準値を設定し、実測値と予測値の少なくとも一方が基準値以上となるデータを検証対象とした。10分間積算雨量の基準値は筆者ら（2019）と同様の手法により8mmとした。すなわち、対象期間中に、気象庁の大雨の基準である時間雨量30mm以上となるデータの出現確率を求め、10分間雨量が同等の出現確率となる値に設定した。予測値の精度は、RMSE(2乗平均平方根誤差)と回帰係数(近似直線の $y=ax$ の a)を用いて評価した。RMSEは実測値と予測値の差の平均的な大きさとばらつき度合を表し、回帰係数は実測値と予測値の大小関係

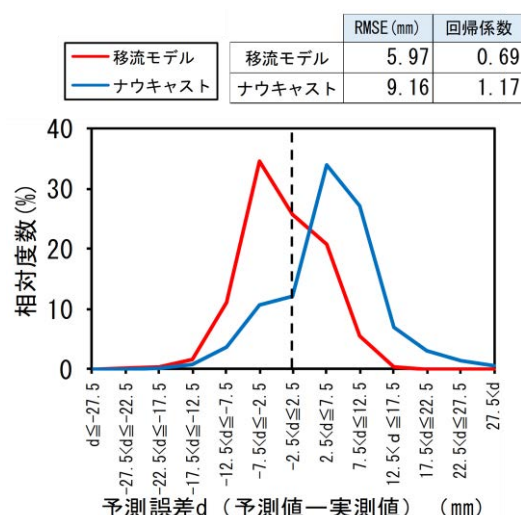


Fig. 3 Relative frequency of errors between observation values and ten minutes prediction values

を表す。基準値をもとに抽出したデータの予測誤差の頻度分布図およびRMSE、回帰係数の値をFig. 3に示す。予測誤差の頻度分布図から、移流モデルは過少な予測を、ナウキャストは過大な予測を示す予測バイアスがあることがわかり、回帰係数の値にもこの傾向は表れている。また、RMSEは移流モデルの方が小さく、雨量の予測精度は移流モデルの方が高いことがわかる。

5. 予測値の補正手法の検討

予測誤差を低減するため、筆者ら2)が検討した差分による予測バイアスの補正を含む4つの補正手法を検討した。以下に各手法の詳細を述べる。

a) 補正(i)差分による補正

予測バイアスを打ち消すため、全予測値に対して一律に定数を加算して補正する。10分先予測値の積算雨量については、Fig. 3の予測誤差の頻度分布図から、誤差のピーク値は移流モデルが-5mm付近、ナウキャストが+5mm付近であるため、算出される全予測値に対して一律にこの値を打ち消す値（移流モデルは+5mm、ナウキャストは-5mm）を加算することにより補正する。

b) 補正(ii)比による補正

誤差の大きさは算出される予測値の大きさ（降雨量）によって異なると考えられる。しかし、補正(i)では予測値の降雨量が数mmのときも数十mmのときも一律に同じ値が加算され、予測値の降雨量が小さいほど補正量が相対的に大きくなる。補正量の相対的な大きさを等しくするため、予測値と実測値の平均的な比から、予測値に対する実測値の平均的な割合を求め、これを予測値に乗じて補正する。10分先予測値の積算雨量では、Fig. 3の回帰係数の逆数を全予測値に対して一律に乗じて補正した。

c) 補正(iii)エラーアンサンブル補正

中北ら（2011）が短時間降雨予測の補正方法として用いた手法を検討する。この手法は、短時間降雨予測の予測誤差を予測開始時刻まで細かい時間間隔で算出し、誤差の統計的性質を求め、最新の予測値に補正量として反映するアンサンブル予測手法である。この手法は地形性降雨の停滞域を予測しきれないことによる誤差や、レーダーの電波減衰による誤差など降雨事例毎に共通する誤差の統計的性質を、現時刻の予測値に反映することができる。また、XRAINを初期値とした移流モデルでは初期時刻を1分間隔とすることができるため、予測開始時刻の直

前の数十分間で多数の予測誤差を集計でき、統計的性質を導くのに適していると言える。

本研究で検討したエラーアンサンブルによる10分間積算雨量の予測値の補正方法の概要をFig. 4に示す。図中の Δt は予測値の計算間隔[分]（本研究では移流モデルは $\Delta t=1$ [分]、ナウキャストは $\Delta t=5$ [分]）、 t は補正に用いる初期時刻以前の予測誤差の時間範囲[分]、 E_n は計算時刻毎の予測誤差[mm]を示す。初期時刻毎に直前の t 分間に行われた予測計算の予測誤差を算出し、これらの平均値を算出する。初期時刻の10分間積算雨量の予測値に対してこの平均値を補正量として加えることで、初期時刻の直近 t 分間の統計的誤差を反映した補正を行う。

d) 補正(iv)比による補正後にエラーアンサンブル補正

補正(iii)は降雨事例毎の誤差の統計的性質を反映できるが、雨の降り始めなど、予測開始時刻以前に降雨がないときには直近の予測誤差がほとんどの場合0mmであり、算出される予測値がそのまま適用される。しかし、4.で示した補正前の予測値の精度検証結果から、予測バイアスは雨の降り始めも存在する可能性がある。これを少しでも補正するため、全予測値に対して補正(ii)の比による補正を施した上で、補正(iv)のエラーアンサンブルの導入による補正を施すことを検討する。

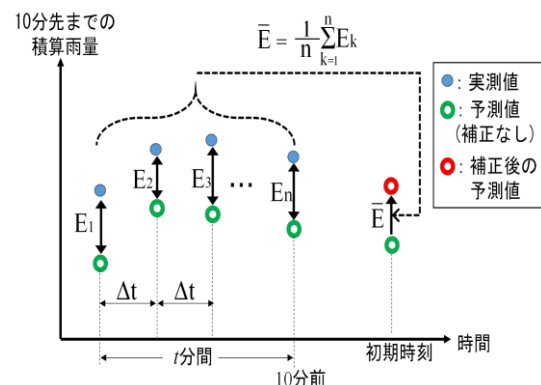


Fig. 4 Relative frequency of errors between observation values and ten minutes prediction prediction values

6. 10分間積算雨量の精度評価

全対象期間・地点での補正後の予測値と実測値を10分間積算雨量で比較し、各補正手法の補正効果を評価した。以下では、10分間積算雨量の予測値、実測値を単に予測値、実測値と呼ぶ。なお、4.で補正前の精度を検証した手法と同様に、補正後の予測値と実

測値の少なくとも一方が8mm以上となるデータを抽出して検証した。

まず、全予測値に対して一律に補正を施した補正(i)・補正(ii)の結果を示す。補正(i)・補正(ii)の予測誤差の頻度分布図とRMSEをFig. 5に示す。比較のため補正前の結果も記載している。移流モデルは補正(i)・補正(ii)とも補正後は過大な予測値を示す傾向となっている。これは、全予測値を一律に補正したため、補正前に誤差の少ない予測値は誤差がより大きくなるように補正されるが、そのようなデータが、補正により誤差が0付近になるデータよりも多くあったためと考えられる。補正(i)と補正(ii)を比較すると、過大な予測値となるデータの割合は補正(ii)のほうが小さい。これは補正(i)では補正前の予測値の大きさに関わらず5mmを加算するため、予測値が3mm以上のデータはすべて補正によりデータ抽出の基準値とした8mm以上となり、このようなデータの割合が大きく、かつ過大な予測となっているためと考えられる。ナウキャストは補正(i)では過少な予測傾向となり誤差のばらつきは大きくなっている。補正(ii)では、過大な予測傾向は補正前と変わらないものの、予測誤差0mm付近のデータは補正前よりも若干増加し、RMSEも補正前よりも低下している。以上の結果をまとめると、全予測値に定数を加減算する補正(i)よりも、補正係数により予測値の大きさに応じた補正を施す補正(ii)のほうが予測誤差が0mm付近のデータの割合は大きくなる。しかし、補正(i)・補正(ii)とも補正後も予測バイアスは存在し、予測値に対

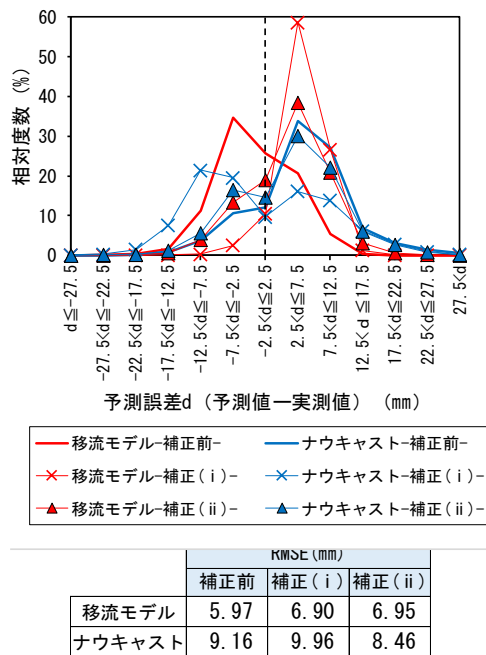


Fig. 5 Relative frequency of errors between observation values and prediction values in case of correction (i), (ii)

して一律に同じ補正を行う手法では誤差の低減効果は期待できないと言える。

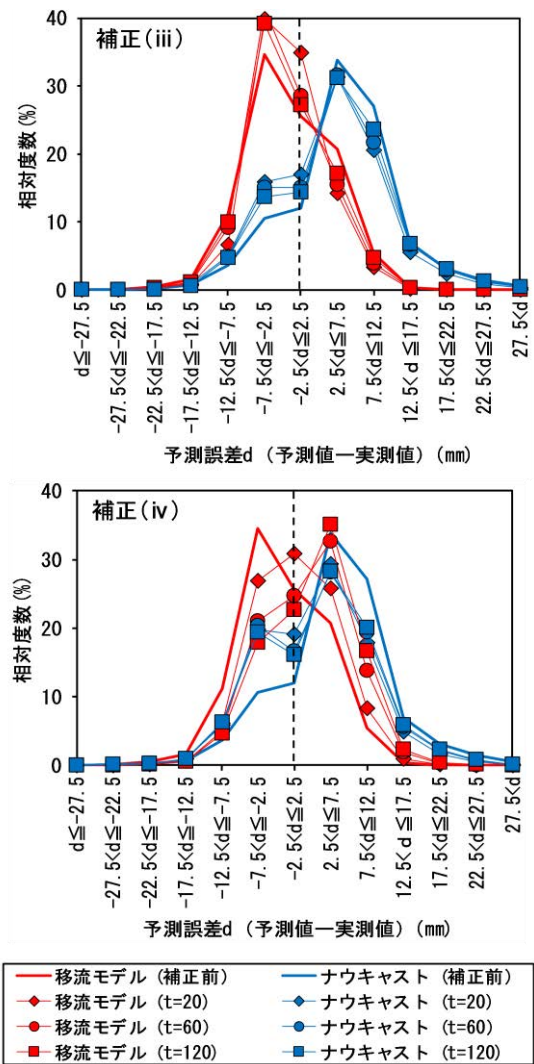


Fig. 6 Relative frequency of errors between observation values and prediction values in case of correction (iii), (iv)

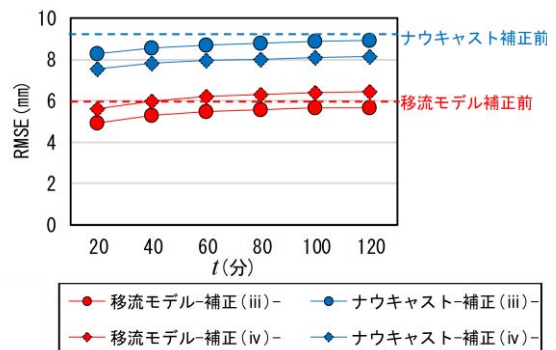


Fig. 7 Relations of RMSE and t in the case of correction (iii), (iv)

次に、エラーアンサンブルを用いた補正(iii)・補正(iv)の結果について述べる。補正(iii)・補正(iv)では、補正に用いる初期時刻以前の予測誤差の時間範囲 t [分]を $t=20$ から $t=120$ まで20分刻みに変化させて検証を行った。なお、 $t=20$ より短い時間範囲は、エラーアンサンブル数が少なくなり、誤差の統計的性質が反映され難くなると考えられたため検証は $t=20$ 以上で行った。補正(iii)・補正(iv)の予測誤差の頻度分布図をFig. 6に、 t を変化させたときのRMSEの変化をFig. 7に示す。Fig. 6には $t=20, 60, 120$ の結果を記載している。補正(iii)について、Fig. 6の結果から、両予測手法とも補正により予測誤差0mm付近のデータ割合が増加し、さらに t が短いほどその増加割合は大きい。また、Fig. 7から、RMSEも t が短いほど小さい値を示し、平均的な誤差の大きさが減少している。補正(iv)についても、Fig. 6・Fig. 7の結果から、両予測手法とも補正(iii)と同様に t が短いほど補正効果が向上している。とくに $t=20$ の移流モデルは、誤差0mm付近にピークのある頻度分布図となっており、誤差のある予測値による空振り・見逃しを防ぐという観点から、バランスの良い予測結果を示す。同じ $t=20$ の補正(iii)では過少な予測傾向であることから、補正(ii)と補正(iii)を組合せたことが効果的に働いたと言える。一方で、RMSEの結果から補正(iii)と補正(iv)を比較すると、移流モデルは全体的に補正(iii)の方が誤差が小さく、ナウキャストは全体的に補正(iv)の方が誤差が小さい。これは、Fig. 5のRMSEの表から、エラーアンサンブルによる補正前の平均的な予測誤差が、移流モデルは補正(ii)によって大きく、ナウキャストは補正(ii)によって小さくなったためと考えられる。しかしながら、 $t=20$ では両予測手法の補正(iii)・補正(iv)とも図中に点線で示した補正前のRMSEよりも小さな値となっており、補正効果が高いことが分かる。

以上から、全予測値に対して一律に予測バイアスの補正を行う補正(i)・補正(ii)よりもエラーアンサンブルを用いた補正(iii)・補正(iv)の方が誤差のある予測値が適切に補正され、精度向上効果が高いことがわかった。また、その効果は補正に用いる初期時刻以前の予測誤差の時間範囲 t [分]が短いほど高くなることがわかった。

7. 列車運転規制の発令予測精度の評価

7.1 評価方法

列車運転規制の発令予測精度から、10分先予測値の各補正手法の効果を評価した。検証の手順を以下に示す。

(1) 実効雨量の予測値を算出

JR東日本では、降雨時の列車運転規制における雨量指標として、半減期1.5, 6, 24時間の3種類の実効雨量を用いている(鈴木・島村, 2009)。そこで、列車運転規制の発令予測精度を検証は降雨量の予測値から実効雨量を算出して実施した。本研究で用いた実効雨量の予測値の算出方法について説明する。時刻 T における実効雨量 $D(T)$ は、1単位時間前の実効雨量値を $D(T-1)$ 、時刻 T における1単位時間雨量 $R(T)$ 、半減期を M 、減少係数を α とすると、以下の式(3)で推定される(鈴木, 1981)。

$$D(T) = D(T-1)e^{\alpha} + R(T)e^{\frac{\alpha}{2}} \quad (3)$$

$$M = \frac{\ln 0.5}{\alpha}$$

補正前の実効雨量の予測値は、予測計算の初期時刻における実効雨量の実測値と、以降の予測計算から得られる毎時刻の予測値を式(3)に代入することで算出した。補正(i)は、筆者ら(2019)と同様に、実効雨量の予測値と実測値の差の最頻値を全予測値に対して加算・減算した。補正(ii)は、予測計算から得られる毎時刻の降雨量の予測値に対して補正係数を乗じ、これを式(3)に代入した。補正係数は10分間積算雨量の予測値の補正(ii)と同様にFig. 3の回帰係数の逆数を用いた。補正(iii)は、初期時刻毎に直前の t 分間における実効雨量の実測値と予測値の差の平均値をもとめ、これを初期時刻の実効雨量の予測値に加算した。補正(iv)は、補正(ii)の実効雨量の予測値に対して、上記補正(iii)の手法を適用した。補正(iii)・補正(iv)については、6.の結果から最も補正効果の高い $t=20$ [分]で補正を行った。

(2) 運転規制基準値の超過時刻を確認

対象とする全期間・全地点について実効雨量の実測値と補正前後の予測値を算出し、運転規制基準値を超過する時刻(規制時刻)を確認する。なお、JR東日本の降雨時運転規制では、雨量計毎に異なる運転規制基準値が設定されており、本研究ではこれらの値を用いた。

(3) 捕捉率・適中率を指標として安全性・安定性を評価

実測値による規制時刻と比較して予測値による規制時刻が遅すぎると、駅での抑止が間に合わず駅間停車となる可能性がある。また、早すぎても不必要に駅での抑止時間が長くなり、安定性を損なう。そのため、両時刻の差は可能な限り小さいほうが望ま

しい。そこで、予測が適中したと見なせる規制時刻の差の範囲を仮定した上で、各予測手法の予測精度を評価した。4.で述べたように速度規制の発令時に駅間を列車が走行するのに要する時間は平均約6分である。10分先の予測規制時刻が実規制時刻よりも5分程度遅れていたとしても、駅間停車は概ね防げると考えられる。また、5分程度早かったとしても安定性への影響は少ないと言える。そこで本検証では、Fig. 8に示すように、実測値による規制時刻の前後5分の範囲内で予測値が基準値を超過する事例を予測が適中した事例と見なした。予測精度の評価指標にはTable 1に示す捕捉率、適中率を用いた。捕捉率は見逃し事例が少ないほど高い値を示すため安全性を評価でき、適中率は空振り事例が少ないほど高い値を示すため安定性を評価できる。なお適中率、捕捉率の算出には1事例の区切り方を定義するため、1mm以上の降雨があり、12時間の無降雨期間に挟まれたものを1事例とした。降雨時の列車運転規制では、国鉄時代から、一雨の始まりをその前の雨と区別するための基準として、12時間の降雨中断期間を用いており、本研究でもその基準を用いた。

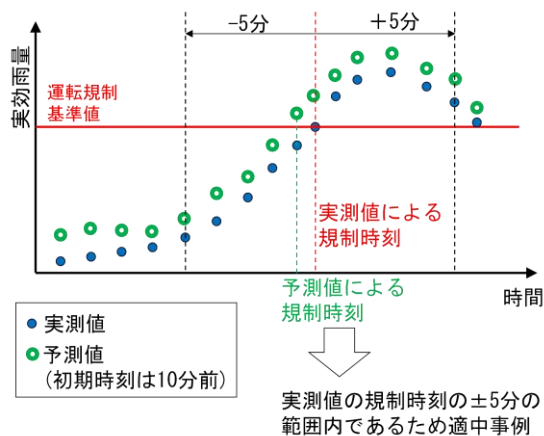


Fig. 8 The hitting event of predicting the train operation control

Table 1 Diffinition of the capturing ratio and predictive ratio

評価指標	定義
捕捉率	実測値が基準値を超過した事例のうち、予測が適中した事例の割合。見逃し事例が少ないほど高い値を示し、安全性を評価できる。
適中率	予測値が基準値を超過した事例のうち、予測が適中した事例の割合。空振り事例が少ないほど高い値を示し、安定性を評価できる。

Table 2 Capturing ratio and predictive ratio in case of no correction and correction (i)-(iv)

移流モデル	補正前	補正(i)	補正(ii)	補正(iii)	補正(iv)
捕捉率	29.2% (45/154)	55.8% (86/154)	46.8% (72/154)	55.2% (85/154)	59.1% (91/154)
適中率	90.0% (45/50)	62.3% (86/138)	73.5% (72/98)	70.2% (85/121)	71.7% (91/127)

ナウキャスト	補正前	補正(i)	補正(ii)	補正(iii)	補正(iv)
捕捉率	33.1% (51/154)	20.1% (31/154)	34.4% (53/154)	33.1% (51/154)	39.6% (61/154)
適中率	35.9% (51/142)	44.3% (31/70)	46.1% (53/115)	37.8% (51/135)	49.2% (61/124)

7.2 評価結果

移流モデルとナウキャストの補正前後の捕捉率・適中率をTable 2に示す。

移流モデルについて、補正前の予測値が過少な予測傾向であることから、空振りが少なく適中率は90%と高い値を示すが、捕捉率は約30%であり安全性の面で問題がある。補正(i)の捕捉率は55.8%と補正前と比較して大きく向上しているが、適中率は62.3%と補正手法の中で最も低く、過大な予測傾向となることで空振りが増加している。補正(ii)の捕捉率は46.8%と補正前と比較すると向上しているものの補正手法の中で最も低い。補正(iii)は捕捉率が補正(i)と同程度に高く、適中率も約70%と高い値を示す。これは6.の結果にも表れているように、エラーアンサンブルにより誤差のある予測値が適切に補正されたためと考えられる。補正(iv)は捕捉率が59.1%と最も高い値を示し、さらに適中率も71.7%と高く、安全性・安定性の両面から優れた予測となっている。Fig. 6の結果から、移流モデルの $t=20$ [分]の補正(iv)は予測誤差0mm付近にピークのある予測値であり、過大な予測による空振りと過少な予測による見逃しが低減できることが期待されたが、補正(iv)の結果は正にこれを反映した結果と言える。

一方ナウキャストは、どの補正手法も補正による捕捉率、適中率の向上量が小さい。これはFig. 5, Fig. 7のRMSEの結果から、補正前のナウキャストは誤差のばらつきが大きく、補正を施したとしてもこのばらつきが解消できないことが原因と考えられる。しかしながら、4つの補正手法の中では補正(iv)が捕捉率・適中率とも最も高い値を示しており、移流モデルと同様に高い補正効果を示している。

以上から、短時間先降雨予測の補正手法としては、比による予測バイアスの補正とエラーアンサンブル補正を組み合わせた補正(iv)が本研究で検討した補正手法の中で最も適していると考えられる。

次に、エラーアンサンブルによる補正効果を実測と予測の降雨分布の違いからも確認した。移流モデルに補正を施すことで適中事例となった事例のうち、代表的な3つの事例をFig. 9およびFig. 10に示す。それぞれの事例について、規制発令時刻付近の実測と予測の実効雨量の推移（上段）とXRAINの実況降雨分布図および移流モデルによる予測の降雨分布図（下段）を示した。Fig. 9の適中事例1では、降雨分布図を見ると移流モデルによる予測で強雨の発達を再現できておらず、実効雨量についてもこの時刻付近の補正前の予測値は実測値よりも過少になっている。一方、補正(iii)・補正(iv)ではこの時刻付近の予測誤差を反映して、運転規制の発令時刻付近では実測値に近い予測値となっていることがわかる。Fig. 10の適中事例2では、降雨分布図を見ると移流モデルによる予測はXRAINの実況値を概ね再現している。一方、上段の実効雨量値の推移を見ると、補正前の予測値はJR雨量計よりも過少な値を示している。これは、XRAINの観測値がJR雨量計の実測値よりも低い値を示す傾向にあり、XRAINを初期値とする移流モデルの予測結果もそれを反映して過少な予測となったた

めと考えられる。補正(iii)・補正(iv)ではその誤差の傾向を反映して補正が施されており、規制発令時刻を精度高く予測できていることがわかる。Fig. 10の適中事例3では、降雨分布図を見ると、帯状の強雨域の位置と強度が実況と予測でわずかにずれている。実効雨量の推移を見ると、実測値と補正前の予測とも規制値には達しているものの、このわずかなずれによって、予測値による規制時刻が実測値よりも10分程度遅くなっていることがわかる。補正(iv)では、雨量計の位置上に強雨域が通過する可能性があることを早めに予測に反映し、規制時刻を精度高く予測できたと考えられる。

以上から複数の事例の降雨分布から、エラーアンサンブルによる補正効果を確認することができた。

8. 見逃し事例の分析

7.の検証結果から、補正(iv)を施した移流モデルにより運転規制の発令を約6割の事例で精度高く予測できることがわかった。一方で、約4割の事例は、実際に運転規制が発令したが、精度高く規制時刻を予

【適中事例1】

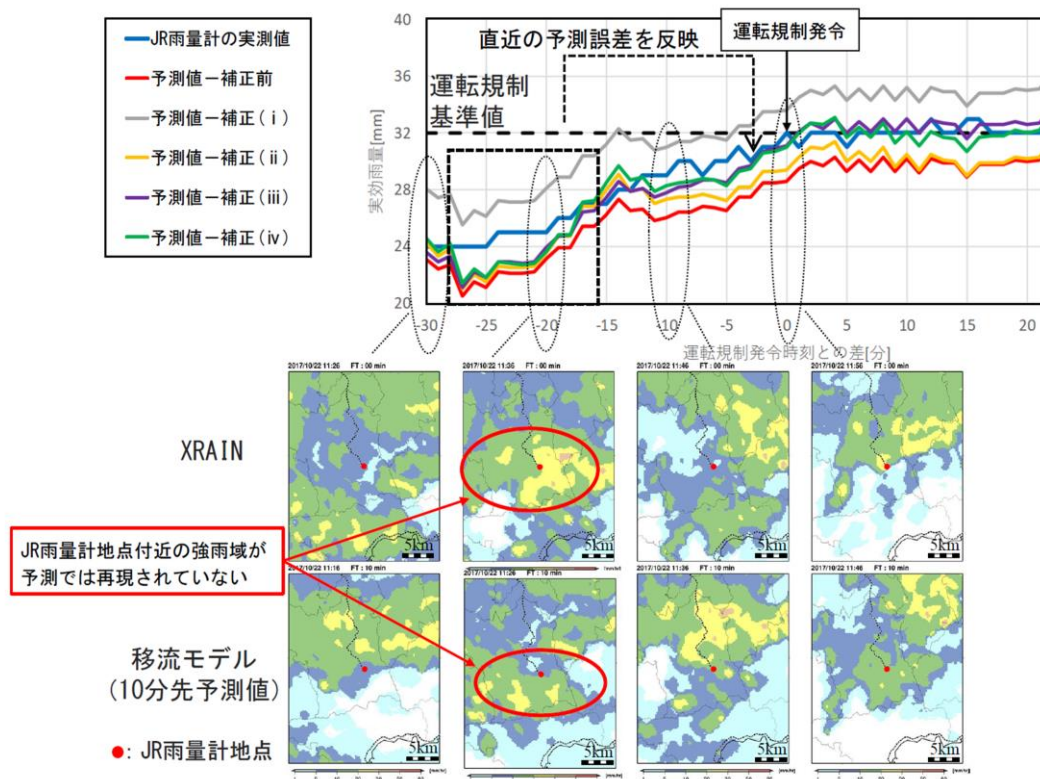
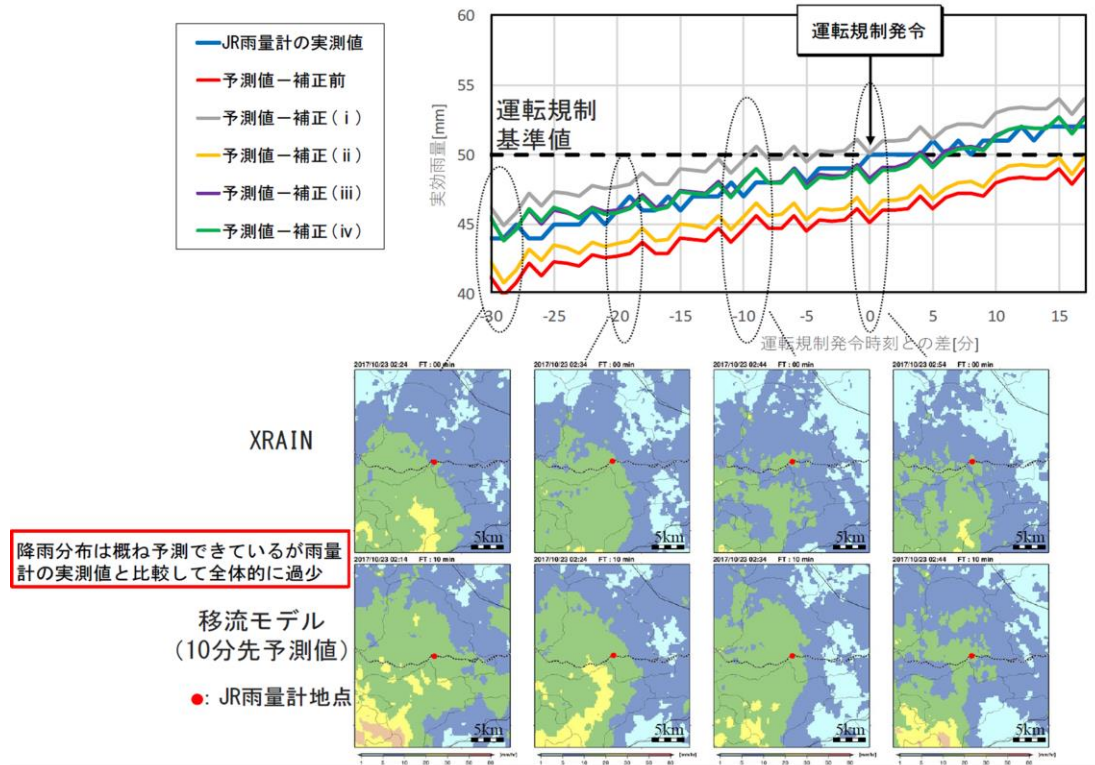


Fig. 9 Time series of effective rainfall amounts and rainfall distribution of observation values and prediction values in the hitting events of the translation model

【適中事例2】



【適中事例3】

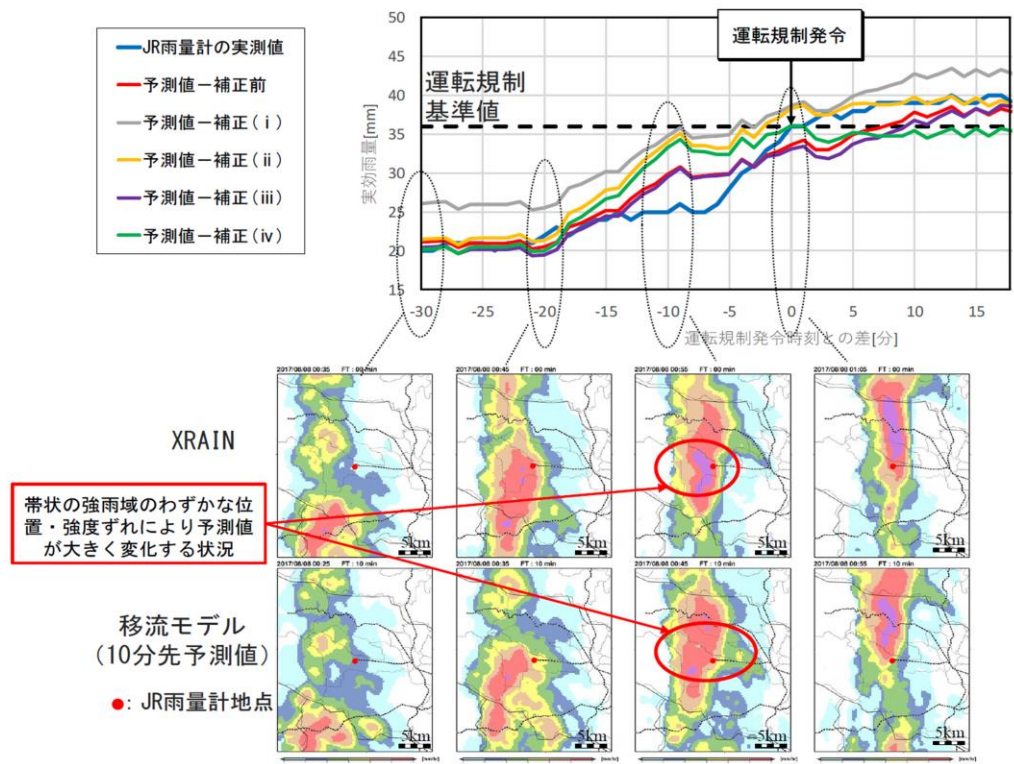


Fig. 10 Time series of effective rainfall amounts and rainfall distribution of observation values and prediction values in the hitting events of the translation model

測できていない見逃し事例となっており、実用化に向けては安全性をさらに高める必要があると考える。そこで、今後の研究方針を検討するため、補正(iv)を施した移流モデルで見逃しとなった63事例について詳細な気象状況と予測状況を分析した。各事例の気象じょう乱と予測が適中しなかった要因を整理した結果をTable 3に示す。Table 3より、実況と予測が異なり見逃しとなった要因としては、実況と予測の雨域位置のずれと雨雲の発達・衰弱を再現できていないことによる見逃しが全体の8割以上を占める。気象じょう乱の分析結果を見ると、雨域が広範囲に広がる台風事例が最も多く、次いで大気不安定事例が多い。台風事例で見逃しとなった要因を見ると、位置ずれ・発達衰弱のほか、移流モデルのXRAINの初期値が過少となったことによる見逃しが同程度あった。これらは、移流モデルによる予測結果を補正(iv)により修正しきれていないため見逃しとなっており、改善するためには、初期時刻以降に発達する雨雲を再現するモデルや初期値となるXRAINが過少となる原因を補うようなモデルを移流モデルと組合せて用いる必要があると考える。

Table 3 Grouping results of the 63 missing events predicted by the translation model with the correction (iv)

見逃し要因	気象じょう乱				
	台風	大気不安定	前線	温帯低気圧	計
位置ずれ	12	10	5	7	34
発達・衰弱	8	4	4	2	18
補正	0	1	1	0	2
XRAIN	9	0	0	0	9
計	29	15	10	9	63

※見逃し要因の詳細

- ・位置ずれ：実況の雨域と予測される雨域の位置が異なっている
- ・発達・衰弱：雨域の発達または衰弱を再現できていない
- ・補正：補正(ii)のバイアス補正により過少または過大に補正された
- ・XRAIN：初期値として用いるXRAINが実況の降雨分布より過少

9. まとめと今後の課題

本研究では、移流モデルとナウキャストによる10分先予測値の補正手法について、4つの手法を検討した。予測先時間までの積算雨量の精度と予測値による運転規制の発令予測精度の2種類の精度評価を行い、各手法の補正効果を評価した。その結果、短時間降雨の補正手法としては、比による予測バイアスの

補正と中北ら（2011）が検討したエラーアンサンブルによる補正手法を組み合わせた補正の精度向上効果が高かった。また、補正後の予測精度は移流モデルの方がナウキャストよりも高く、列車運転規制の発令予測に用いた場合の精度は捕捉率が約60%、適中率は約70%となった。

本研究では算出される予測値を統計的に補正する方法を検討したが、8.の分析結果から、さらなる精度向上のためには移流モデルと他の予測モデルを組合せる必要があると考えている。まずは、台風時などの地形性降雨を再現する、中北ら（2011）の手法を、XRAINの立体観測データを入力値とする場合に最適化して組合せることに取り組む。さらに、中北ら（2014）が開発した立体観測データによる局地的な集中豪雨の予測モデルと移流モデルを組合せることも考えている。今後も引き続き移流モデルを軸とした短時間降雨の予測手法を検討し、列車運転規制への実運用に向けて、より精度の高い予測手法を確立していきたい。

参考文献

- 気象庁技術開発推進本部（2014）：高解像度降水ナウキャストにおける降水の解析・予測技術について、測候時報，第81巻，pp.55-76.
- 椎葉充晴・高埴琢馬・中北英一（1984）：移流モデルによる短時間降雨予測手法の検討，第28回水理講演会論文集，pp.423-428.
- 島村誠（1989）：降雨・河川増水に対する運転規制方法等の改正，日本鉄道施設協会誌，Vol.35，pp.437-440.
- 鈴木修・島村誠（2009）：実効雨量による降雨時列車運転規制基準の開発と導入，鉄道力学論文集，Vol.13，pp.200-203.
- 鈴木雅一・小橋澄治（1981）：がけ崩れ発生と降雨の関係について，新砂防，Vol.121，pp.16-25.
- 中北英一・吉開朋弘・キム スンミン（2011）：地形性降雨を考慮したレーダー短時間降雨予測へのエラーアンサンブルの導入，土木学会論文集 B1(水工学)Vol.67，No.4，I_619 -I_624.
- 中北英一・西脇隆太・山口弘誠（2014）：ゲリラ豪雨の早期探知・予報システムの開発，河川技術論文集，Vol.20，pp.355-360.
- 中瀬遥平・鈴木博人・金原知穂・遠藤理・中北英一（2019）：降雨予測情報を用いた列車運転規制の発令予測精度の評価，土木学会論文集 B1(水工学)，Vol.75，No.2，I_121 -I_126.

（論文受理日：2021年8月30日）