

降雹予測技術及びSNS投稿に基づくその評価指標

Hailfall Prediction Technology and Evaluation Metrics Derived from Social Media Posts

和田 卓久 WADA Takahisa 小澤 優太 OZAWA Yuta

近年、気候変動により世界中で降雹（ひょう）による被害が急速に増加しており、降雹予測技術の開発が急務となっている。従来技術では、降雹を予測したのに実際には降らなかった例（空振り）が多く、信頼性に改善が必要であった。また、降雹は短期的かつ局所的な気象現象のため観測データの数だけでなく、降雹予測の精度評価が困難であった。

そこで、東芝グループは、3次元空間の降水粒子の種類を、混合ガウスモデルを用いて判別することで、空振りを抑えた降雹予測技術を開発した。また、社会に広く定着しているSNS（Social Networking Service）の投稿情報を活用した、降雹予測精度の評価指標（予測成功率^(注1)と過剰予測率^(注2)）を考案し、降雹予測技術の開発に生かした。開発した予測技術を用いて実証実験を行い、予測成功率98%、過剰予測率12%の精度を確認した。

Frequent hailfall damage in recent years due to climate change has made developing hailfall prediction technologies an urgent matter worldwide. Conventional methods often suffer from false alarms, such as instances where hailfall is predicted but does not occur, highlighting the need for improved reliability. Furthermore, there is difficulty with prediction accuracy evaluations due to a lack of data necessary for observing short-term and localized weather phenomena.

To address these challenges, the Toshiba Group has developed hailfall prediction technology that minimizes false alarms by identifying precipitation particle types in three-dimensional space using a Gaussian Mixture Model. Additionally, we have proposed new evaluation metrics (prediction success rates and overprediction rates) based on commonly-used social media posts and applied them to the development of the technology. We have confirmed a prediction success rate of 98% and an overprediction rate of 12% through demonstration experiments.

1. まえがき

近年、地球規模で異常気象が続いており、我が国でも線状降水帯や局地的大雨（ゲリラ豪雨）などの豪雨に伴う被害が問題になっている。気象災害の発生回数と経済損失額を見ると、この40年間でいずれも5倍程度に増え⁽¹⁾、また国内で発生した強い雨の頻度は、約40年前と比較して2倍程度⁽²⁾になり、今後も増加傾向にある。

また局地的大雨だけでなく、降雹による災害も近年増加しており、例えば、2024年4月に兵庫県を中心に発生した降雹では、12万件以上の事故が保険会社に申請され、支払い金額は564億円以上（支払い見込みを含む）であった⁽³⁾。雹は直径5 mm以上の氷の塊であるので、降雹により車のボディーがへこむ、フロントガラスが割れるなどの損害が生じる。また、カーポートや住宅、更にビニールハウスなどの農業施設にも甚大な被害をもたらす。

東芝グループは、“空の見える化”という開発思想の下、“社会インフラ×気象データサービス”により社会全体の安

全・安心を守る取り組みを進めている。この一環として、気象レーダーから得られる観測データをクラウドシステムに取り込み、加工・解析して、雨や、雪、雹などを判別・予測する技術を開発している。そして、これらの開発技術を適用したサイバーフィジカルシステムを構築し、地方自治体や、鉄道会社、電力会社などの社会インフラ事業者に気象データを提供するサービスの事業化を目指している（図1）。更に、このサービスにより突発的な天候変化の情報を提供することで、人々に迅速な対応を促し、危険回避につなげていく。

気象データサービスには、降雹予測も含まれる。従来の降雹予測技術は空振りが多く、十分な信頼性が得られなかった。そこで東芝グループは、3次元空間にある降水粒子の種類の判別に混合ガウスモデルを導入し、独自の学習法を適用して、空振りの少ない降雹予測技術を開発した。

また、降雹予測の開発が難しかった原因の一つとして、降雹地点及び降雹時刻の情報の大規模収集が困難で、予測精度の評価ができないことが挙げられる。そこで今回、近年急速に普及しているSNS投稿からの降雹情報を、降雹予測の精度評価に活用した。降雹に関連したSNS投稿を抽出し、その投稿地点と投稿時刻を基に評価指標を得

（注1）降雹を観測したSNS投稿を予測できたかどうかを示す指標。

（注2）過剰に降雹予測アラートを生成したかどうかを示す指標。

サイバー空間

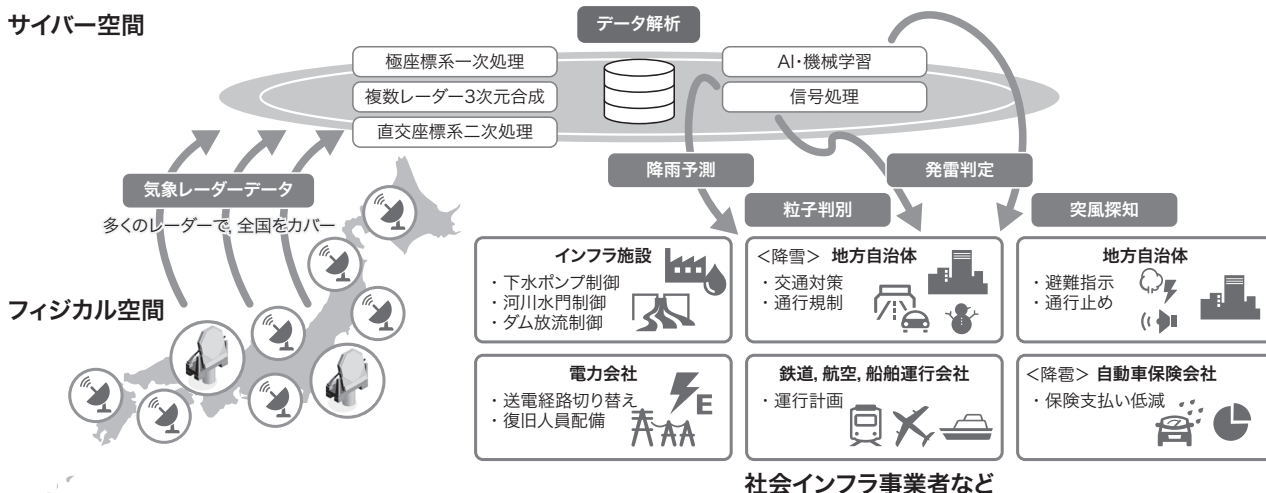


図1. 気象データサービスが目指すサイバーフィジカルシステム

フィジカル空間で取得したデータをサイバー空間で解析して降雨などを予測し、気象データサービスの新たな価値を創出する。

Cyber-physical system (CPS) targeted by weather data service

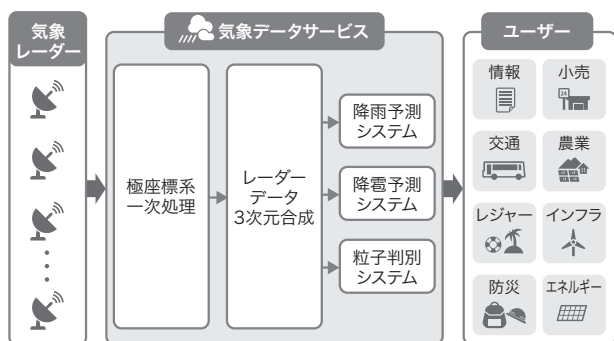


図2. 気象データサービスのシステム概要

気象レーダーの生データを取り込み、一次処理、3次元合成を行った後、降電予測システムなどで各種気象予測を行う。

Weather data service system overview

て、定量的評価を行う。

ここでは、開発した降電予測技術の概要、SNS投稿を活用した評価指標、及び評価結果について述べる。

2. 降電予測システムの概要

降電予測システムを含む気象データサービスのシステム概要を図2に示す。気象データサービスでは、2022年に生データ（未処理のデータ）が商業利用可能となった国土交通省の気象レーダーデータを使用している。2024年6月時点で、全国で稼働する国土交通省設置の気象レーダーは65基であり、これらの観測データをクラウドシステムに取り込み、極座標系一次処理、レーダーデータ3次元合成を実施した後、降電予測に利用する。

2.1 極座標系一次処理

気象レーダーは、上空を3次元の極座標系で観測しており、その観測データには、ほかの気象レーダーからの電波干渉や地面からの反射波など、ノイズが混入すること多い。そこで、極座標系一次処理でノイズ除去などのデータ処理を行う。

2.2 レーダーデータ3次元合成

我が国では、X帯とC帯という異なる周波数の気象レーダーが混在しており、更にそれぞれの気象レーダーには部品の違いなどから生じる個体差がある。そこで、レーダーデータ3次元合成では、これらの気象レーダーごとの個体差やノイズを考慮し、極座標系一次処理済みのデータを合成して、3次元直交座標系データを生成する。

2.3 降電予測技術

降電予測システムで用いている降電予測技術は、図3に示すように、降水粒子判別と降電領域予測の2段階の処理で構成される。降水粒子判別では、2.2節で得た3次元直交座標系データに基づき、3次元（緯度、経度、及び高度）での降水粒子の種別判別を行う。また降電領域予測では、降水粒子判別の結果に基づき、数十分程度未来までの2次元（緯度、経度）での降電領域を予測し、予測結果に応じて降電予測アラートを出力する。

2.3.1 降水粒子判別技術

降水粒子判別技術⁽⁴⁾は、降水粒子を“雨”や、“雪”、“雹”、“雹を含む雨”など10種類に分類する。過去に考案された降水粒子を判別する技術⁽⁴⁾（従来の技術）では、降電のない雨（例えばゲリラ豪雨）を、雹を含む雨と分類すること

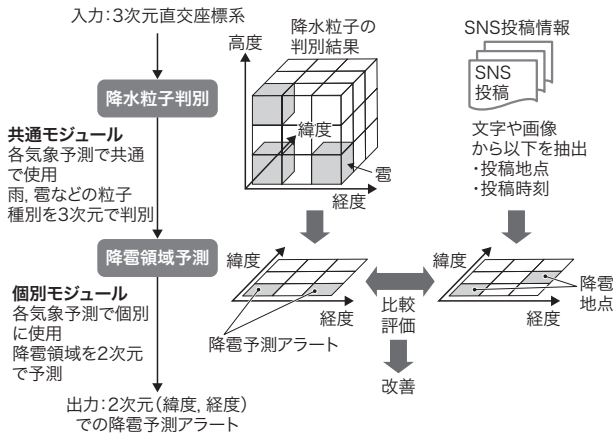


図3. 降電予測技術の概要

気象レーダーデータを処理した3次元直交座標系データを基に、降水粒子の種別判別を行い、その結果を用いて降電領域を予測する。

Hailfall prediction process

が多く、これが降電ありの空振りを大きく増加させる要因となっていた。空振りの増大は、誤報の繰り返しを招き、信頼性を低下させる。これにより、情報が発信されても行動を起こさなくなる、いわゆる“オオカミ少年効果”を引き起こし、降電の予測を受け取った人々の電の回避行動を妨げることに繋がる。そこで、降電ありの空振りを抑えるように降水粒子判別技術を開発した。

開発した降水粒子判別技術⁽⁵⁾では、従来と同じ10種類に分類しつつ、降電のないゲリラ豪雨は雨と分類することを目指し、各分類が複数の正規分布（ガウス分布）から生成されたと想定する混合ガウスモデルを使用した。このモデルは、事前に学習して利用するため、学習用データが必要となる。ここでは、学習用データの作成のために、複雑な確率分布からデータをサンプリングする際に使用されることが多いマルコフ連鎖モンテカルロ法を用いた。この手法を用いて、従来の降水粒子判別技術で利用していたデータから、雨や雪といった今回のモデル学習で使用可能なデータを抽出した。

更に、電を含まないゲリラ豪雨の観測データに対し、気象レーダーのドメイン知識を活用したノイズ除去やクラスタリングなどを繰り返し適用し、ゲリラ豪雨の特徴を捉えたゲリラ豪雨用の学習用データを作成して学習を行った。

開発した降水粒子判別技術による効果を確認するために、SNS投稿情報から、降電が確認できていないゲリラ豪雨事例において、従来の技術と開発した技術との降水粒子種別の判別結果を比較した（図4）。従来の技術では、電を含む雨と分類していた部分に対し、開発した技術では雨と分類し、電若しくは電を含む雨と分類しなかったことが確認で

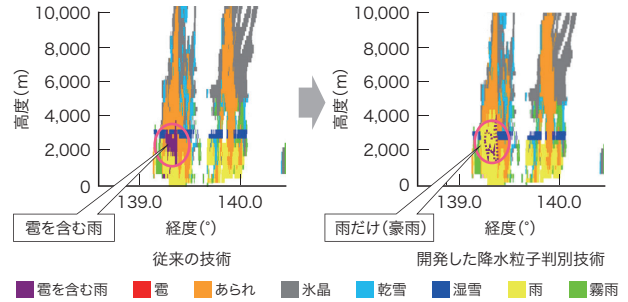


図4. 従来の技術と今回開発した技術との粒子判別結果の比較

降電が確認されない事例で、従来の技術では電を検出する一方で、今回開発の技術では電を検出しなくなり、その結果として降電ありの空振りが減少した。

Comparison of hydrometeor classification results obtained by conventional and new technologies

きた。この技術を用いることで降電予測における降電ありの空振りが減少した。

2.3.2 降電領域予測技術

降電領域予測技術では、東芝グループが従来開発してきた降雨予測技術において雨雲の移動の予測に用いている移流ベクトル推定手法⁽⁶⁾を、降電領域の予測に活用した。ここでは、3次元の降水粒子判別結果から、地上まで氷の塊が溶けずに降電となる降水粒子種別を検出し、この降電をもたらししている積乱雲の数十分先までの移動領域を考慮して降電領域を予測する。更に、降電領域の予測結果から、降電予測アラートを生成する領域を特定する。

3. SNSを活用した降電予測の定量的評価指標

SNS投稿は、降電から必ず遅れて投稿されることや、降電地域から避難した後に投稿されること、SNSの仕様として投稿の正確な場所情報が付加されないケースが多いことなどから、投稿地点と投稿時刻には一定の曖昧さが残る。そこで、各SNS投稿について、それぞれ投稿地点と投稿時刻に幅を持たせ、SNS投稿地点から一定の距離以内の場所に降電があったとみなし、また投稿時刻から一定時間の間、降電が継続したとみなすこととした。このような対応によりSNS投稿を利用することで、降電予測精度の新しい評価指標（予測成功率、過剰予測率）を考案した⁽⁷⁾。

これらの評価指標は今回東芝グループが独自に考案したため、従来の各種予測評価指標との同列の比較は困難である。しかし、今回の技術開発では、実際にこれらの評価指標を活用して降電予測精度を評価し、パラメーター調整などによる技術開発を進めることができた。

3.1 予測成功率

まず、SNS投稿地点から5 km 以内、及びSNS投稿時

刻から1時間以内に降電予測アラートを生成できた際に当該SNS投稿の予測に成功したとする。予測成功率は、降電ありと投稿した全SNS投稿数に占める予測に成功した割合である。降電ありと投稿したSNS投稿を全て予測できた場合に100%となり、これが高いほど見逃しがなく予測できたことを表す。予測成功率は、降電ありと予測した中で降電があった割合である一般的な適中率と同種の指標である。図5に予測成功率の具体的な計算例を示す。

3.2 過剰予測率

まず、SNS投稿地点から20 km 以内、及びSNS投稿時刻から2時間以内を実際に降電ありとし、それ以外を降電なしとする。過剰予測率は、降電予測アラートを生成した全領域数に対して、降電予測アラート生成数の中で降電なしであった領域数の割合である。降電予測アラートを生成した全領域に対して、全て降電ありのSNS投稿がある場合に0%となり、これが低いほど過剰の降電予測アラートがないことを表す。過剰予測率は、降電ありと予測した中で、降電がなかった割合である一般的な空振り率と同種の指標である。図6に過剰予測率の具体的な計算例を示す。

4. 降電予測技術の評価結果

2023年夏季に、開発した降電予測技術の実証実験を実施し、3章で示した評価指標を用いて、予測精度の定量的

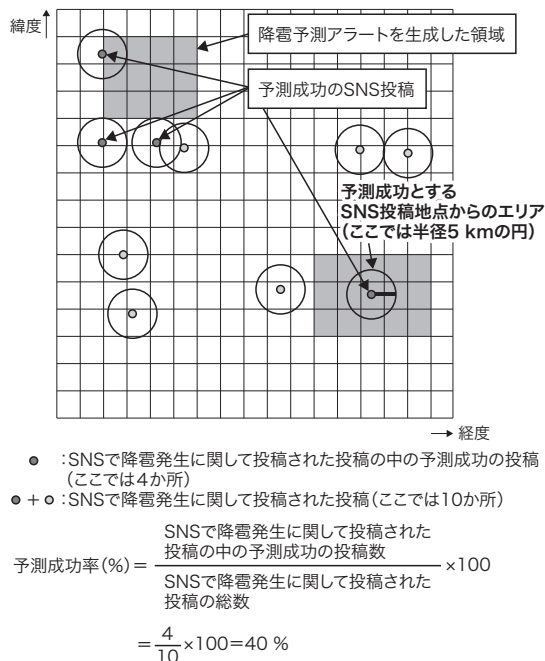


図5. 予測成功率の計算例

この例では予測成功率は40%になる。

Example of calculated prediction success rate

評価を行った。

2023年7月31日に群馬県で発生した降電事例において、16:00～22:00の間に降電予測アラートを生成したエリアと、同時時間帯に投稿された降電のSNS投稿地点との比較結果を図7に示す。この降電事例では、予測成功率98%、過剰予測率12%という結果が得られた。

また、同事例において、降電予測アラートを生成した時刻と降電時刻との差分を計算し、どの程度事前に降電を予測できたかを示すリードタイムの評価を行った。この結果を図8

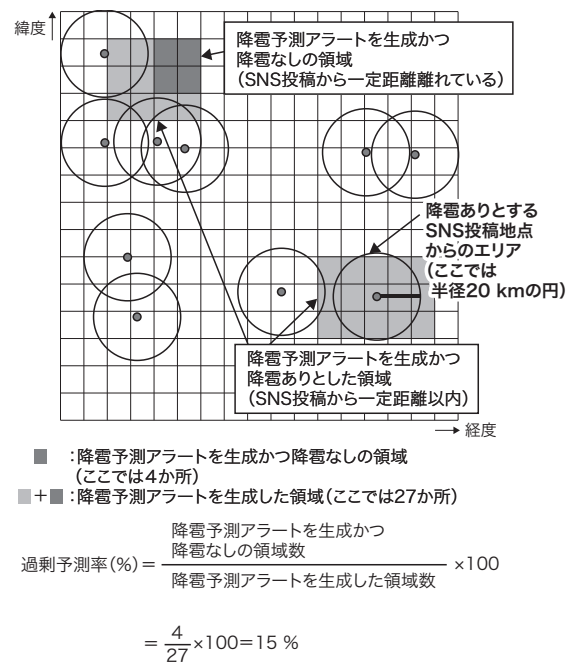


図6. 過剰予測率の計算例

この例では過剰予測率は15%になる。

Example of calculated overprediction rate

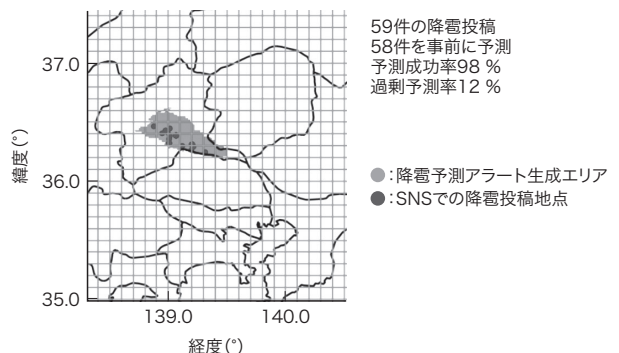


図7. 実証実験における降電予測の精度評価結果の例

2023年7月31日に群馬県で発生した降電事例では、降電予測の予測成功率98%と過剰予測率12%を確認した。

Result of hailfall prediction accuracy evaluation experiments

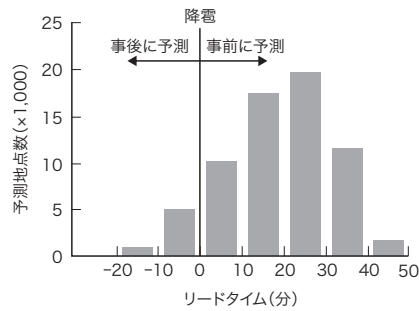


図8. 実証実験における降雹予測のリードタイムの評価結果の例

2023年7月31日に群馬県で発生した降雹事例では、降雹アラートが平均18.4分前に生成されたことを確認した。

Result of hailfall prediction lead time evaluation experiments

に示す。リードタイムが大きいほど、より事前に降雹を予測できたことを示しており、今回の事例では20分～30分のリードタイムで予測できた領域が最も多く、ほとんどの場合、事前に予測できた。また、実証実験では降雹予測アラートを受け取った人の回避行動につながったとの情報も得られたことから、この降雹予測技術の有効性が確認できた。

5. あとがき

混合ガウスモデルを活用して、気象レーダーデータから降雹時刻と降雹領域を予測する降雹予測技術を開発し、降雹ありの空振りの低減を実現した。また、SNS投稿の投稿地点、及び投稿時刻に残る曖昧さを考慮した評価指標を考案して定量的な評価を行い、降雹予測技術の開発に用いた。2023年度に、開発した降雹予測技術の実証実験を行い、予測成功率98%、過剰予測率12%という結果を得た。

東芝グループは、今後も降雹予測技術の更なる改善を行うとともに、各気象予測技術を開発し、社会全体の安全・安心の向上に貢献する。

文献

- (1) World Meteorological Organization (WMO). WMO ATLAS OF MORTALITY AND ECONOMIC LOSSES FROM WEATHER, CLIMATE AND WATER EXTREMES (1970-2019) (WMO-No. 1267), Switzerland, WMO, 2021, 90p. <https://www.unclearn.org/wp-content/uploads/library/1267_Atlas_of_Mortality_en.pdf>, (accessed 2025-05-29).
- (2) 気象庁. “大雨や猛暑日など（極端現象）のこれまでの変化”. <https://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/extreme/extreme_p.html>, (参照 2025-05-29).
- (3) 日本損害保険協会. 兵庫県を中心とした令和6年4月16日の降雹に係る各種損害保険の支払件数・支払保険金等について (2024年5月31日現在). <https://www.sonpo.or.jp/news/release/2024/g34I0i0000002u4b-att/240620_01.pdf>, (参照 2025-05-29).
- (4) Kouketsu, T. et al. "Validation of Hydrometeor Classification Method for X-band Polarimetric Radar Comparison with Ground Observation of Solid Hydrometeor". Proc. Sixth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD2010). Sibiu, Romania, 2010-09, European Meteorological Society, Sibiu, Romania, EMS. 2010, p.195-201.
- (5) Wada, T. et al. "A Hydrometeor Classification Method for Dual Polarization Weather Radar Based on Gaussian Mixture Model using Bayesian Inference", European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD2024). Italy, Roma. 2024-09, CNR-ISAC, Sapienza University.
- (6) 和田卓久, ほか. “MP-PAWRの観測データを利用した短時間予測の技術開発”. 第59回下水道研究発表会. 東京, 2022-08, 日本下水道協会, 2022, S-5-1-5.
- (7) Ozawa, Y. et al. "Proposal of Hail Forecast Method and Performance Evaluation Utilizing SNS Post Data", ERAD2024. Italy, Roma. 2024-09, CNR-ISAC, Sapienza University.



和田 卓久 WADA Takahisa
総合研究所 インフラシステムR&Dセンター
システム制御・ネットワーク技術開発部
System Control and Network R&D Dept.



小澤 優太 OZAWA Yuta
総合研究所 インフラシステムR&Dセンター
システム制御・ネットワーク技術開発部
System Control and Network R&D Dept.