京都大学防災研究所年報 第 65 号 B
DPRI Annuals, No. 65 B, 2022

ゲリラ豪雨のライフサイクル概念を考慮した定量的危険性予測手法の提案

Design of a Quantitative Risk Prediction Method Based on Life Cycle of Guerrilla-heavy Rainfall

Hwayeon KIM・前川智寧(1)・中北英一

Hwayeon KIM, Tomoyasu MAEKAWA(1) and Eiichi NAKAKITA

(1) 京都大学大学院工学研究科

(1) Graduate School of Engineering, Kyoto Univ.

Synopsis

Localized severe heavy rainfalls have frequently occurred in Japan. For reducing the damages by disasters, it is necessary to predict the risk of GHR. Kim and Nakakita (2021) developed the quantitative risk prediction method by considering the relationship between the predicted risk level and the variables based on the stages, which are defined by just time. In time stages, the development of GHR was tracked at 5-minute intervals. However, the length of the whole life of GHR depends on the cases, for example, the second 5-minute interval does not necessarily have the same meaning in the development of GHR for different cases. If we consider the development of GHR based on the statistical and physical aspect, we should make more precise predictions. Therefore, this research aims to show the potentiality of the quantitative risk prediction.

キーワード: ゲリラ豪雨，ライフステージ，定量的危険性予測
Keywords: Guerilla heavy rainfall, Life stage, Quantitative risk prediction

1. はじめに

1.1 研究の背景

近年，都市域を中心としてゲリラ豪雨と呼ばれる，突如出現し，急激に発達する孤立積乱雲によってもたらされる局地的豪雨による災害が問題となっている．特に都市域においては，局地的豪雨により短時間の内に大量の雨が下水道に流れ込むことによって，人命に関わるような急激な出水や水位上昇がもたらされる．2008 年 7 月兵庫県都賀川において，ゲリラ豪雨による突然の出水で約50名が流され，5 名の尊い命が奪われるという痛ましい水難事故が発生した．また，同年 8月には東京都豊島区雑司ヶ谷においてゲリラ豪雨が原因となり地下下水道で作業をしていた作業員 6名の方が流され，内5名の方が犠牲となる水難事故が起こった．これらの事故をきっかけに，ゲリラ豪雨による災害に対する社会的な関心が高まった．また，ゲリラ豪雨による災害は気候変動によって増加することが懸念されており，こうした災害による被害を防ぐため，正確かつできるだけ早い予報を可能にして1分1秒でも長く避難時間を確保することが必要である．そのためにはゲリラ豪雨の危険性予測手法を高精度化し確立することが急務であるといえる．

1.2 ゲリラ豪雨に関する先行研究

防災のための降雨予測技術の確立に関する研究は長年行われており，メソ気象数値モデルにより台風

や前線によるスケールの大きな豪雨は予測が可能となってきている．しかしながら，これらの予測の技術をもってしてもゲリラ豪雨による災害を防ぐには充分ではない．なぜなら，これらの予測の技術が対応できる時間・空間的な規模よりもゲリラ豪雨の規模は小さいからである．こうした中でゲリラ豪雨をもたらす危険のある積乱雲の早期探知に関する研究がすすめられた．中北ら（2010）はCバンドレーダを用いて，従来の低仰角のみの観測ではなく立体観測によって，ゲリラ豪雨をもたらす積乱雲を発達のごく初期の段階において確認できることを明らかにした．地上付近で降水粒子を探知するより最大で12 分も早くタマゴを探知できたという結果を得た．10 分程度の時間であっても，タイムスケールが小さいゲリラ豪雨においては，10 分というリードタイムは人命を救うという意味で極めて重要である．この研究結果は，立体観測がゲリラ豪雨の早期発見において有効であることを示した．加えて，従来から利用されているCバンドレーダよりも時間的かつ空間的に高分解能を持つXバンドマルチパラメータ（MP）レーダの立体観測によって，Cバンドレーダによる立体観測よりもより早いゲリラ豪雨の探知ができることを示した．さらに中北ら(2013)はドップラー風速から推測される渦度が強い場合にはほぼ確実に積乱雲が強く成長することを示した．また，中北ら(2014)はゲリラ豪雨をもたらす積乱雲の「早期探知」，「自動追跡」及び「危険性の予測」の3手法を組み合わせ，ゲリラ豪雨災害危険地域を予測する予報システムを開発した．Fig. 1は渦度がタマゴ探知から何分後に検出されているか，タマゴ探知から何分後に地上で最大降雨強度に至るかという統計情報を表している．渦度がゲリラ豪雨の危険性予測に極めて有効であることが示されている．

一方で積乱雲が発達するのかどうかという定性的な予測だけでなく，強く成長した積乱雲がどれほどの地上降雨をもたらすのかという，定量的な危険性予測に関する研究もすすめられてきた．Kim and Nakakita(2021)は，孤立積乱雲が地上にもたらす最大降雨強度を離散化してリスクレベルとし，そのリスクレベルを定量的に説明することができる，レーダ観測によって得られる変数の組み合わせを統計的手法によって求めた．結果，レーダ反射強度とマルチドップラー解析によって5分ごとに推定される鉛直渦度，発散，上昇流の4つの変数による組み合わせが最も精度高くリスクレベルを予測できることを発見し，マルチドップラー解析で得られる観測値を用いることで精度の高い定量的な危険性予測を行えることを示した．また，Kim and Nakakita(2021)は，これらの変数が積乱雲を探知してからの経過時間によって異なる特徴を見せることに着目して，積乱雲探知からの経過時間を5分ごとに区切ったステージに沿って，段階的に別個の予測式を作成することによってより精度の高い定量的予測が行えることを示した．なお，これらの変数の値は各5分間の降水セル内の最大値を目的変数として採用している．

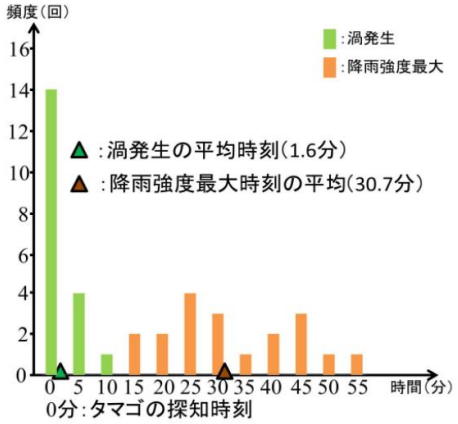


Fig. 1 Frequency distribution of the onset time of vorticity and the maximum time of rainfall intensity on the ground when the egg detection time is set to 0 minute (Nakakita et al., 2013).

1.3 研究の目的

Fig. 2に示すように，孤立積乱雲には発生から消滅までの一連の流れがあり，この流れ全体のことを本研究ではライフサイクルと呼ぶ．本研究ではこのライフサイクルを4つに分け，積乱雲の発達段階として成長期，成熟前期，成熟後期，衰退期という4つのライフステージを考える．

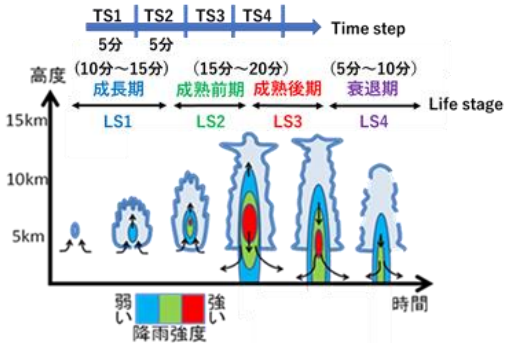


Fig. 2 The concept of Life stage and Time step.

前節でも述べたように，Kim and Nakakita(2021)は，積乱雲探知からの経過時間を5分ごとに区切ったステージに基づいて予測を行うことで，定量的な地上最大降雨強度レベルのより高精度な予測ができることを示した．しかし，ゲリラ豪雨をもたらす積乱雲の一生の長さは30分から1時間程と幅があり，ライフ

ステージの進行速度は個々の積乱雲によって異なる．そのため，Kim and Nakakita(2021)の既往研究で設定された5分間隔の段階的なステージが，異なる事例間において必ずしも積乱雲の発達過程における同じ段階を意味するとは限らない．レーダによって推定される鉛直渦度や上昇流といった変数が時間経過とともに異なる特徴を見せるのは，積乱雲の発達過程が進行するからである．しかし，Kim and Nakakita(2021)では異なる積乱雲間における一生の長さの違いが考慮されていない．積乱雲の危険性に関する段階的な予測を個々の積乱雲間における発達過程の進行具合に合致するように行えば，より高精度な定量的な危険性予測ができると考えられる．すなわち，Kim and Nakakita(2021)による予測手法には，積乱雲の発達過程の進行を考慮することでより精度の高い予測を可能にしたものでありながら，個々の積乱雲の発達過程の進行速度の違いを考慮できていないという改善点があり，その点を改善すればさらに精度の高い予測ができるはずである．

本研究では増田と中北（2014）が開発した偏波レーダ観測値から粒子判別を行い，その粒子判別結果から積乱雲の発達過程の判定を行う手法を用いて，リラ豪雨の定量的な危険性予測におけるライフサイクル概念の利用可能性について検討する．

1.4　本論文の構成

第2章では，増田と中北(2014)の手法を用いたTime stepのライフステージによる分類方法ついて述べる．第3章では，第2章で得たライフステージ判別結果を用いて，Time stepによる予測とTime stepをライフステージで分類したLife stageによる予測の比較を行い，Life stageに基づく予測方法の有用性を検証する．第4章では，第2章で設定したLife stageがライフサイクル概念に従っていることを確認し，Life stageに基づく予測が個々の積乱雲の発達過程を考慮できているものであることを示す．そして第5章で結論を述べる．

2. ライフステージ判別によるTime stepの分類

本研究では，Kim and Nakakita(2021)によって設定された5分間隔の段階的なステージのことをTime stepと呼び，Fig. 2のように積乱雲検知後から最初の5分間をTime step 1，その次の5分間をTime step 2，さらにその次の5分間をTime step 3として，Kim and Nakakita(2021)の既往研究と同様に各事例についてTime step 5までマルチドップラー解析を行い，各Time stepごとに鉛直渦度や上昇流等の値を得た．これらは，積乱雲を探知してからの経過時間によって機械的に設定するものである．

一方で，積乱雲の発達過程は個々の積乱雲によって進行速度が異なる．本研究では，積乱雲のライフサイクル全体を増田と中北(2014)と同様に，Fig. 2のように成長期，成熟前期，成熟後期，衰退期の4つのライフステージに分け，これらを順にLife stage 1 ,2, 3, 4とした．そして，各事例の各Time stepがLife stage 1, 2, 3, 4のどれに当てはまるかを増田と中北(2014)の手法を用いて判定し，Life stageによる分類付けを行った．積乱雲によって発達過程の進行速度が異なるのであれば，異なる積乱雲間の同じTime stepが必ずしも同じLife stageに分類されるとは限らない．

本研究では，Life stageによるTime stepの分類付けを行った上でTime step及びLife stageに基づく地上最大降雨強度の予測実験を行い，その結果を比較することで積乱雲のライフサイクルを考慮したゲリラ豪雨の危険性予測の可能性について検討した．

2.1　本章の目的

本章では，増田と中北(2014)のライフステージ判別手法を用いて，解析事例である各積乱雲の各Time stepに対して，ライフステージによる分類付けを行う．さらにその結果から，異なる積乱雲間における同じTime stepが必ずしも同じライフステージとはならないことを確認する．

2.2　使用レーダ及び解析事例について

(1)　Xバンド二重偏波レーダ

本研究では国土交通省がXRAINとして管理する39機のレーダ群のうち近畿地方に設置されている鷲峰山，田口，六甲，葛城の4台のXバンド二重偏波レーダを利用する．二重偏波レーダによって得られる偏波パラメータは，降水粒子の形状や混在度合い，粒径分布によって異なる値を示すため，偏波パラメータを用いることによって，降水粒子の粒形や種類の判別が可能となる．

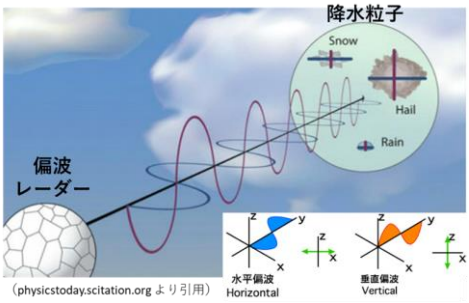


Fig.3 MP radar transmits and receives dual polarization of horizontal and vertical polarization.

(2)　解析事例

本研究では近畿地方で発生した「30分以内に地上に50mm/hr以上の降雨をもたらした孤立積乱雲」を対象事例として，7つの事例を抽出した。事例の詳細をFig. 4及びTable 1で示す.

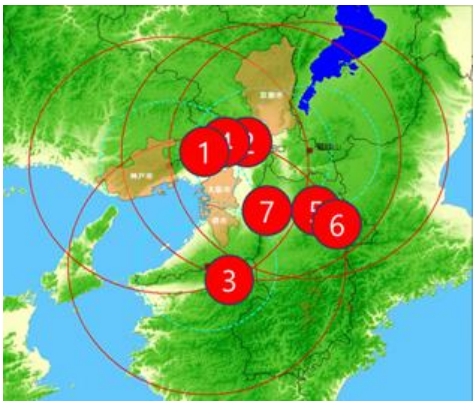


Fig.4 Radar observation range and the locations of analysis examples.

Table 1 The date and time of analysis examples

No.	Date	Time
1	2013-0806	16:10-16:30
2	2013-0807	16:50-17:20
3	2015-0807	17:25-17:45
4	2015-0829	14:50-15:20
5	2016-0803	18:35-18:55
6	2016-0825	13:25-13:45
7	2018-0813	15:30-16:10

2.3　ライフステージ判別手法

本節では，本研究で用いる増田と中北(2014)のライフステージ判別手法について簡単に説明する.

(1)　二重偏波レーダを用いた降水粒子判別

偏波パラメータ(Z_H, Z_{DR}, ρ_{HV}, K_{DP})は，Fig. 5に示すように降水粒子の形状や混在度合い，粒径分布によって異なる値を示すため，これらの特性を利用した降水粒子判別に関する研究が多数なされてきた．本研究で用いた増田と中北(2014)の降水粒子判別手法は，Sバンドレーダに対してファジー理論を適用したPark et al.(2009)の粒子判別手法をXバンドMPレーダに適用したものである．以下に，増田と中北(2014)の降水粒子判別手法の詳細を述べる.

増田と中北(2014)の手法では，まずFig. 4に示す7基のレーダを用いて偏波パラメータに関する3次元直交座標データを作成する．対象とする偏波パラメータは，後述する降水セルの追跡に用いる降雨強 R

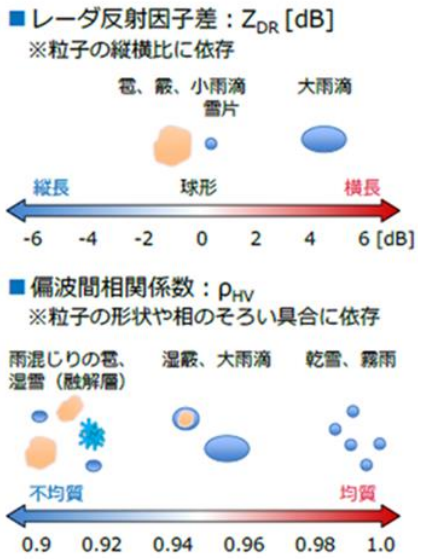


Fig. 5 The characteristics of precipitation particle described by polarimetric parameters (ρ_{HV}, K_{DP}).

と，レーダ反射因子 Z_H，レーダ反射因子差 Z_{DR}，偏波間相関係数ρ_{HV}，偏波間位相差変化率 K_{DP} の 5 要素である．7 基のレーダによる前 5 分間の観測値(極座標系)を用いて，水平解像度 250[m]，鉛直解像度 500[m]，最大高度 10[km]の 3 次元データが 1 分間隔で作成される．その際，内挿点とレーダ観測点の距離の重みと，観測時間差による重みを考慮した内挿手法を採用する.

次に，融解層高度の推定を行う．融解層とは，気温が 0 度よりも高い層を上空から落下してきた雪やあられが通過する際に氷相から液相へ変化している層のことで，融解層高度を特定することができれば粒子判別の推定精度を向上させることができる．増田と中北(2014)の手法では，偏波パラメータの値が融解層の特徴(30< Z_H<47 かつ 0.8<Z_{DR}<2.5 かつ 0.90<ρ_{HV}<0.97，Park et al., 2009)を示すメッシュの数をカウントし，Z_H>0[dBZ]の全メッシュ数で除した値を高度ごとに算出する．これを融解層指数と称し，融解層指数が最も大きな高度とその上下の高度を対象領域中の平均的な融解層と判定する．判定した融解層よりも下層を降雨層，上層を降雪層とし，各層において存在可能な粒子を限定した上で，ファジー理論によって各メッシュにおける支配的な粒子の種類を判別する．S バンドレーダに対しファジー理論を適用して粒子判別を行う Park et al.(2009)の手法を X バンド MP レーダに適用する．その際，波長依存性の大きい K_{DP} のメンバーシップ関数については 3 倍程度(S バンドと X バンドの波長比)の値に

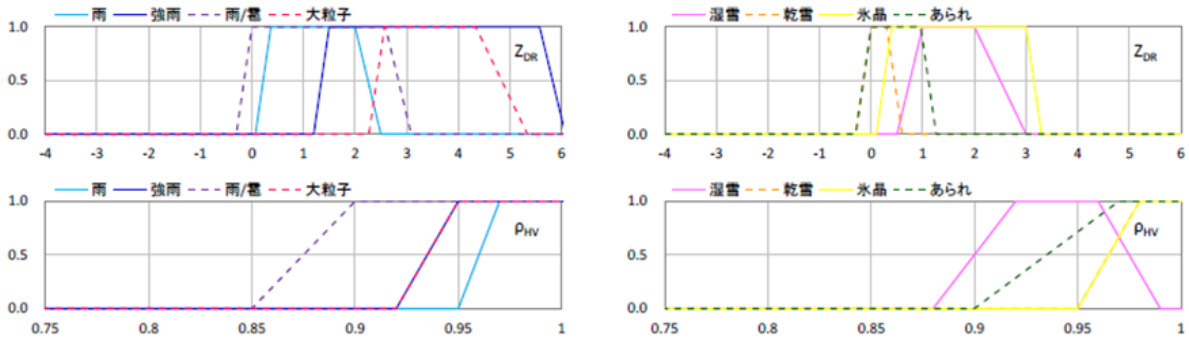


Fig. 6 The Membership functions of polarimetric parameters (ρ_{HV}, K_{DP}) for Hydrometeor classification.

改変する.偏波パラメータxと降水粒子iの存在度合いの関係をFig. 6で示すメンバーシップ関数$\mu_i{}^x$で表現し，評価値Q_iを式(1)より算出する．

$$Q_i = \frac{1}{4}(\mu_i{}^{Z_H}(Z_H) + \mu_i{}^{Z_{DR}}(Z_{DR}) + \mu_i{}^{\rho_{HV}}(\rho_{HV}) + \mu_i{}^{K_{DP}}(K_{DP})) \quad (1)$$

この評価値を各メッシュにつき降水粒子ごとに算出し，最も大きな評価値を示す粒子が当該メッシュの降水粒子として選出される．

(2)　粒子判別結果によるライフステージ判別

増田と中北(2014)の手法では，(1)の粒子判別結果を用いて各降水セルのライフステージを判別している．ここでは，Fig. 2で示すように積乱雲の一生を成長期，成熟前期，成熟後期，衰退期の4つのライフステージから成るものとし，各ライフステージは高度2kmのセル内平均降雨強度（以下，R_{2km}とする）を用いて次のように定義される．まず，R_{2km}の時間による2階微分が負の時間帯を成熟期とし，成熟期よりも前を成長期，後を衰退期と定義する．さらに成熟期については，R_{2km}のピークよりも前を成熟前期，後を成熟後期として細分化している．55の事例からなる教師データを用いて，これら4つのライフステージとセル内の粒子判別結果を結びつけるメンバーシップ関数を作成し，ライフステージ判別手法へと適用している．具体的には，粒子判別結果としてFig. 7のように得られるセル内の各粒子の存在比から乾雪＋雨，大粒子，強雨＋雨/雹，霰の存在比を求め，これらと高度2kmのセル内平均降雨強度（R_{2km}）を高度2kmより上空の最大降雨強度のセル内平均値（R_{VMAX}）で割った鉛直降雨強度比（R_{2km}/R_{VMAX}）の5要素と各ライフステージに関するメンバーシップ関数である．これらのメンバーシップ関数を用いて，以下のような評価値Q_jを各セルについて1分ごとの各時刻に算出する．

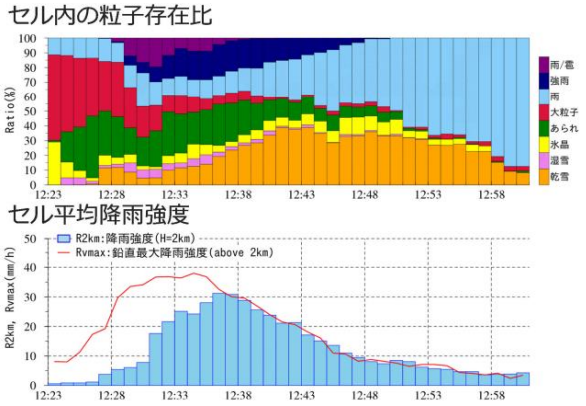


Fig. 7 Ratio of particle existence and R_{2km} in a cell (Masuda and Nakakita, 2014).

$$Q_j = \frac{\sum_{k=1}^{5} \mu_j{}^k(V_k) \cdot w_j{}^k}{\sum_{k=1}^{5} w_j{}^k} \quad (2)$$

$\mu_j{}^k$はメンバーシップ関数を，V_kはメンバーシップ関数に入力する5要素を，$w_j{}^k$は各要素の出現頻度の重なりを考慮した重み係数を表している．最も大きな評価値を示すライフステージがその時刻における当該セルのライフステージとして選出される．

2.4　Time stepのライフステージ分類

(1)　1分間ライフステージの判別

まず，7つの全解析事例に対して増田と中北(2014)の手法を用いてライフステージ判別を行った．2.3節で述べたように増田と中北(2014)の手法では，1分間隔で作成される偏波パラメータの3次元データを用いて1分ごとのライフステージ判別結果を得る．Fig. 8は，2013年8月6日における16時21分のライフステージ判別結果である．セルを囲む線の色がそのセルのライフステージを表しており，青色が成長期，緑色が成熟前期，赤色が成熟後期，紫色が衰退期をそれぞれ表している．なお，2013年8月6日の解析事例であるセルは赤点線で囲ってあり，16時21分における対象セルのライフステージは成熟前期であることが分かる．

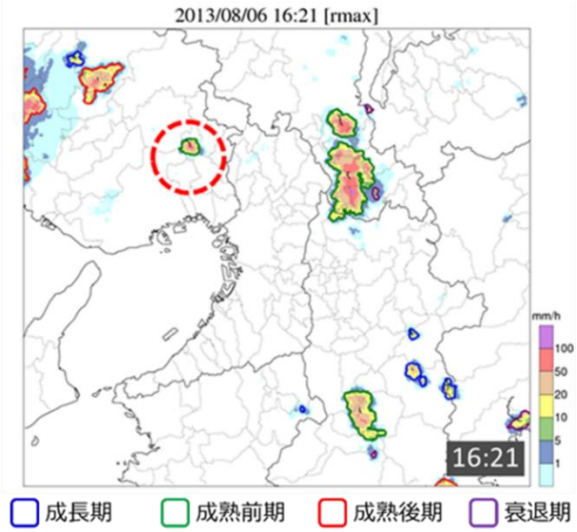


Fig. 8 Life stage identification result at 16:21 on August 6, 2013. The color surrounding the rainfall area indicates the life stage of the cell.

(2)　５分間ライフステージの決定

本研究では，レーダ反射強度とマルチドップラー解析で推定された鉛直渦度，上昇流，発散を用いて予測実験を行った．これは，Kim and Nakakita(2021)が予測式の説明変数に用いたものと同じである．マルチドップラー解析の結果は1回5分の観測の結果として各Time stepごとに得られる．例えば，16時15分から16時19分にかけてのレーダ走査によるマルチドップラー解析の結果が16時15分のものとして得られる．本研究では，このTime stepが同じTime stepであっても異なる事例間では異なる発達段階にあることがあり得ると考え，変数の組が格納されている各Time stepをLife stage1, 2, 3, 4のいずれかに分類し，Life stageによるラベリングを施した．

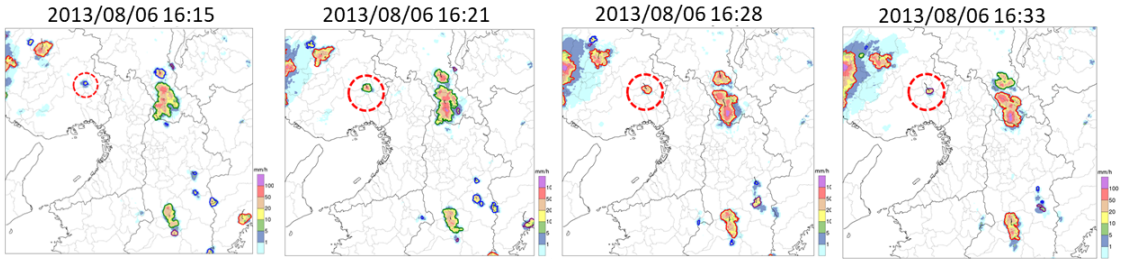
(a)　５分間ライフステージの決定方法

Time stepは5分単位であるから，5分を代表するライフステージを決定しなくてはいけない．ここでは，1分ごとのライフステージ判別結果から5分ごとのライフステージを決定したその方法について述べる．まず5分間における5つのライフステージ判別結果の内で過半数，すなわち3つ以上を占めるライフステージが存在するとき，そのライフステージをその5分間のライフステージとした．次に，過半数を占めるライフステージが存在しない場合，成長期を1，成熟前期を2，成熟後期を3，衰退期を4とし，5つのライフステージ間での平均を取って最も近い値に該当するライフステージをその5分間のライフステージとした．また，対象事例の最初と最後の5分間に関しては，5分間の内4分間以上セルが存在していた場合，その5分間を事例に含めて対象事例とした．

Fig. 9は2013年8月6日の解析事例のライフステージ判別結果である．最下行が増田と中北(2014)の手法によって得られた1分ごとのライフステージ判別結果を表しており，その一つ上の行が本研究で定めた方法によって決定した5分間のライフステージである．各Time stepのライフステージがLife stage 1から4へと順に進んでいるのが分かる．また，1分ごとのライフステージ判別結果も，Time step 2にLife stage 2と3の前後逆転が見られるものの，5分ごとの判別結果と同様に1から4へと進行していく様子が分かる．このTime step 2は，前述した平均化による操作によって5分間ライフステージを決定した全事例の中での唯一のTime stepである．結果的に，今回の7事例の中では平均化による操作は例外的な措置となったが，実用的な予測を考える上では平均化による操作の是非を含めて5分間ライフステージの決定方法について考えなくてはならない．次項で，この平均化操作について考える．

(b)　平均化操作に関する考察

前項では，5分間における5つのライフステージ判別結果の内で過半数を占めるものがない場合に，5つ



	08/06/2013																								
Time (HH:MM)	16:15	16:16	16:17	16:18	16:19	16:20	16:21	16:22	16:23	16:24	16:25	16:26	16:27	16:28	16:29	16:30	16:31	16:32	16:33	16:34	16:35	16:36	16:37	16:38
Life stage (Time step)	1					2					3					4					4			
Life stage (1min)	1	1	1	1	1	1	2	3	3	2	2	2	3	3	3	3	3	4	4	4	4	4	4	4

Fig. 9 Life stage identification result at every minute on August 6, 2013.

のライフステージ間での平均を取って最も近い値に該当するライフステージをその5分間のライフステージとすると述べた．これは，ライフステージをカテゴリー変数のよう取り扱い便宜的に正の数値をあてはめて平均化の操作を行ったことになる．そのため，カテゴリー変数の平均値自体には本来的な意味が含まれないこととなり，意味を含まない平均値を5分間の代表とするライフステージにすることに対して疑問が生じる．本項では，この疑問に対する筆者らの考えを述べる．

結論としては，この平均化操作に上記のような問題はないと考える．理由は，Life stageは積乱雲の一生を表す概念的なステージであり，Life stage は1から4へと不可逆的に進行していくものであるという前提があるからである．すなわち，ある5分間におけるライフステージ判別結果が(4,1,3,4,2)のようにランダムな並びとなることは想定されていないということになる．仮に，ランダムな並びとして判別結果が出る場合は，その事例が解析対象として不適か，ライフステージ判別手法そのものについて検討する必要がある．また，5分間におけるライフステージ判別結果が(1,2,2,3,3)や(2,2,3,3,4)のような場合を考えたときにLife stageが不可逆的に進行していくものであるという前提に立つと，Life stageの1,2,3,4という値を発達過程の進行具合の重みづけと考え，平均操作によって前者をLife stage 2 後者をLife stage 3と判定することは全く無意味なものではないと考えられる．以上より，本研究では，平均操作を問題であるとは判断しない．

(c)　５分間ライフステージの判別結果

(a)で述べた方法で全事例に対して5分間ごとのライフステージを判別した結果をFig. 10に示す．異なる事例間では同じTime stepであっても異なるLife stageに分類されていることが分かる．なお，Life stage 1と2のTime stepに挟まれているのにも拘わらずLife stage 4と判定された2016年8月25日13時25分から29分のTime step 2をLife stage 2と訂正した．

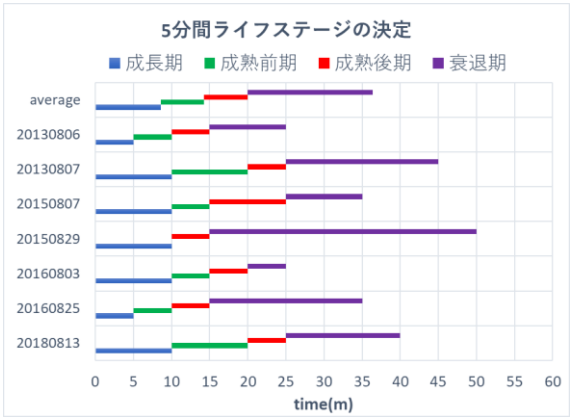


Fig. 10 Life stage identification results for each 5-minute time step in all 7 cases. Different cases are classified into different life stages even at the same time step.

3.　予測実験による検証

本研究では，Kim and Nakakita(2021)の既往研究と同じ区切り方で離散化した地上最大降雨強度をリスクレベルとして目的変数とし，さらに目的変数としてマルチドップラー解析で得た渦度等の値を用いて，Time step 及び Life stage に基づく予測実験を行った．それらの結果を比較することでライフサイクル概念を考慮したゲリラ豪雨の定量的危険性予測の有用性を検証した．なお，本研究では 50mm/hr 以上のゲリラ豪雨事例を対象としているので，地上最大降雨強度 50～70mm/hr を意味するリスクレベル 3 と 70mm/hr 以上のレベル 4 の 2 つリスクレベルを扱うことになる．

3.1　マルチドップラー解析

本節では，目的変数として渦度等の値を推定するのに用いたマルチドップラー解析について簡単に説明する．

マルチドップラー解析は，ドップラーレーダによって観測されるドップラー風速を用いて三次元風速場を推定する解析手法である．マルチドップラー解析の手法にはGao et al.(1999)，Protat et al.(1999)の手法を始めとして様々なものがある．Kim and Nakakita(2021)の既往研究及び本研究ではProtat et al.の手法を用いる．両手法において三次元変分法を用いて評価関数を最小とするような風速場(u,v,w)を全解析領域同時に推定することは共通であるが，最小にすべき評価関数が異なる．ここではProtat et al.の手法を説明する．Protat et al.の手法では，式(3)で表されるJ_oを評価関数とする．

$$J_o = \frac{1}{2}\sum_{i,j,k,m} \lambda_o (Vr_m - u\cos A - v\cos B - (w + w_t)\cos C)^2 \tag{3}$$

このJ_oを式(4)で表されるJ_dがJ_d=0を満たす条件の下最小化する．

$$J_d = \frac{1}{2}\sum_{i,j,k} \lambda_d D^2, \tag{4}$$

$$D = \frac{\partial \bar{\rho} u}{\partial x} + \frac{\partial \bar{\rho} v}{\partial y} + \frac{\partial \bar{\rho} w}{\partial z}.$$

J_o J_dはそれぞれドップラー風速の観測誤差と連続式の誤差を表しており，mはレーダ番号，i，j，kはそれぞれx，y，z座標方向の格子番号，Vr_mはドップラー風速の観測値，w_tは降水粒子の落下速度，$cosA$，$cosB$，$cosC$はレーダ位置からの方向余弦，$\overline{\rho}$は平均大気密度，λ_o，λ_dはそれぞれ誤差分散の逆数を表している．

3.2　再現実験による検証

まずKim and Nakakita(2021)と同様に，このリスクレベルを目的変数としてTime step及びLife stageに基づいて重回帰分析を行い，その予測式を元のデータに当てはめることで再現実験を行った．物理的説明を考慮したLife stageの方が，似たような変数同士の関係を示し，より精度良く再現を行えるであろうと考えたからである．結果をFig. 11, Fig. 12に示す．

横軸がリスクレベルの真値を，縦軸が予測式によって再現したリスクレベルの値を表しており，各プロットがY=Xの直線に近い程，精度高く再現できている．再現結果を見ると，Time step及びLife stageの両方でよく再現できていることが分かる．真値と予測値との相関係数は，Time stepで0.908，Life stageで0.891となり，両方高い値を示している．予測したリスクレベルの四捨五入による判定では，Time step 1で1個，Life stage 1で2個の判定ミスとなり，判定の成功率で言えば悪くない結果である．Time stepとLife stageの比較の観点からは，Life stageに基づいた予測

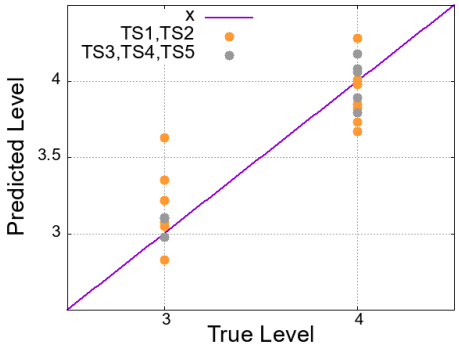


Fig. 11 Results of reproduction experiments by Time step.

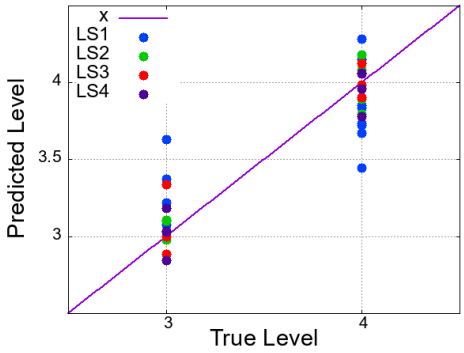


Fig. 12 Results of reproduction experiments by Life stage.

により，Time stageに劣らない結果が得られたと言える．そもそもこれらのような単純な再現実験においては，より分類の多いTime stepの方が有利であることが考えられる．それにもかかわらずLife stageがTime stepと同等の再現結果を示したことから，ゲリラ豪雨の定量的危険性予測におけるLife stageの有用性を示唆できた．

また，Fig. 11, Fig. 11からは再現結果に関してレベルが高いと過小に，レベルが低いと過大に再現している傾向が見られる．現時点ではこの傾向がなぜ見られるのか明確な理由はわからないが，今後事例数を増やしていく中で，実験結果の分布の特徴にも注目していきたい．

3.3　学習用データと評価用データを別にした予測実験による検証

Life stageの優位な点は，積乱雲の物理的な説明を考慮した普遍性にある．この普遍性という優位を予測において確認するには，前節のような再現実験ではなく，学習用データと評価用データに分けて予測実験を行うことが望ましい．しかしながら，学習用と評価用でデータを分けるには今回は十分な事例数

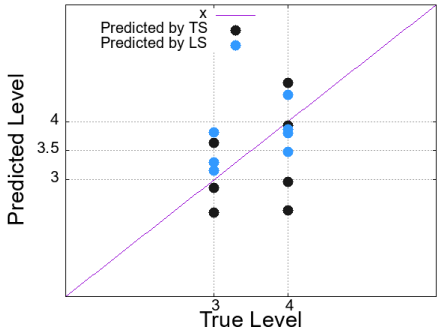


Fig. 13 Prediction results by Time step and Life stage from Time step 1. Black: Time step prediction equation, blue: Life stage prediction equation.

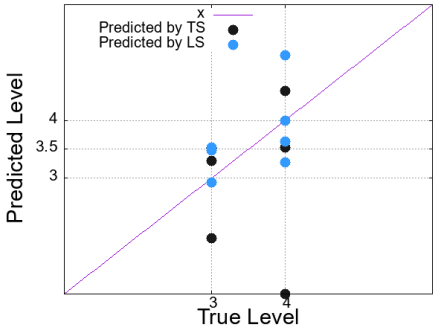


Fig. 14 Prediction results by Time step and Life stage from Time step 2. Black: Time step prediction equation, blue: Life stage prediction equation.

がないので，全7つの事例の内，1つの事例をテスト用データとし，残りの6つの事例で作成した予測式をそのテスト用の事例にあてはめるという形で予測実験を行った．これを7つの全事例のTime step 1, 2に対して行い，Life stageとTime stepによる予測の結果を比較することで予測におけるライフサイクル概念の利用可能性検証した．例えば2013年8月6日の事例では，Time step1にTime step 1の予測式とLife stage 1の予測式を適用し，Time step 2にTime step 2の予測式とLife stage 2の予測式を適用した．予測実験の結果をFig. 13, Fig. 14で示す．

Fig. 13, Fig. 14より，Life stageによる予測結果の方で全体的にプロットがY=Xの直線に近く，Life stageの方がより安定して精度高く予測できていることが分かる．真値と予測値との相関係数を見ると，Time step 1からの予測ではTime stepで0.344，Life stageで0.584となり，Time step 2からの予測ではTime stepで0.145，Life stageで0.530となり，いずれにおいてもLife stageの方が高い値を示していた．また，リスクレベル4が70mm/hr以上のすべての地上最大降雨強度に対応しているため，真値が4の時に予測値で4以上の値が出ることを問題としなければ，Time stepによる予測では予測値が1以上も離れているプロットがいくつかあるのに対し，Life stageによる予測では1つも見られない．さらに，四捨五入による判定においてもTime stepによる予測では正解数が7個であるのに対して，Life stageでは10個と，より多くの正解数を示した．

以上のような簡易的な予測実験において，Life stageによる予測がTime stepによる予測以上の予測結果を示したことを確認した．

3.4　予測における各変数の役割から見た検証

次に，各Time step及びLife stageにおける予測において各説明変数がどれほどの影響度を持っているのかを調べ，その結果をTime stepとLife stageとで比較した．積乱雲の物理的な説明が考慮されたLife stageによる予測と，物理的な説明が考慮されていないTime stepによる予測とでは，物理的指標である各説明変数の働き方が異なると予想したからである．

具体的には，3.3で行った予測について説明変数と予測値の組を3次元座標上に描いて可視化した．4つの説明変数と予測値の5つの値を一度に3次元上に描くのは不可能なので，4つの説明変数の内，2つの説明変数の値からx-y平面上の位置を決め，その説明変数の組に対応する予測値の値をz軸上の値として3次元上に予測結果をプロットした．Fig. 15はTime step 1とTime step 2における可視化の結果である．図中の平面は各Time stepにおける予測値のプロットの最小二乗平面を描いたものである．この平面を見ることで，各Time stepにおける各変数と予測値の相関関係が分かる．同様の図をLife stage 1, 2に対して作成したものがFig. 16である．

ゲリラ豪雨の定量的危険性予測において渦度と上

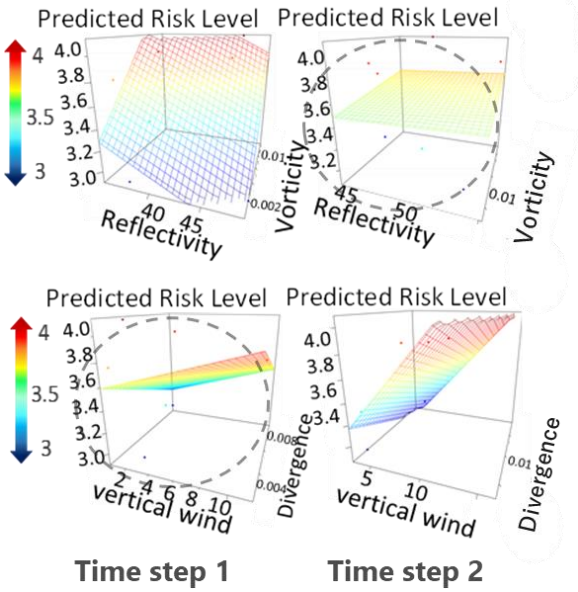


Fig. 15 Relationship between each explanatory variable and predicted values at Time step 1 and 2.

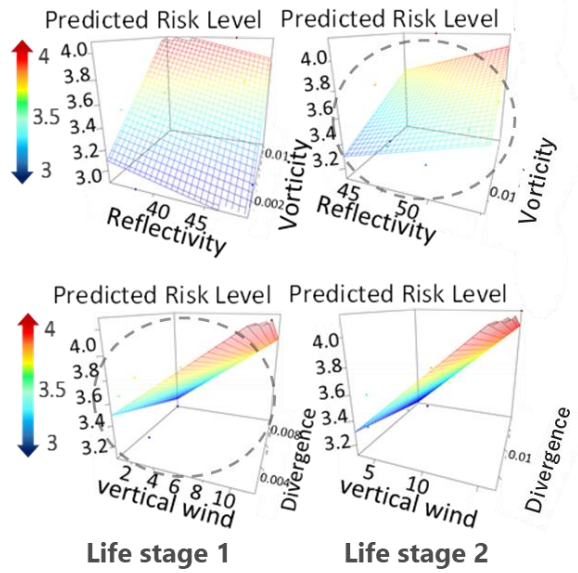


Fig. 16 Relationship between each explanatory variable and predicted values at Life stage 1 and 2.

昇流は重要であると考えられている．積乱雲が大きく成長する際に，上昇流によって形成された積乱雲内部の渦管が周りの水蒸気を積乱雲内に取り込み，積乱雲の成長に重要な役割を果たしていると考えられているからである．Fig. 15とFig. 16を比較すると，積乱雲の発達過程の早い段階において渦度及び上昇流と予測値との間における相関が良く見られるのは

Life stageであることが分かる．以上よりLife stageが物理的な説明をより考慮できているものであることことが示唆される．

４．物理的側面から見た検証

最後に，マルチドップラー解析によって推定された3次元風速場を可視化することでLife stageによるTime stepの分類を評価し，Life stageに基づく予測が個々の積乱雲の発達過程を考慮できたものであることを確認する．Fig. 17からFig. 19までは，2018年8月13日の事例における3次元風速場と降雨強度を表したものである．

まずFig. 17より，Life stage 1において強い上昇流と降水強度の立ち上がりが確認される．

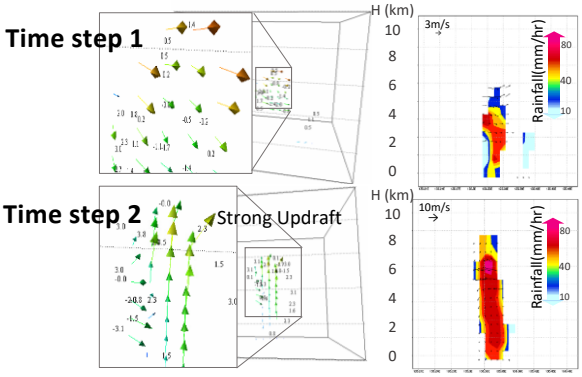


Fig. 17 Vertical section of precipitation intensity and wind field at Life stage 1.

次に，Fig. 18よりLife stage 2において下降流が見られ初め，降水強度の最も強いコア部分が下がっていく様子が確認できる．

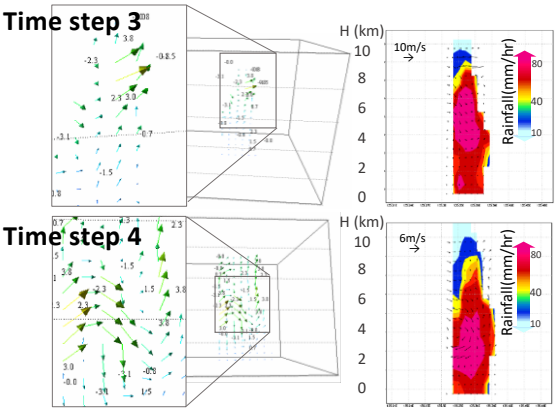


Fig. 18 Vertical section of precipitation intensity and wind field at Life stage 2.

そして，Fig. 19より，Life stage 3で強い下降流が現れて降雨強度のコアが地上に着く様子が分かる．これは地上最大降雨強度の前後をLife stage 2, 3とした増田と中北(2021)のライフスージの定義通りとなっている．以上より，物理的な側面からLife stageによるTime stepの分類が上手く機能していることが確認できた．

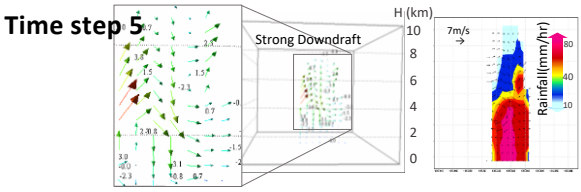


Fig. 19 Vertical section of precipitation intensity and wind field at Life stage 3.

５．結論

本研究では，再現実験及び簡易的な予測実験において，Life stageに基づく予測がTime stepに基づく予測と同等以上の結果を示すことを確認した．また，予測における説明変数の役割においてLife stageに基づく予測式の方がより積乱雲の物理的な説明に合った自然なものであることを確認した．さらに，三次元風速場及び鉛直降雨強度断面を用いた解析により，Life stageのTime step分類がライフサイクル概念を考慮できているものであることを確認した．以上より，積乱雲の発達過程を考慮したゲリラ豪雨の定量的危険性予測が可能であり，かつ危険性の定量的予測手法として有用であることを示すことができた．今後の展望としては，ライフサイクル概念を考慮した予測の実用化，鉛直渦度などの変数の三次元分布を考慮した析及び統計的手法における三次元情報の記述に関する検討に取り組みたい．

参考文献

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.

中北英一・西脇隆太・山邊洋之・山口弘誠(2013)：ドップラー風速を用いたゲリラ豪雨のタマゴ の危険性予知に関する研究，土木学会論文集 B1(水工学)，Vol. 69，No. 4，I_325-I_330，2013.

中北英一・山邊洋之・山口弘誠（2010）：ゲリラ豪雨の早期探知に関する研究，水工学論文集，Vol. 54.

増田有俊・中北英一（2014）：Xバンド偏波レーダを用いた降水セルのライフステージ判別手法の開発，土木学会論文集 B1(水工学)，Vol. 70，No. 4，I_493-I_498.

Alain Protat and Isztar Zawadzki (1999): A Variational Method for Real-Time Retrieval of Three-Dimensional

Wind Field from Multiple-Doppler Bistatic Radar Network Data, Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, Vol. 16, Issue 4, pp.432–449.

Hyang Suk Park, A. V. Ryzhkov, D. S. Zrnić, Kyung-Eak Kim.(2009):The Hydrometeor Classification Algorithm for the Polarimetric WSR-88D: Description and Application to an MCS. Weather and Forecasting, 24:3, 730-748.

Jidong Gao, Ming Xue, Alan Shapiro, and Kelvin K. Droegemeier (1999): A Variational Method for the Analysis of Three-Dimensional Wind Fields from Two Doppler Radars, Monthly Weather Review, Vol. 127, Issue9, pp.2128–2142.

Kim, H. Y. and Nakakita, E. (2021): Advances in the quantitative risk prediction for improving the accuracy on the guerrilla heavy rainfall, Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B1 (Hydraulic Engineering), Vol. 77, No. 2, pp.1321-1326.

（論文受理日：2022年8月30日）