

# 雲解像モデルを用いた アジアメガシティの 都市気象シミュレーション

相馬一義<sup>1</sup>, 倉上健<sup>2</sup>, 宮本崇<sup>1</sup>,  
古屋貴彦<sup>1</sup>, 馬籠純<sup>1</sup>, 石平博<sup>1</sup>,  
坪木和久<sup>3</sup>, 草野完也<sup>3</sup>, 田中賢治<sup>4</sup>

<sup>1</sup>山梨大学, <sup>2</sup>日本工営株式会社

<sup>3</sup>名古屋大学, <sup>4</sup>京都大学

本研究は名古屋大学HPC計算科学連携研究  
プロジェクトのご支援をいただきました

# 研究の背景

近年短時間強雨が増加し、被害が多発

短時間強雨をより早い段階で予測することが必要

→数値気象モデルを用いた降水予測が有効な手段

洪水・土砂災害予測等、減災へ活用

→降水予測結果を定量的に用いる必要がある

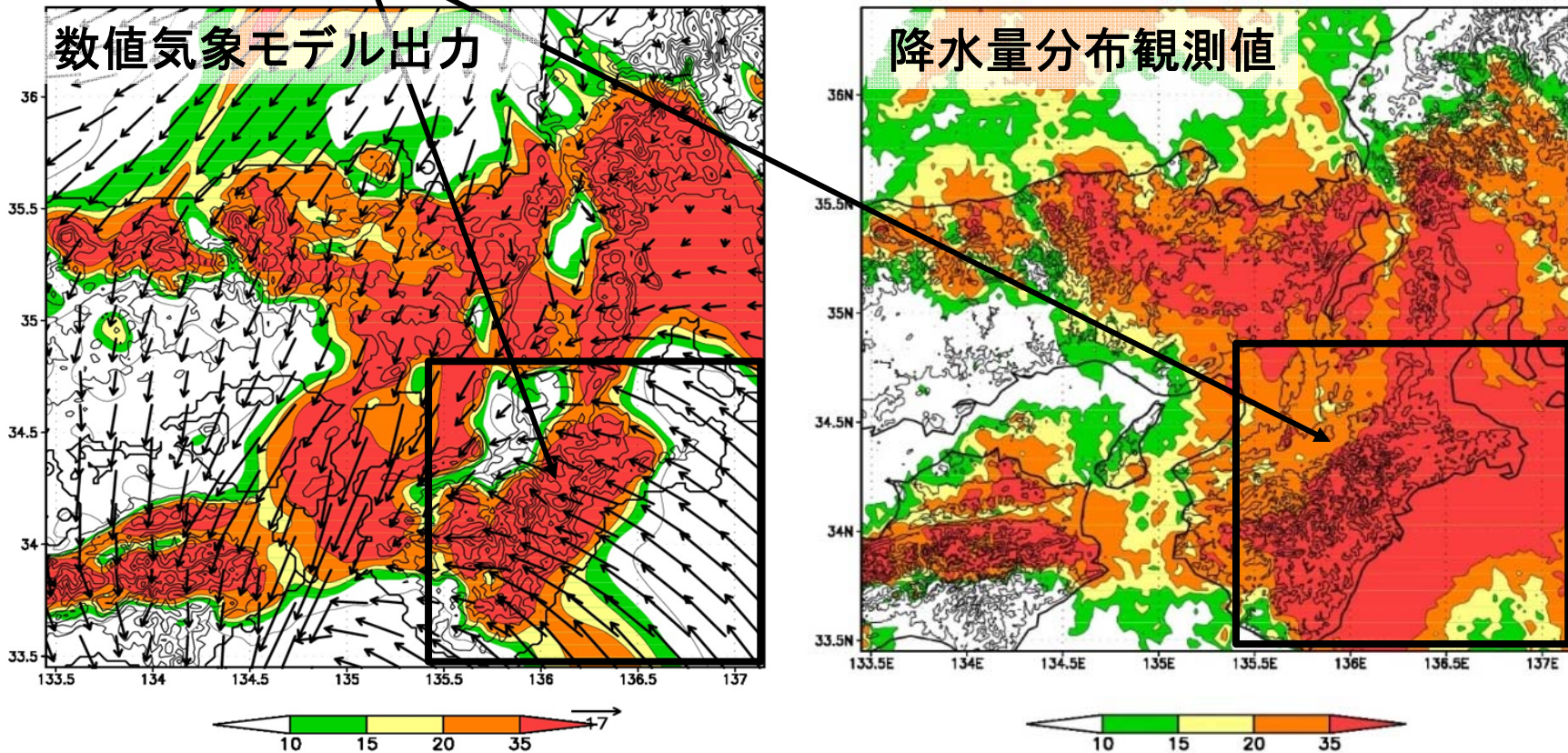


※数値気象モデル 物理式を用いて三次元の風の動きや降水量などを予測するモデル

# 研究の背景

## 数値気象モデルによる降水予測の課題

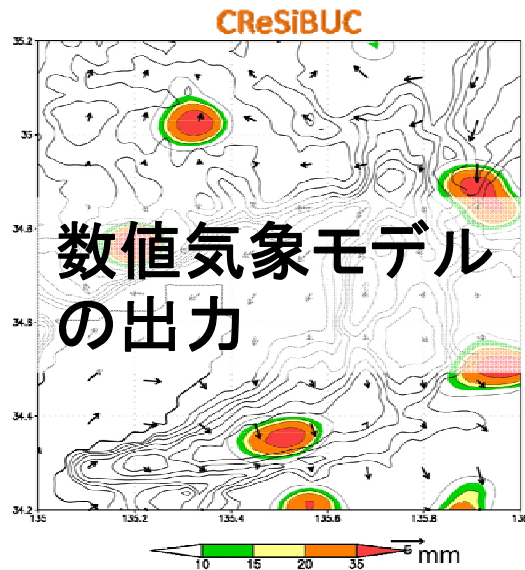
数時間～1日先のおおまかな降水の位置は予測可能  
しかし、降水の集中、位置ズレ等の課題あり



2001年8月21日(17時～23時)台風11号



# 研究の背景



誤差の評価  
誤差の補正  
補正結果の検証

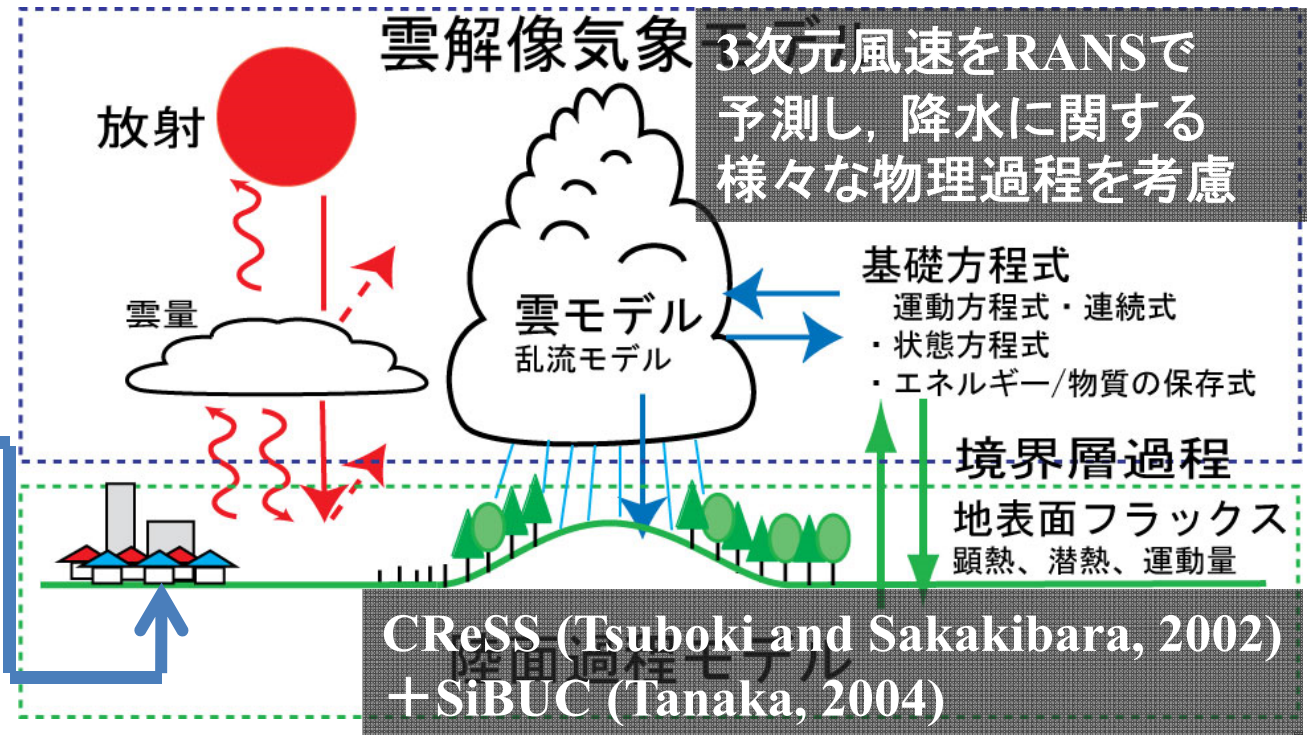
洪水・土砂災害予測へ定量的に用いる上では、  
数値気象モデルによる数時間～数日先の降水予測結果  
はいまだ誤差が大きい

- 数値気象モデル自体の改良が必要
- 近年画像処理の分野で大きく成果を上げている  
深層学習手法を導入した補正ができないか

# 研究の目的

- ・数値気象モデルを改良し、都市・農地が与える影響を取り入れた降水量予測を可能とする
- ・数値気象モデルの予測結果が持つ誤差を深層学習手法により補正して降水強度分布を出力する仕組みを構築し、その精度を評価する
- ・ショートカット接続を含む深層学習手法を導入しその精度を評価する。

# 数値気象モデルの改良



都市・農地を考慮できる数値気象モデル  
CReSiBUCver2.4.4 (Souma et al., JGR, 2013) を構築

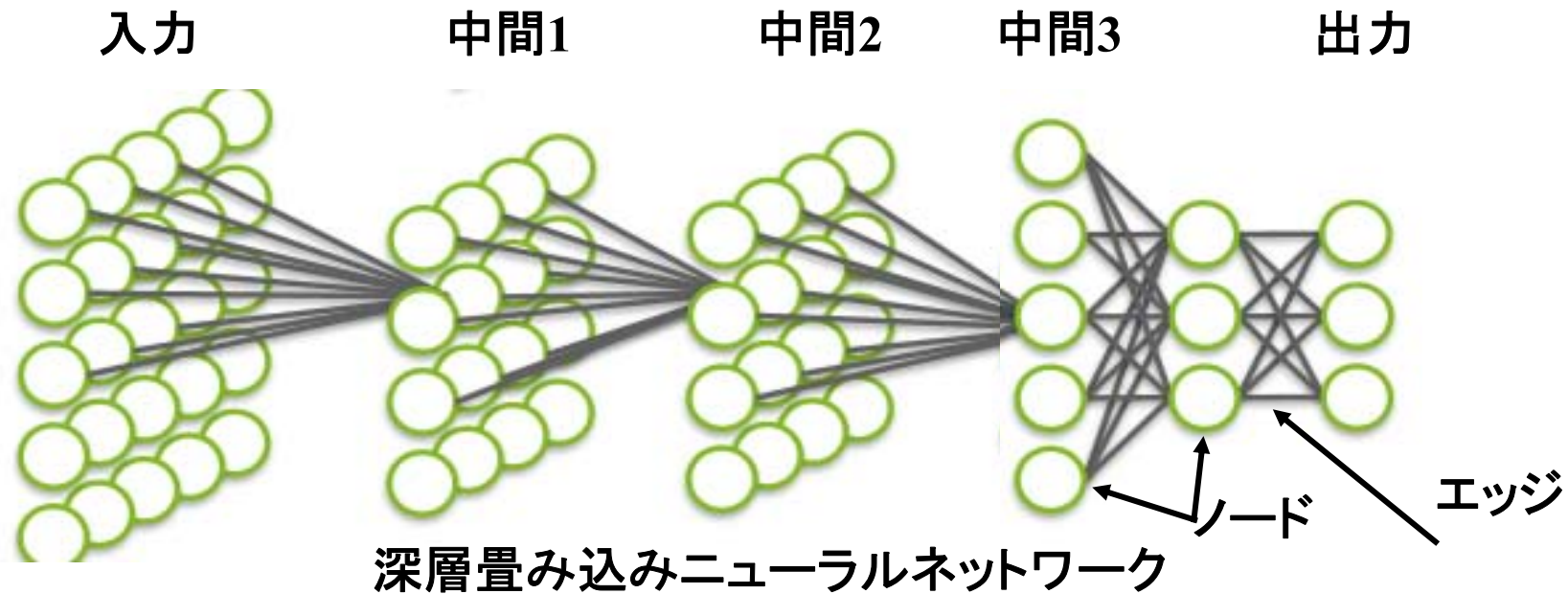
日本全国を対象とした都市活動情報推定手法を開発し  
導入可能とした (野依ら, 土木学会論文集G, 2020)

→特にゲリラ豪雨の予測に貢献が期待される

# 補正に使用する深層学習手法1

## 深層畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

深層ニューラルネットワークの一種  
画像のような2次元データに適したニューラルネットワーク  
周辺の情報も考慮した学習が可能

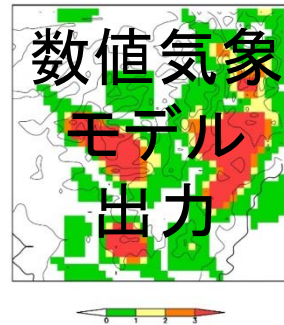


※学習

ノード内に含まれる「重み」を調整すること

# 補正手法構築の流れ

学習過程



入力

出力

未学習CNN



補正後  
降水強度  
分布



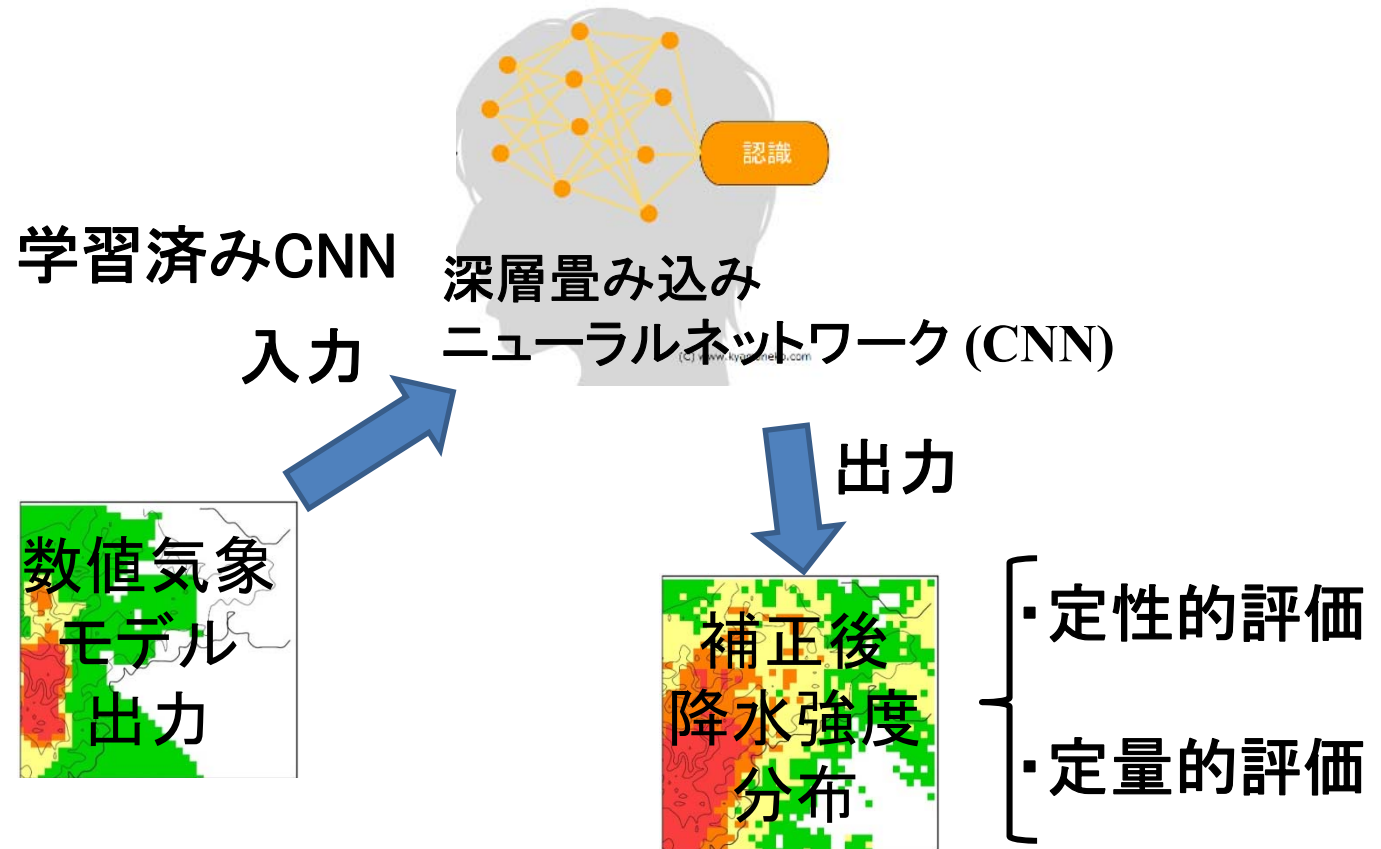
畳み込みニューラルネットワーク (CNN)は  
補正後の降水強度分布が解析雨量データ  
に近づくように重みを調整



# 補正手法構築の流れ

## 検証過程

Another day's



学習過程で決めた重みを検証  
CNNが出力した補正後の降水強度分布について  
定量的・定性的評価により検証

# 対象地域・使用するデータ

入力データ作成(数値気象モデルの計算)

2001年

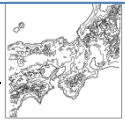
**36h計算**

大気場の初期・境界条件:

→気象庁メソ客観解析を用いる

8月1日を対象

7月31日  
21時



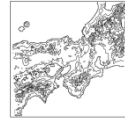
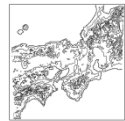
...



8月2日  
9時

8月2日を対象

8月1日  
21時

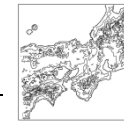


8月3日  
9時

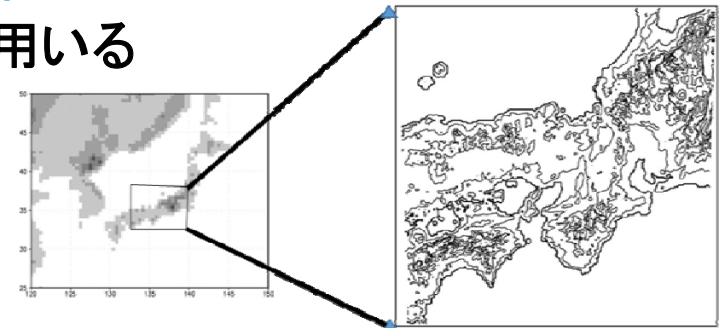
8月31日を対象

⋮

8月30日  
21時



9月1日  
9時



空間解像度:2km  
240 x 240 x 68 セル

名古屋大学FX100及び不老Type Iを使用  
(MPIを用い、それぞれの計算につき  
192コア使用;不老Type Iでは4ノード)



# 対象地域・使用するデータ

## ・入力データ

高山ら(2016)京阪神地域における  
数値気象モデル

CReSiBUCの出力データ

(2kmメッシュ1時間毎; 2001年8月)



## ・教師データ

気象庁解析雨量データ

1. 境界付近を避けた160セル×160セルを使用
2. 40セル×40セルのウィンドウを8メッシュずつずらしてデータ拡張
3. 数値気象モデル・解析雨量とも3割以上のメッシュで  
降水がみられる画像の組のみを学習に使用(データ選別)

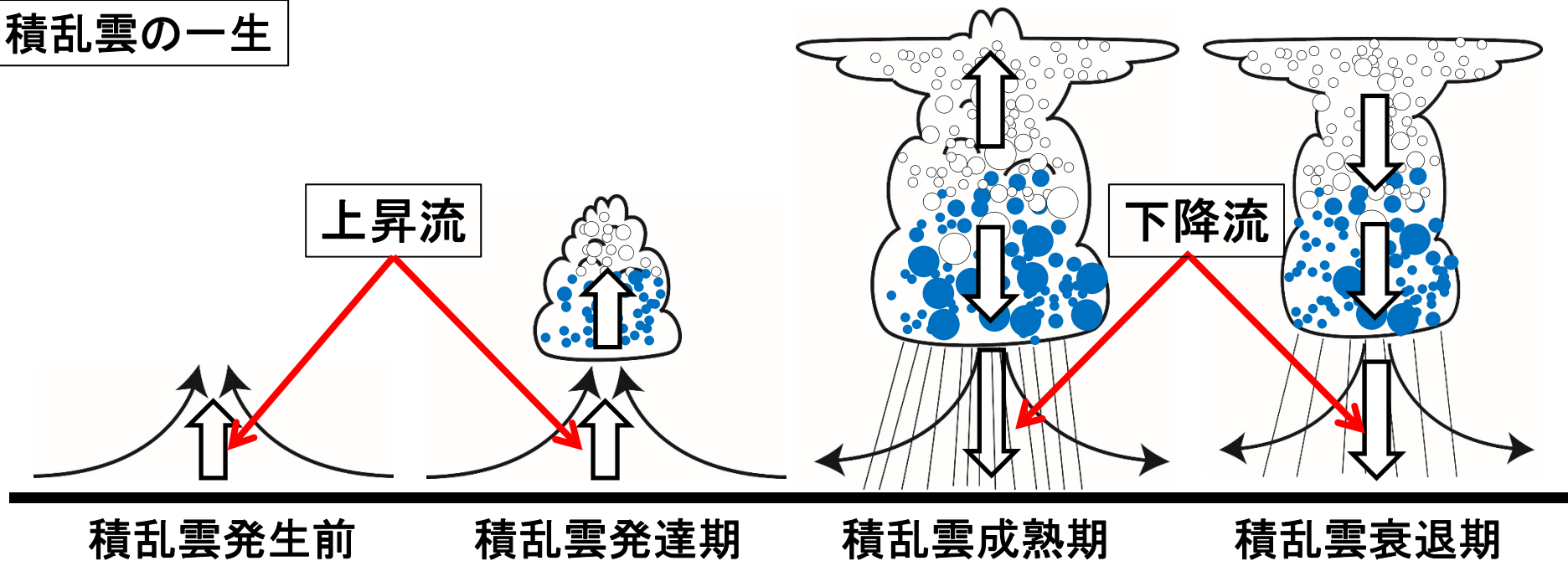
・学習過程用: 8月22日から8月31日まで

・検証過程用: 8月1日から8月21日まで

# 対象地域・使用するデータ

- ・モデル上で降水発生に至らない
- ・降水が観測値より早い段階で予測されている  
→鉛直風速からシグナルを抽出できる可能性がある

## 積乱雲の一生





# 補正手法の学習と検証(計算設定1)

## 複数の変数を入力データとした 深層畳み込みニューラルネットワーク

入力データ	降水強度 +地上鉛直風速
入力データ数	学習:9222 検証:1000
入力層のノード数	40×40
出力層のノード数	1600
損失関数	MSE
エポック数	500
使用するネットワーク構造	畳み込みニューラルネットワーク

NVIDIA GTX Geforce1080×1 搭載PC  
(CPUはIntel i7-8700K, メモリは16GB)

TensorFlow-gpu1.1.0+Keras2.1.6

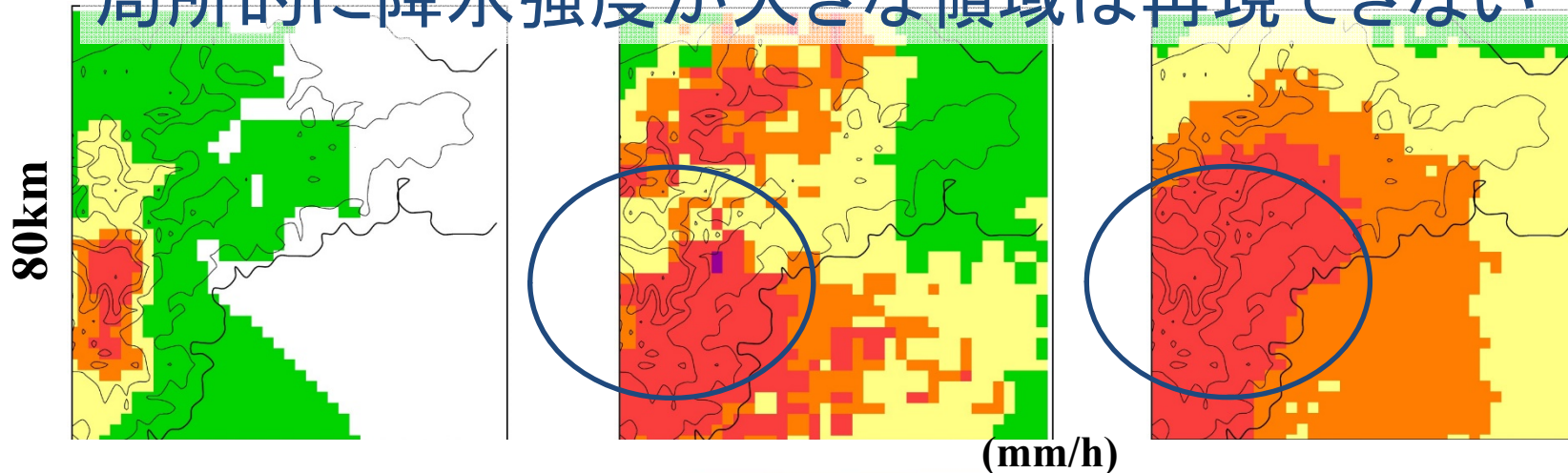
倉上ら, 土木学会論文集G, 2020

# 定性的な検証(計算設定1)

空間スケールの大きい(台風等による)降水

複数データを入力した深層学習手法の導入により  
降水域が拡大

しかし全体的に降水強度分布が平滑化され、  
局所的に降水強度が大きな領域は再現できない



数値気象モデルの  
降水強度出力

気象庁解析雨量データ

補正後の  
数値気象モデルの  
降水強度出力

(2001年8月21日1時)のデータ

倉上ら, 土木学会論文集G, 2020

# 計算設定1の問題点

全体的に降水強度が平滑化され  
局所的に降水強度が大きな領域は再現できない

→降水域を拡大させつつ

減災上重要な局所的に降水強度が大きい領域  
の降水の補足を可能にしたい

→複数のショートカット接続を含む

ニューラルネットワーク(U-Net)の導入

# 補正に使用する深層学習手法2

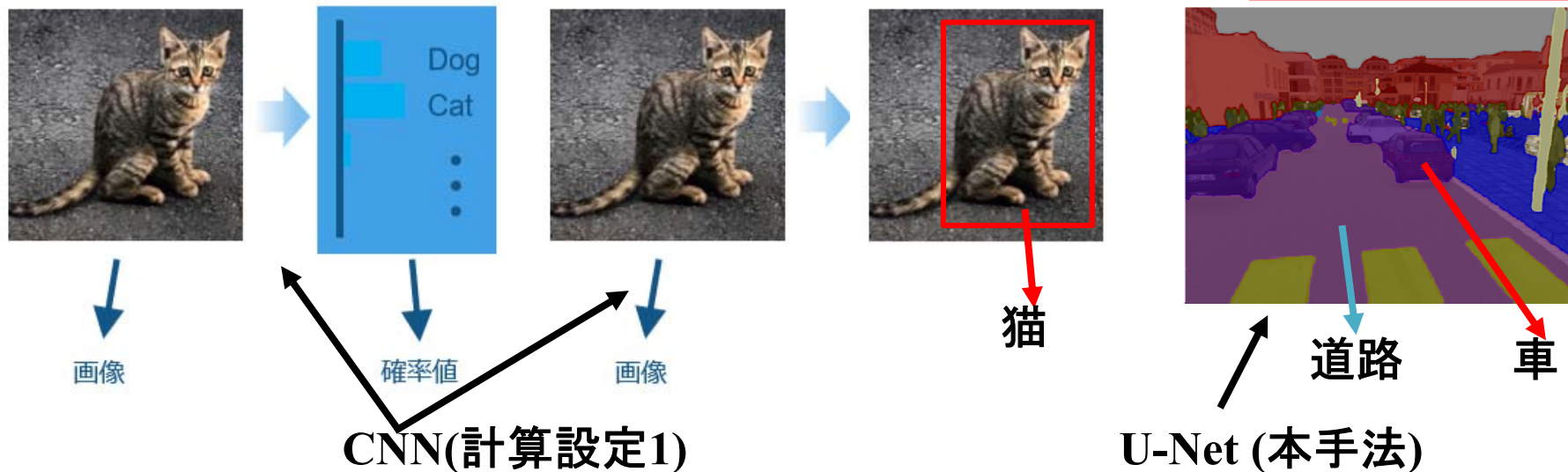
複数のショートカット接続を含む  
深層畳み込みニューラルネットワーク(U-Net)

画像に対して、ピクセル単位でクラス分類を行う  
画像セグメンテーション分野で用いられる  
局所的に降水強度が大きい領域の降水の補足が可能か

画像分類  
(画像単位)

画像分類・物体検知

画像分類  
(ピクセル単位)

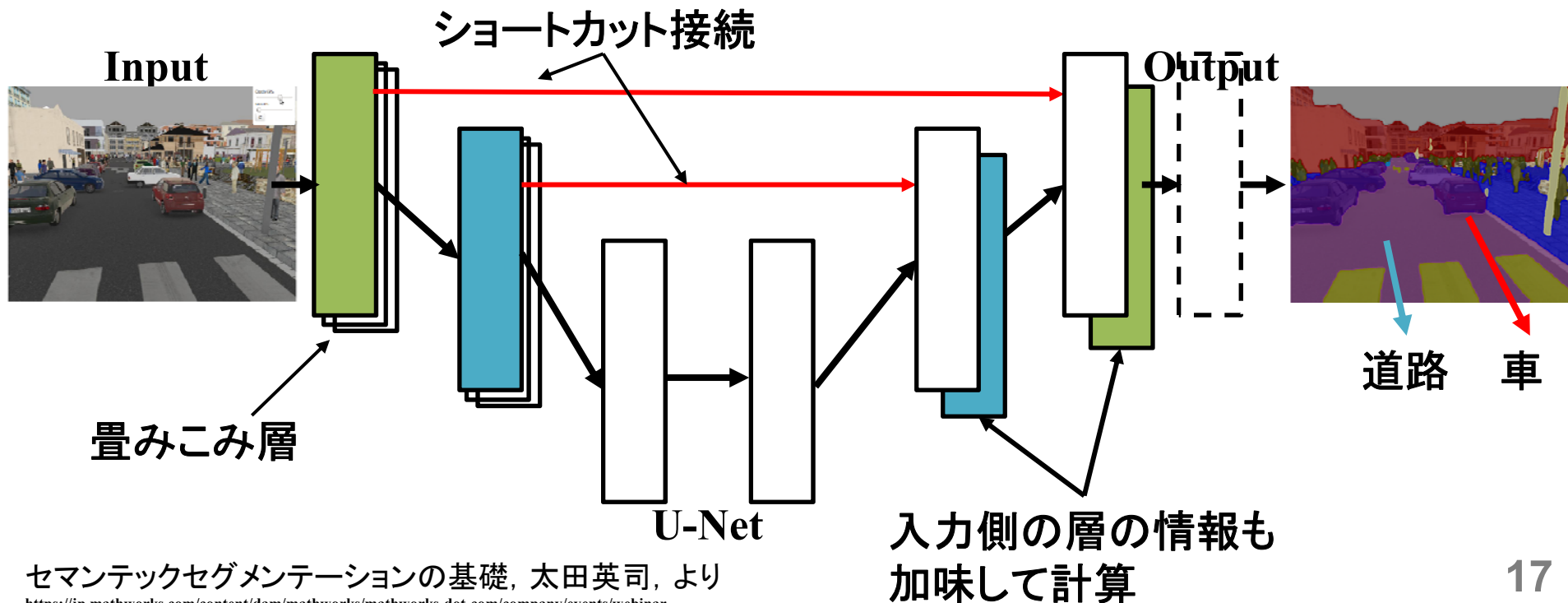




# 補正に使用する深層学習手法2

複数のショートカット接続を含む  
深層畳み込みニューラルネットワーク(U-Net)

ショートカット接続:隣接していない層との連結  
→多層の畳み込み演算操作で平滑化される  
空間解像度の高い情報を保持できる



# 補正手法の学習と検証(計算設定2)

複数のショートカット接続を含む  
深層畳み込みニューラルネットワーク

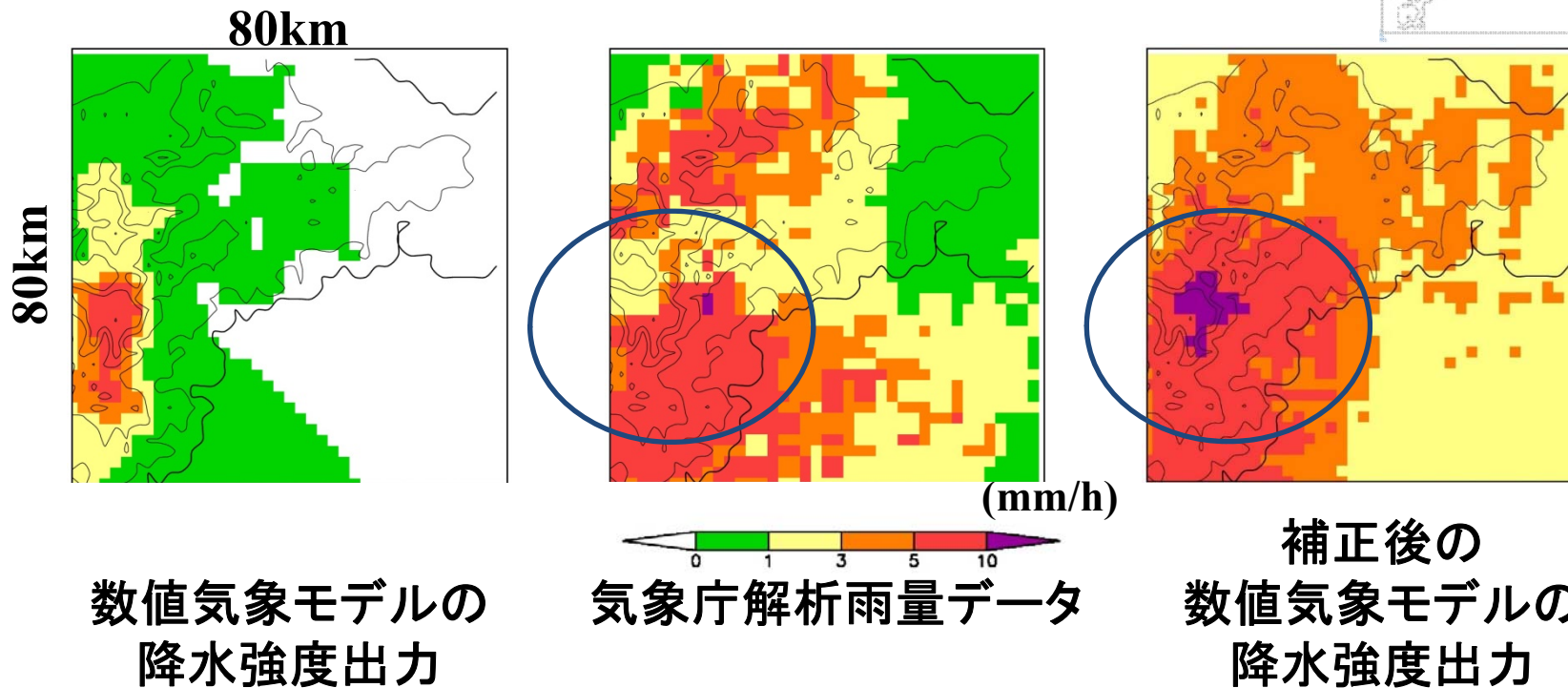
入力データ	降水強度 +地上鉛直風速
入力データ数	学習:9222 検証:1000
入力層のノード数	40×40
出力層のノード数	40×40
損失関数	MSE
エポック数	500
使用するネットワーク構造	U-Net

NVIDIA GTX Geforce1080×1 搭載PC  
(CPU:Intel i7-8700K, メモリ:16GB)

TensorFlow-gpu1.1.0+Keras2.1.6  
倉上ら, 土木学会論文集G, 2020

# 定性的な検証(計算設定2)

空間スケールの大きい(台風等による)降水補正によって減災上重要な局所的に降水強度が大きな領域(10mm/hr)を表現可能になった



(2001年8月21日1時)のデータ

倉上ら, 土木学会論文集G, 2020

# 定量的な検証(計算設定2)

<b>F</b> 5mm	<b>X</b> 0mm
<b>F</b> 3mm	<b>X</b> 0mm

出力値

F: しきい値以上  
X: しきい値未満

<b>O</b> 5mm	<b>X</b> 0mm
<b>X</b> 0mm	<b>O</b> 5mm

気象庁解析雨量

O: しきい値以上  
X: しきい値未満

分割表

対象セルにおける降雨		気象庁解析雨量	
		あり	なし
出力値	あり	FO=1	FX=1
	なし	XO=1	XX=1

FO,FX,XO,XX は  
それぞれの頻度数を表す

$$\text{スレットスコア} = \frac{FO}{(FO+XO+FX)}$$

$$\text{スレットスコア} = \frac{1}{(1+1+1)} = 0.3$$

スレットスコア(TS)

出力値・解析雨量ともにしきい値を超える降水が発生しない場合XXを除いた的中率

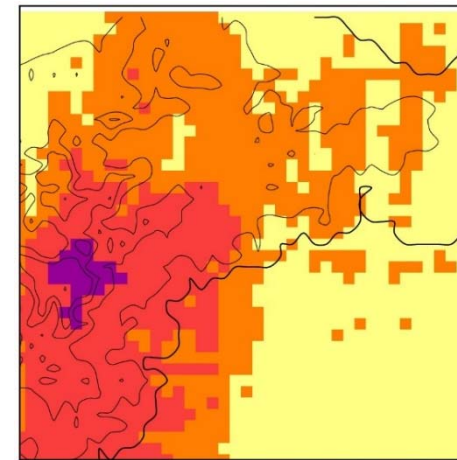
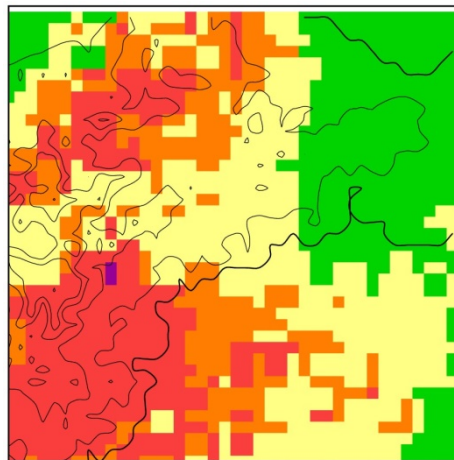
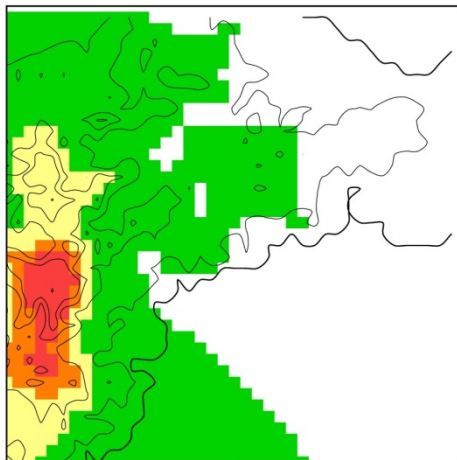
0から1の値をとり、1に近いほど精度が高い。



# 定量的な検証(計算設定2)

空間スケールの大きい(台風等による)降水

しきい値	1mm	5mm	10mm
補正前TS(①:②)	0.14	0.08	0.01
補正後TS(③:②)	0.87	0.41	0.04



0 1 3 5 10 (mm/hr)

①数値気象モデルの  
降水強度出力

②気象庁解析雨量データ

③補正後の数値気象  
モデルの降水強度出力

$$\text{スレットスコア (TS)} = \text{FO} / (\text{FO} + \text{XO} + \text{FX})$$

(2001年8月21日1時)のデータ

倉上ら, 土木学会論文集G, 2020

## まとめ

- ・数値気象モデルの予測結果を深層学習手法で補正し降水量分布を出力する仕組みを構築
- ・ショートカット接続を含む深層学習手法の導入により減災上重要な局所的に降水強度が大きな領域についても観測値に近づく
- ・改善が小さい事例も存在するためさらなる検討が必要

## 現在行っている検討

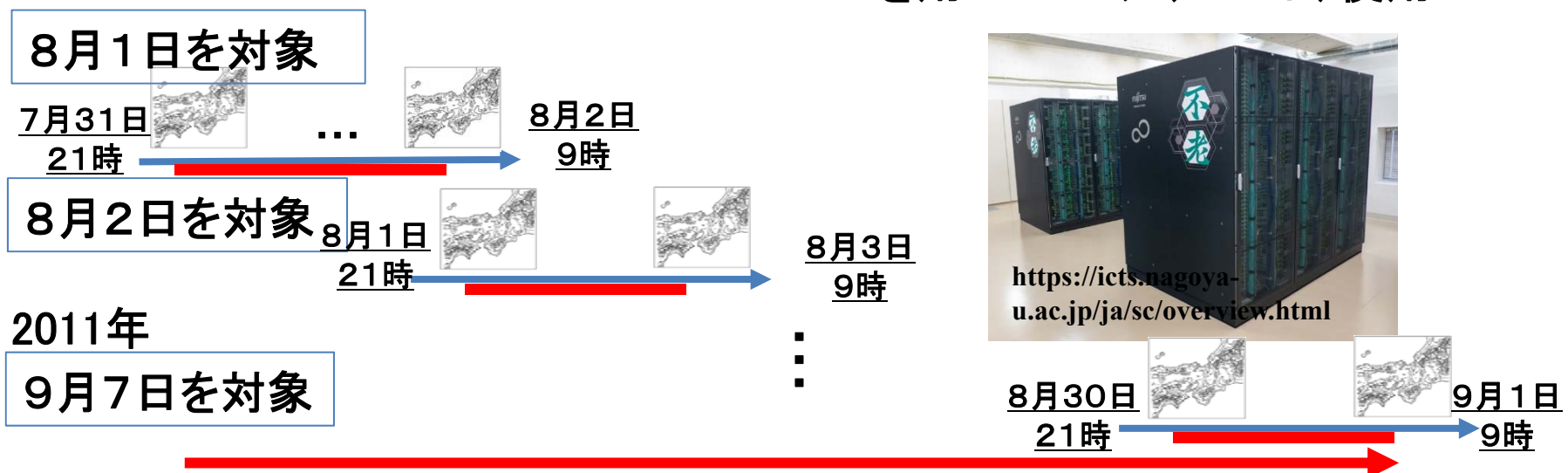
- ・不老Type Iを用いて、入力データとなる数値気象モデル CReSiBUCによる予測結果を追加
- ・降水量・鉛直風速以外の数値気象モデル出力（水平風速など）についても補正に用いる方法を検討
- ・深層学習部分への不老Type IIの活用

# 現在行っている検討

2001年8月に加えて**2011年8~9月**のデータを導入し多様な降水事例を学習・検証に用いる

2001年・2011年

名古屋大学不老Type Iを使用  
MPIを用い192コア(4ノード)使用



深層学習による補正  
(本日紹介した部分)

名古屋大学  
不老Type IIを  
使用したい



# 現在行っている検討



積乱雲の急激な発生・発達  
が短時間で強い雨をもたらす

熱帯・亜熱帯で雨季に卓越  
するスコールを伴う豪雨と  
メカニズムが類似



熱帯・亜熱帯のメガシティを含  
む流域においても、  
日本の局地的大雨に対して構  
築した予測手法を活用し、  
減災に貢献しうる

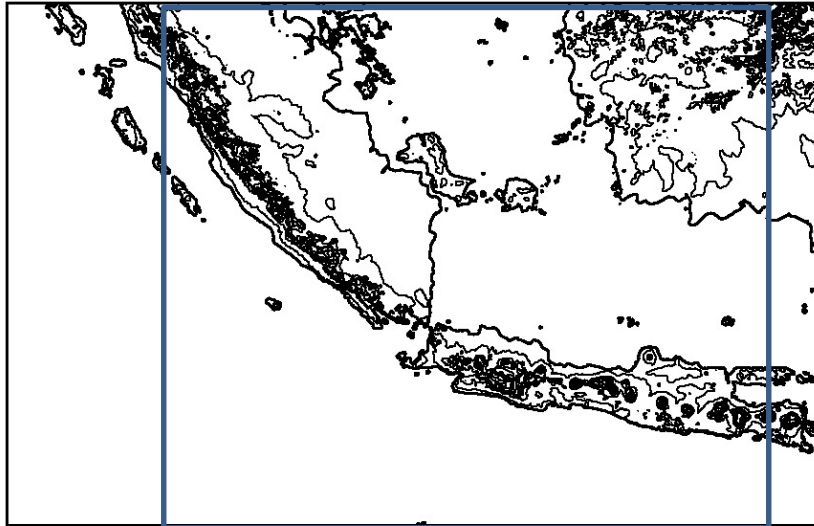
(taken by AP)

<http://www.straitstimes.com/breaking-news/asia/story/eleven-dead-jakarta-floods-18000-evacuated-disaster-agency-20130118>

2013年1月15日～18日；少なくとも20名が犠牲  
になる(Wu et. al, 2013),  
1996, 2002, 2007, 2020にも同様の被害

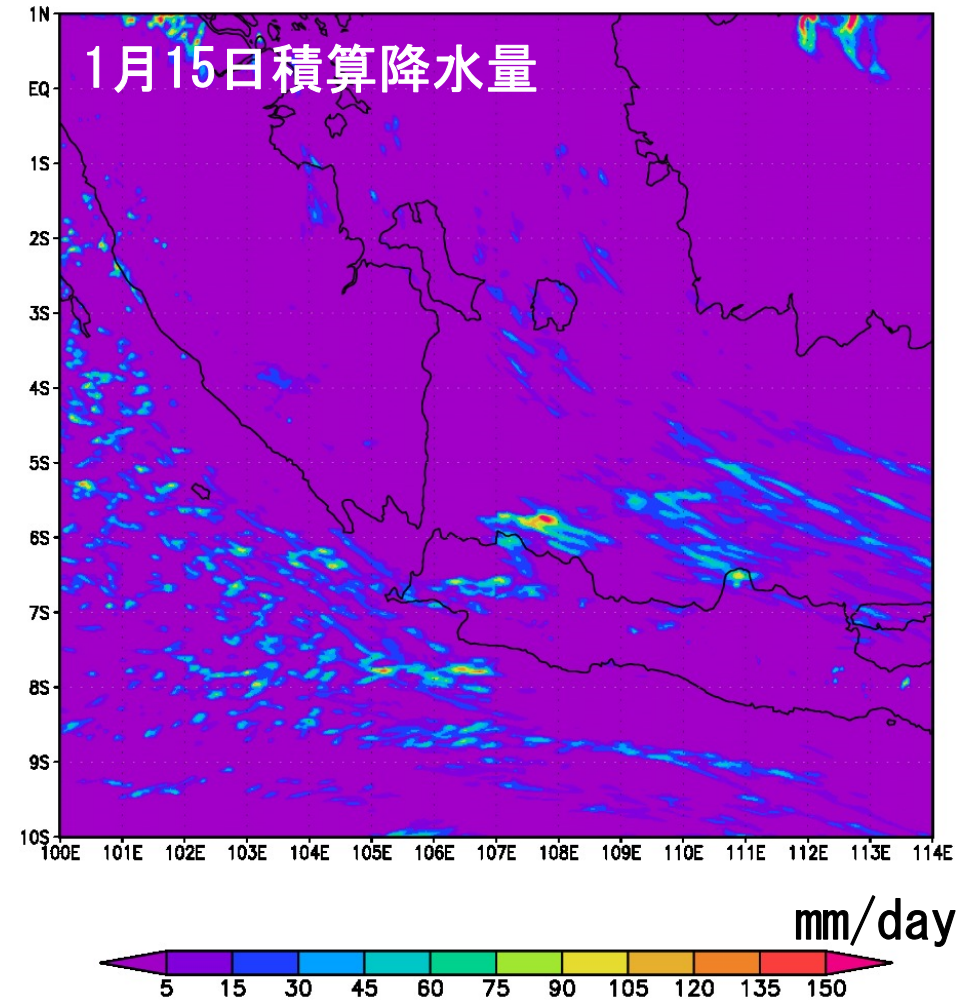


# 現在行っている検討



雨季の降水  
(JAMSTECが集中観測を行った期間)  
2010年1月14日12時  
～1月17日12時 (UTC)  
空間解像度約2km  
1120x720x68セル

MPI 1152コア  
(24ノード；不老Type 1)



衛星降水量プロダクトと比較して  
領域設定・期間等を検討中