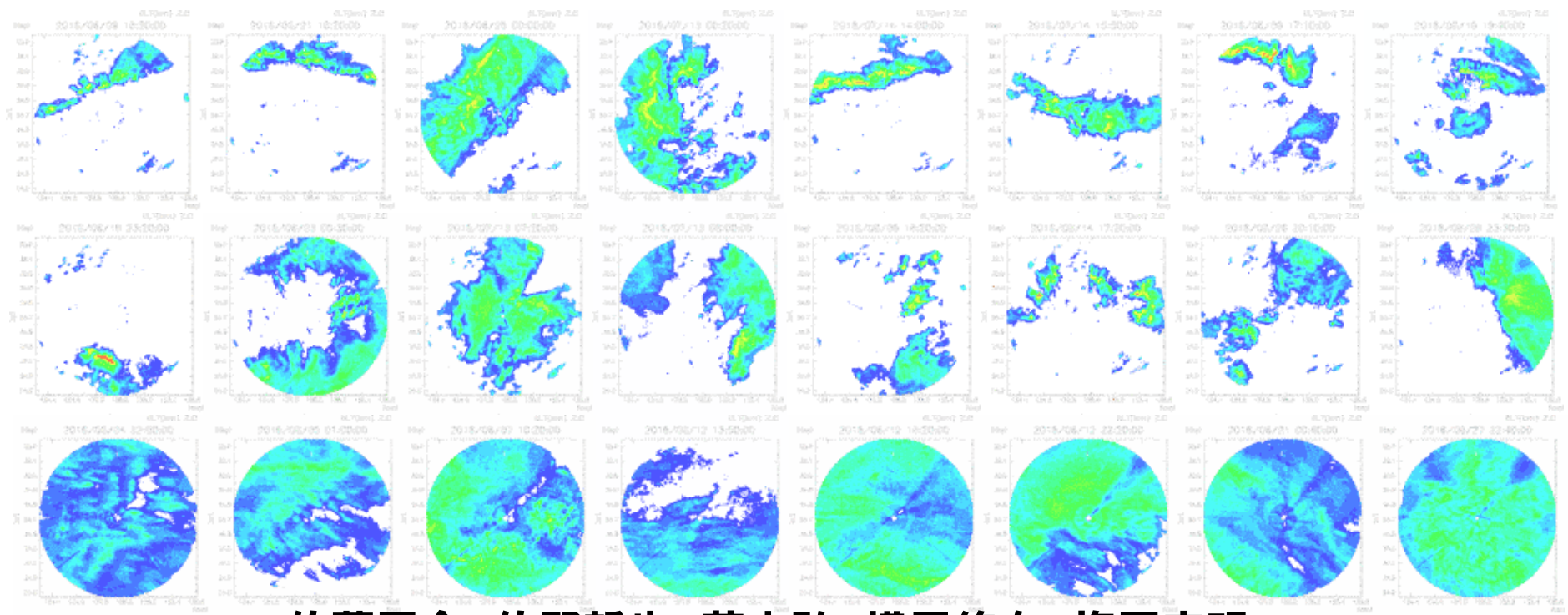


深層学習によるフェーズドアレイ気象レーダー で観測された降水エコー形態の分類



佐藤晋介、佐野哲也、花土弘、横田悠右、梅原広明、
紺野友彦、岩爪道昭(NICT)、三好建正(理研)

日本気象学会 2018年度秋季大会
専門分科会「AIは気象学にブレークスルーをもたらすか？」
2018年10月31日@仙台国際センター

フェーズドアレイ気象レーダーとは

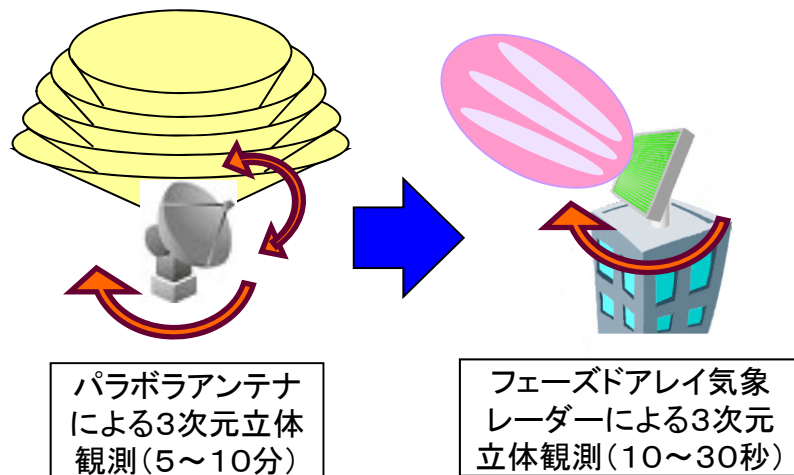
- ・ 近年、局地的大雨(ゲリラ豪雨)や竜巻・突風等による突発的・局所的気象災害が社会問題となっている。
- ・ フェーズドアレイ気象レーダー(PAWR)は、従来のパラボラアンテナによるレーダーで5分以上かかっていた3次元降水観測を30秒以内に行い、大雨の早期検知や予測を行うことを目標として開発された。
- ・ 2012年に大阪大学吹田キャンパスに最初のPAWRが設置された後、2014年にNICT神戸・沖縄に導入され、現在日本で6台のPAWRが運用されている。埼玉大に設置されたMP-PAWRは二重偏波機能を持つ。



都賀川の鉄砲水(2008/7/28)



つくば市竜巻(2012/5/6)



吹田
(2012~)



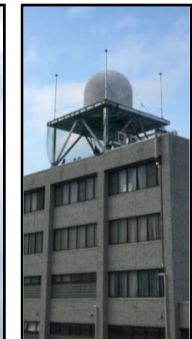
神戸
(2014~)



沖縄
(2014~)



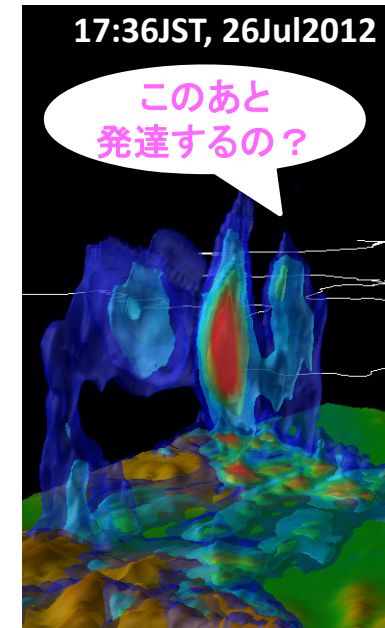
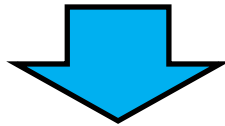
つくば
(2015~)
@気象研



埼玉
(2018~)
MP-PAWR

研究の動機と目的

- フェーズドアレイ気象レーダー(PAWR)による30秒毎の詳細な3次元降水データは、「3D雨雲ウォッチ」や「理研3Dナウキャスト」でリアルタイム利用されているが、ゲリラ豪雨予測が実現できたとは言えない。
- 吹田・神戸・沖縄PAWRでこれまでに観測してアーカイブしたデータは2PBを超えているが、ごく一部の観測データしか解析できていない。



- 大量の観測ビッグデータを有効利用する豪雨予測を目指して、近年急速に発展している「深層学習」を用いた新しい技術開発を行う。
- 最終的には、(台風発生前の雲画像から台風発生を予測するように)豪雨をもたらした3次元観測データを学習させることで、(前兆現象などを根拠が不明でも自動的に抽出して)豪雨のAI予測を試みたい。
- 今回は最初の試みとして、PAWR 2次元画像データからの降雨エコーの分類を試みる。(3次元データ、時系列データ、教師なし学習等は今後の課題)

降雨エコーの分類（これまでの研究）

CLASSIFICATION OF SQUALL-LINE DEVELOPMENT

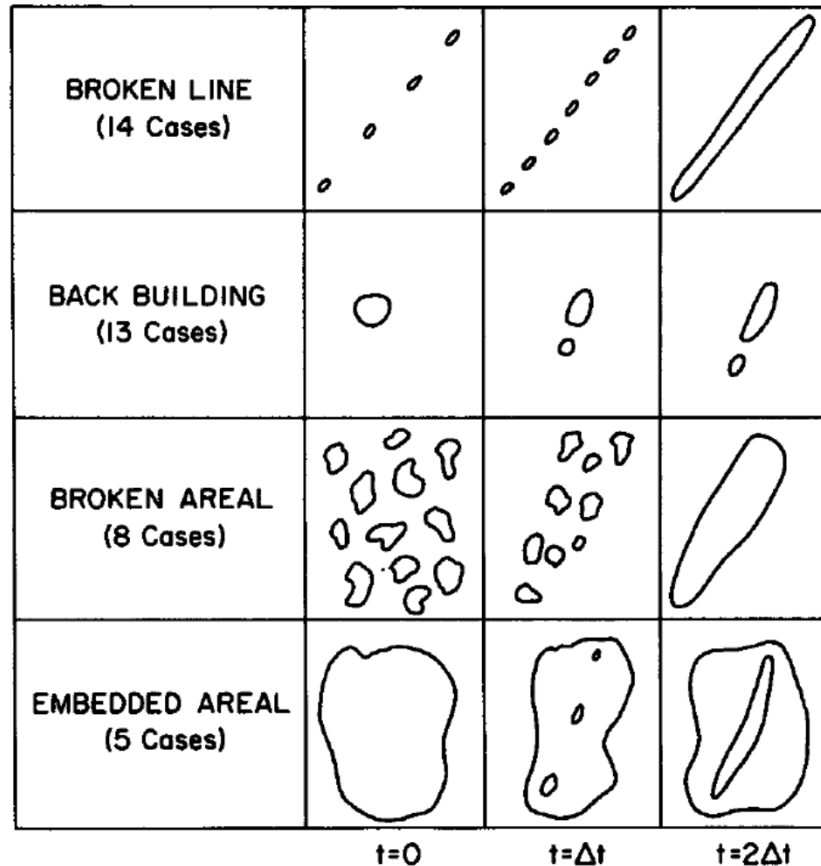
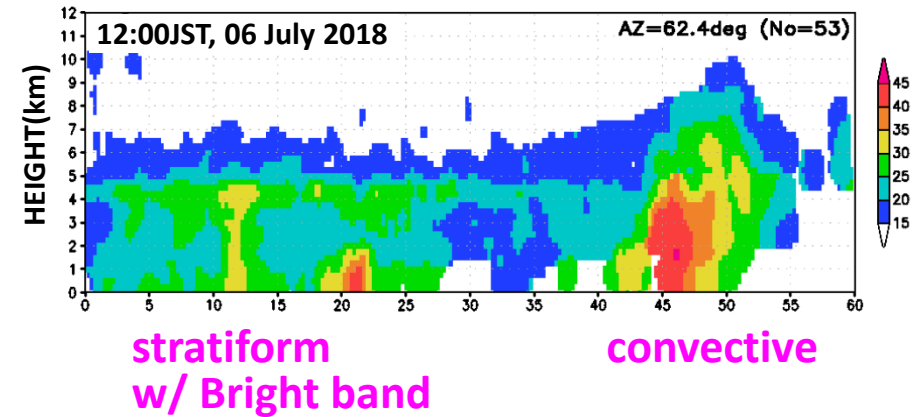


FIG. 1. Idealized depiction of squall-line formation.

Bluestein and Jain (1985)

降雨タイプ分類(対流性/層状性)



Steiner et al. (1995) : 3km CAPPI, 40dBZ
 Awaka et al. (2009) : TRMM 2A23, BB
 Shusse et al. (2009) : COBRA, RhoHV

※ 降雨タイプ分類は、レーダー観測の降雨量推定の精度向上のため適切な粒径分布(Z-R関係)を仮定するために用いられることが多いが、エコー形態(水平分布)や3次元構造にも大きく関係している。

降雨エコーの分類に用いるデータ

<http://pawr.nict.go.jp/kobe/2016-0714/table.html>

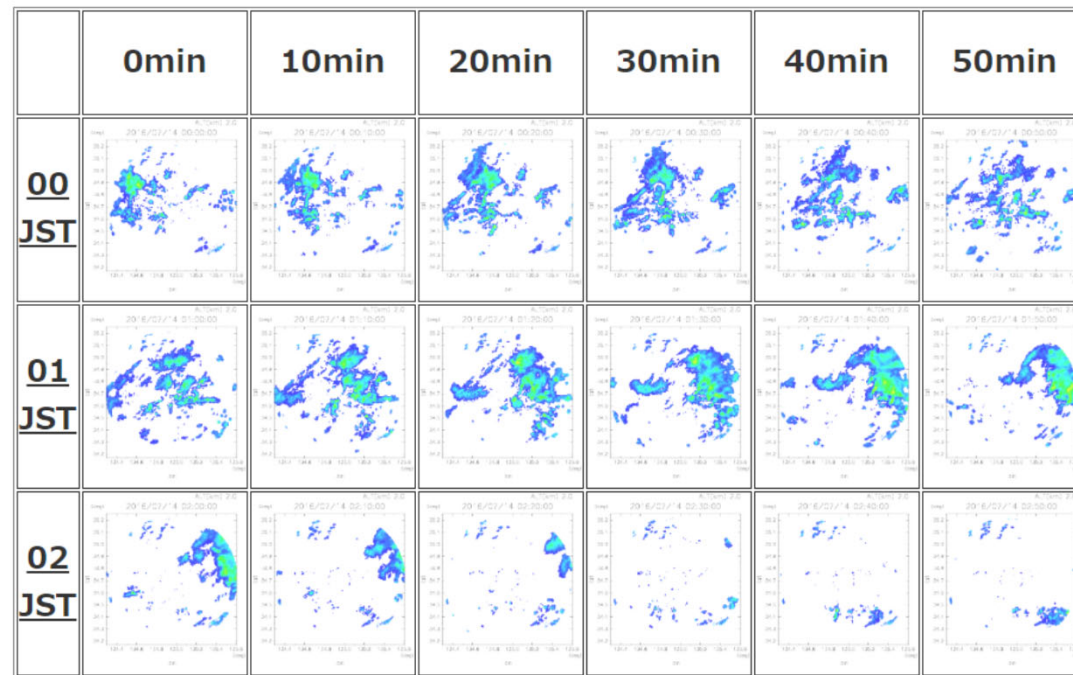


[トップページ](#) |
 [最新のデータ](#) |
 [過去のデータ](#) |
 [PAWRについて](#) |
 [トピックス](#) |
 [リンク](#)

雨の情報

[Google Maps表示](#) |
 [海岸線表示](#) |
 [画像一覧表示](#) |
 [動画表示](#)

2016/07/14



- 過去データ検索のために整備してきたクイックルック(QL)画像(高度2 kmのエコー強度の水平分布)を用いる

- 神戸PAWRのQL画像の数は、2014年が24万枚(稼働率90%)、2015年が102万枚(97%)、2016年が101万枚(96%)、2017 年が 78万枚(75%)、2018年が 85万枚(292日分)、合計 390万枚 (30秒毎)



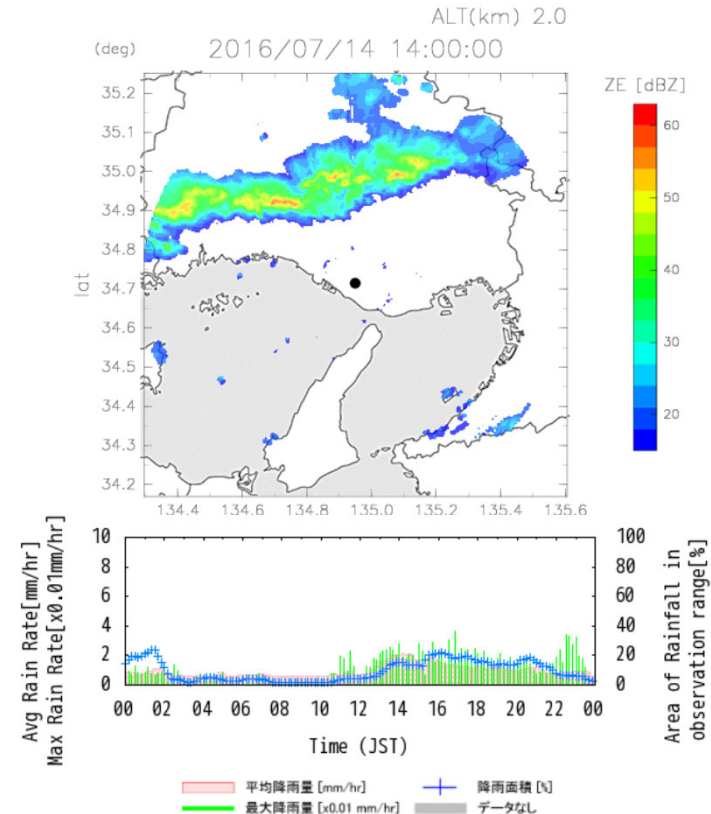
とりあえずのエコー分類には、1日毎の画像一覧(左図)に掲載している10分毎の画像を利用。(適切な時間間隔は今後の研究課題)

最初の試みでは2016年6、7、8月の3ヶ月の降雨日(50日分)から6950枚のQL画像を用いる。

エコー分類ラベル付け支援プログラム

```
#--- Classification support
if(avgr < 0.6 and maxr < 10.0 and area < 5.0): # no_rain
    label = "no_rain"
else:
    if(avgr < 3.0 and area > 50.0): # strat
        if(maxr > 50.0):
            ia = askline()
            if(ia == 0):
                label = "strat_embedded_line"
            else:
                label = "strat_embedded_mass"
        else:
            label = "strat_cover"
    else: # conv
        if(maxr > 50.0):
            if(area > 10.0):
                ia = askline()
                if(ia == 0):
                    label = "conv_strong_line"
                else:
                    label = "conv_strong_mass"
            else:
                label = "conv_strong_isolated"
        else:
            if(area > 10.0):
                ia = askline()
                if(ia == 0):
                    label = "conv_weak_line"
                else:
                    label = "conv_weak_mass"
            else:
                label = "conv_weak_isolated"
print("avr=", avgr, "max=", maxr, "area=", area, " -> label)
```

PAWR Web Page (<http://pawr.nict.go.jp/>)

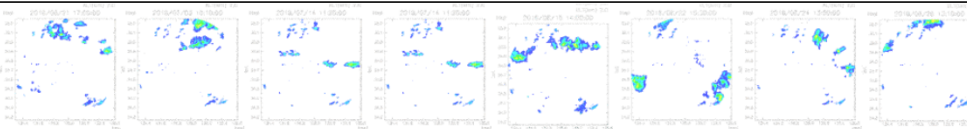
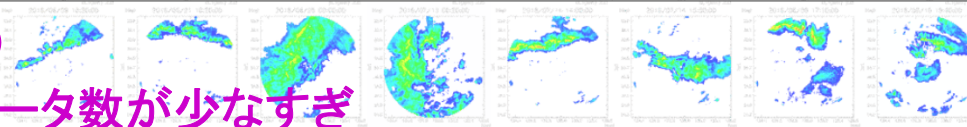
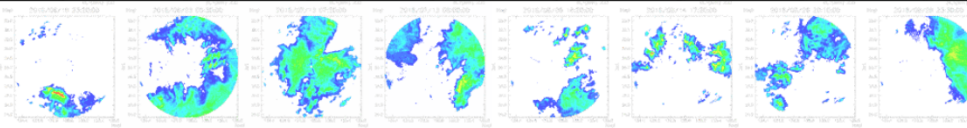
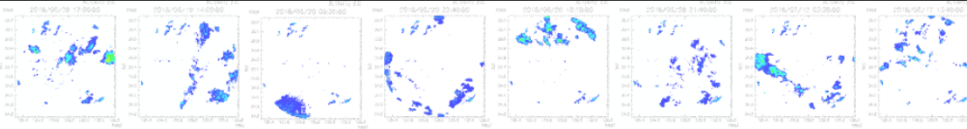
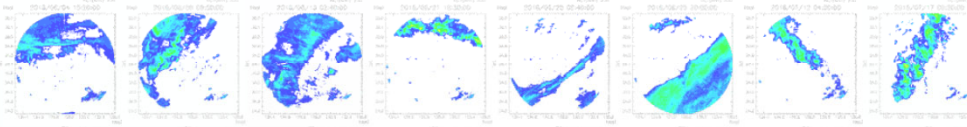
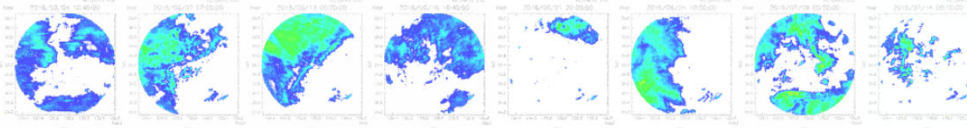
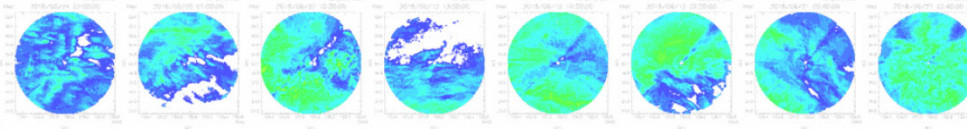
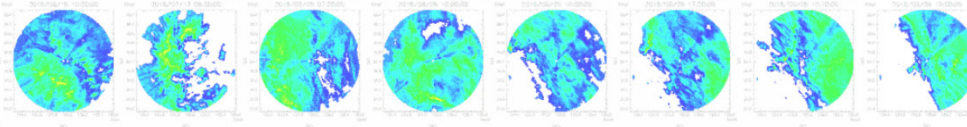
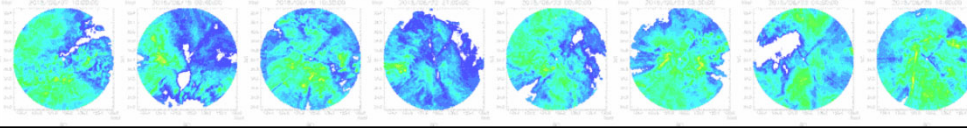


降雨サマリー(グラフ)をクリックすると、その時刻の降雨分布を表示します。

Web公開している過去データのQL画像(高度2 km CAPPI)は降雨サマリーグラフ(下段)作成のために、「平均降雨量」、「最大降雨量」、「降雨面積」の数値をテキストファイルで保存している。これを使って降水エコー分類の大まかなタグ付けを行う。ただし、最終判断は人間の目で行う(特に線状・塊状の違い)

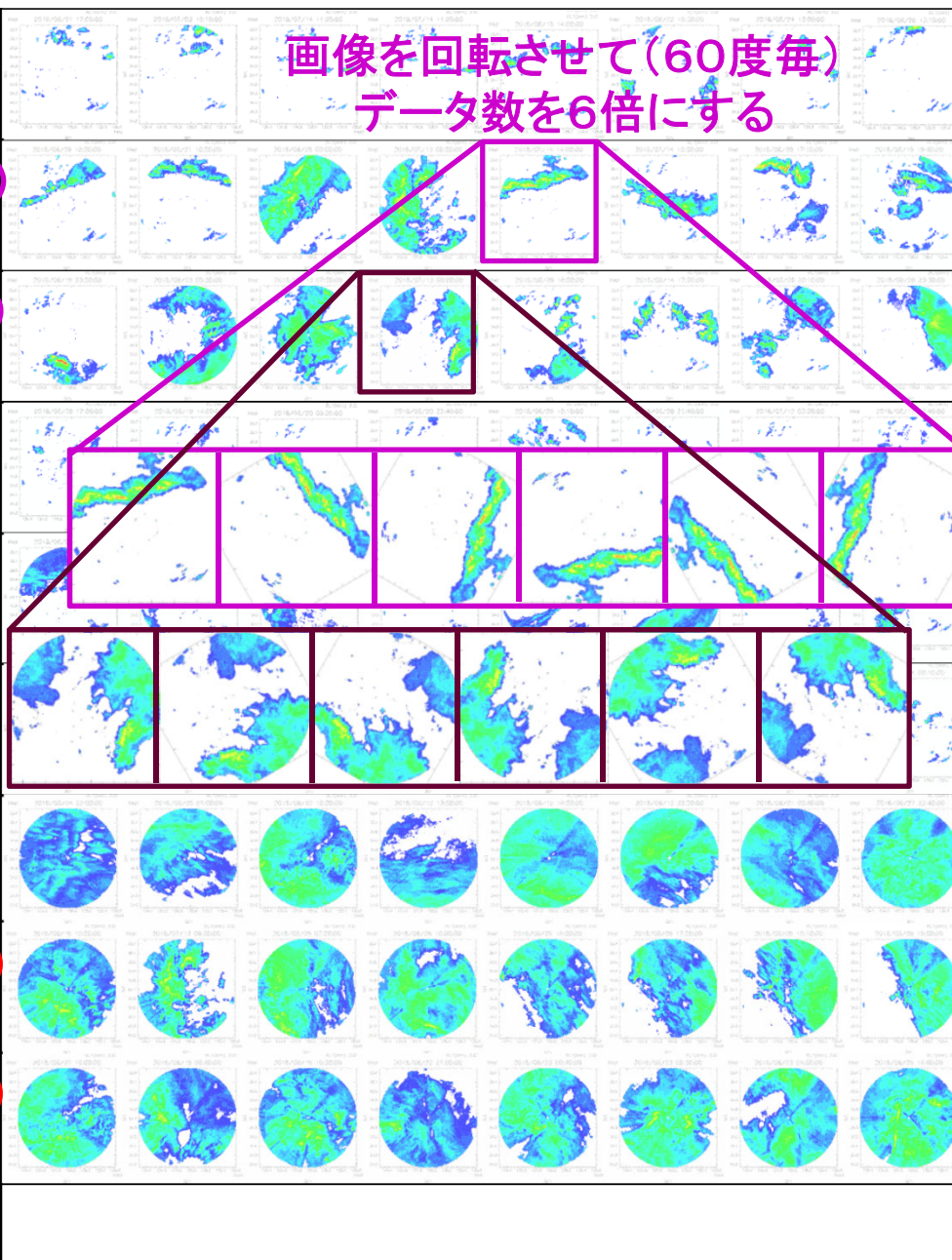
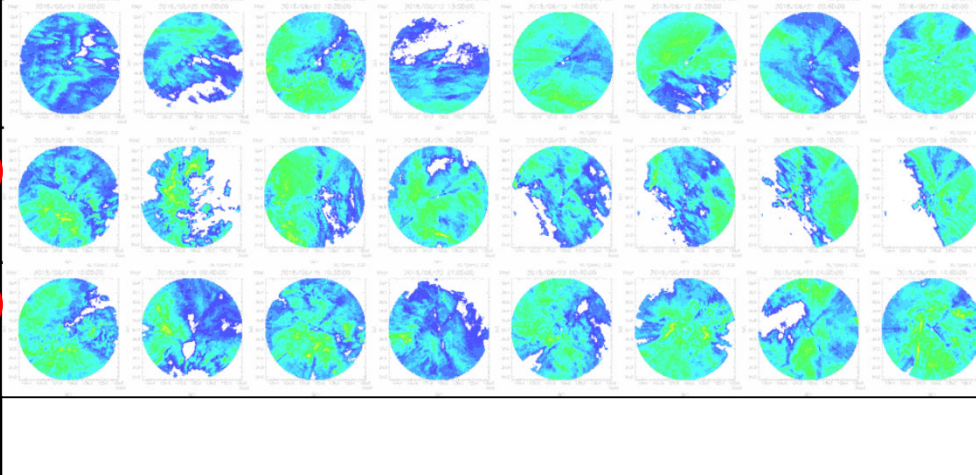
降雨エコーの分類結果

Total 6950 echo images in
Jun, Jul, Aug, 2016, 50 rainy days

conv_strong_isolated	AVG>3.0mm AREA<=50% & MAX>50mm 孤立状	436	
conv_strong_line	AVG>3.0mm AREA<=50% & MAX>50mm 線状	136 データ数が少なすぎ	
conv_strong_mass	AVG>3.0mm AREA<=50% & MAX>50mm 塊状	123	
conv_weak_isolated	AVG>3.0mm AREA<=50% & MAX<=50mm 孤立状	1684	
conv_weak_line	AVG>3.0mm AREA<=50% & MAX<=50mm 線状	236	
conv_weak_mass	AVG>3.0mm AREA<=50% & MAX<=50mm 塊状	702	
Strat_cover	AVG<=3.0mm & AREA>50%	683 →755	
Strat_embedded_line	AVG<=3.0mm & AREA>50% & MAX>50mm 線状の埋込	13	
Strat_embedded_mass	AVG<=3.0mm & AREA>50% & MAX>50mm 塊状の埋込	59	
no_rain	AVG<0.6mm & MAX<10mm & AREA<5%	2878	

降雨エコーの分類結果

Total 15965 echo images in
Jun, Jul, Aug, 2016, 50 rainy days

conv_strong_isolated	AVG>3.0mm AREA<=50% 孤立状 & MAX>50mm & AREA < 10%	2340	画像を回転させて(60度毎) データ数を6倍にする 
conv_strong_line	AVG>3.0mm AREA<=50% 線状 & MAX>50mm	924	
conv_strong_mass	AVG>3.0mm AREA<=50% 塊状 & MAX>50mm	900	
conv_weak_isolated	AVG>3.0mm AREA<=50% 孤立状 & MAX<=50mm & AREA < 10%	1593	
conv_weak_line	AVG>3.0mm AREA<=50% 線状 & MAX<=50mm	1974	
conv_weak_mass	AVG>3.0mm AREA<=50% 塊状 & MAX<=50mm	4116	
Strat_cover	AVG<=3.0mm & AREA>50%	683	
Strat_embedded_line	AVG<=3.0mm & AREA>50% 線状の埋込 & MAX>50mm	150	
Strat_embedded_mass	AVG<=3.0mm & AREA>50% 塊状の埋込 & MAX>50mm	414	
no_rain	AVG<0.6mm & MAX<10mm & AREA<5%	2871	

シンプルな深層学習ネットワーク（サンプル）

%畳み込みニューラル ネットワークを定義

```
layers = [
    imageInputLayer([28 28 1])

    convolution2dLayer(3,8,'Padding',1)
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

    convolution2dLayer(3,16,'Padding',1)
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

    convolution2dLayer(3,32,'Padding',1)
    batchNormalizationLayer
    reluLayer

    fullyConnectedLayer(10)
    softmaxLayer
    classificationLayer];
```

%学習オプションの指定

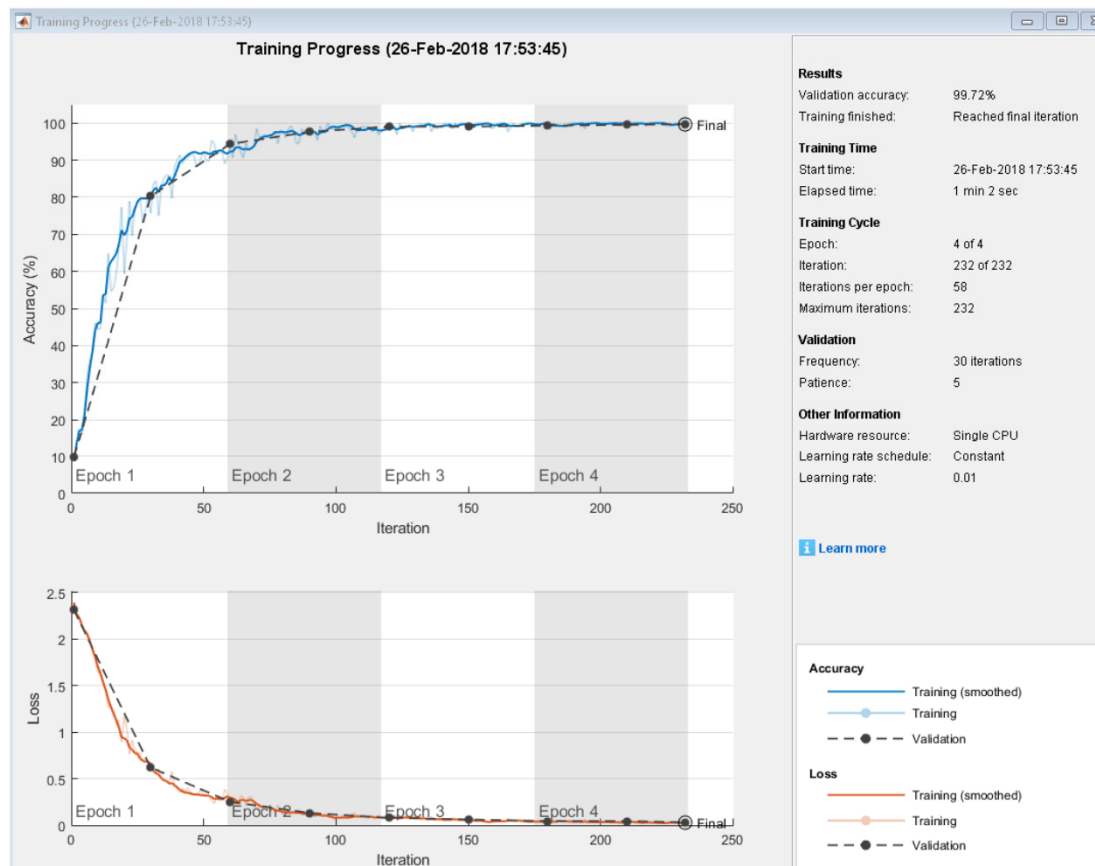
```
options = trainingOptions('sgdm', ...
    'MaxEpochs',4, ...
    'ValidationData',imdsValidation, ...
    'ValidationFrequency',30, ...
    'Verbose',false, ...
    'Plots','training-progress');
```

(MATLABサンプルコードより)

28x28x1の画像(1000
× 10枚)を入力

畳み込み層
正規化層
最大プーリング層

Label	Count
0	1000
1	1000
2	1000
3	1000
4	1000
5	1000
6	1000
7	1000
8	1000
9	1000



エコー分類に用いる深層学習ネットワーク

%畳み込みニューラル ネットワーク アーキテクチャを定義

```
layers = [
    imageInputLayer([128 128 3])

    convolution2dLayer(3,8,'Padding',1) %conv1
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

    convolution2dLayer(3,16,'Padding',1) %conv2
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

    convolution2dLayer(3,32,'Padding',1) %conv3
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

    convolution2dLayer(3,64,'Padding',1) %conv4
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

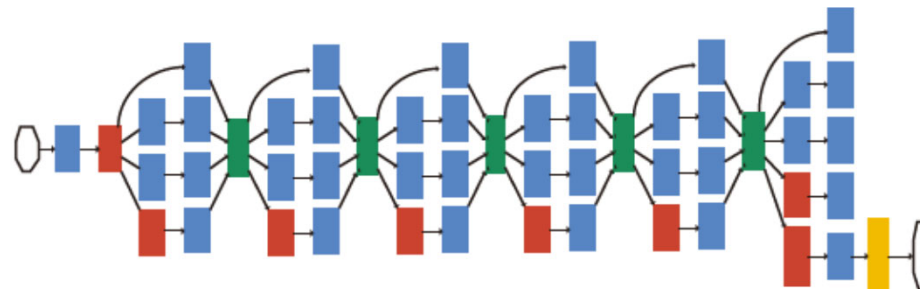
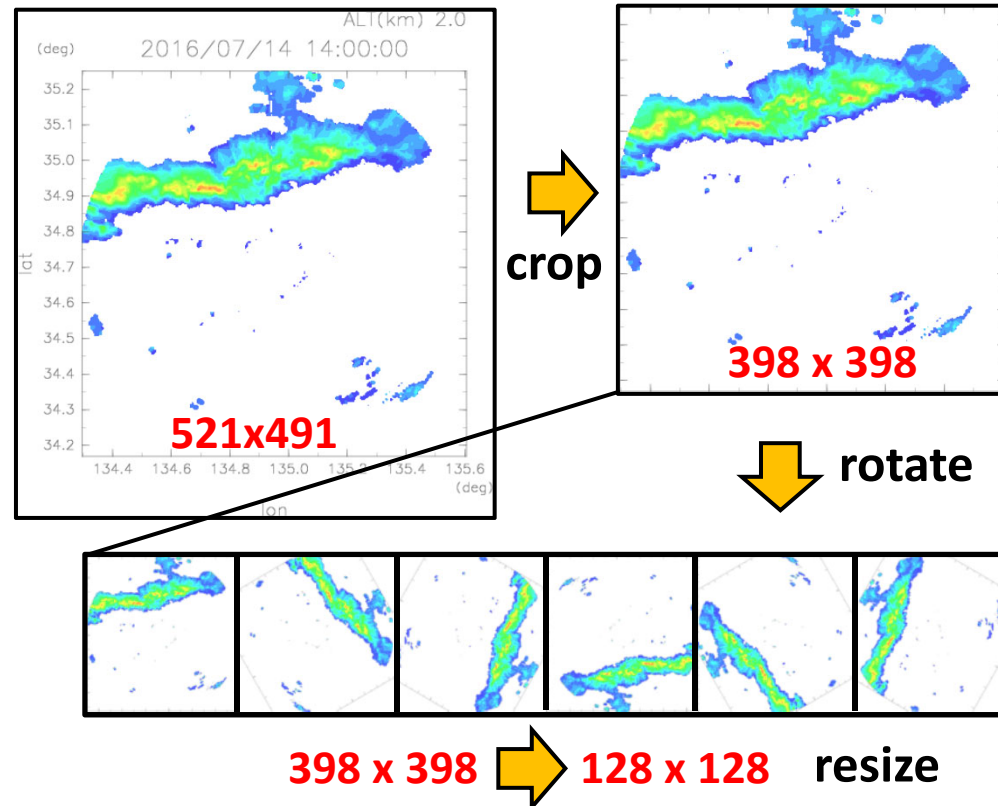
    convolution2dLayer(3,128,'Padding',1) %conv5
    batchNormalizationLayer
    reluLayer

    fullyConnectedLayer(8)
    softmaxLayer
    classificationLayer];
```

%学習セットと検証セットの指定

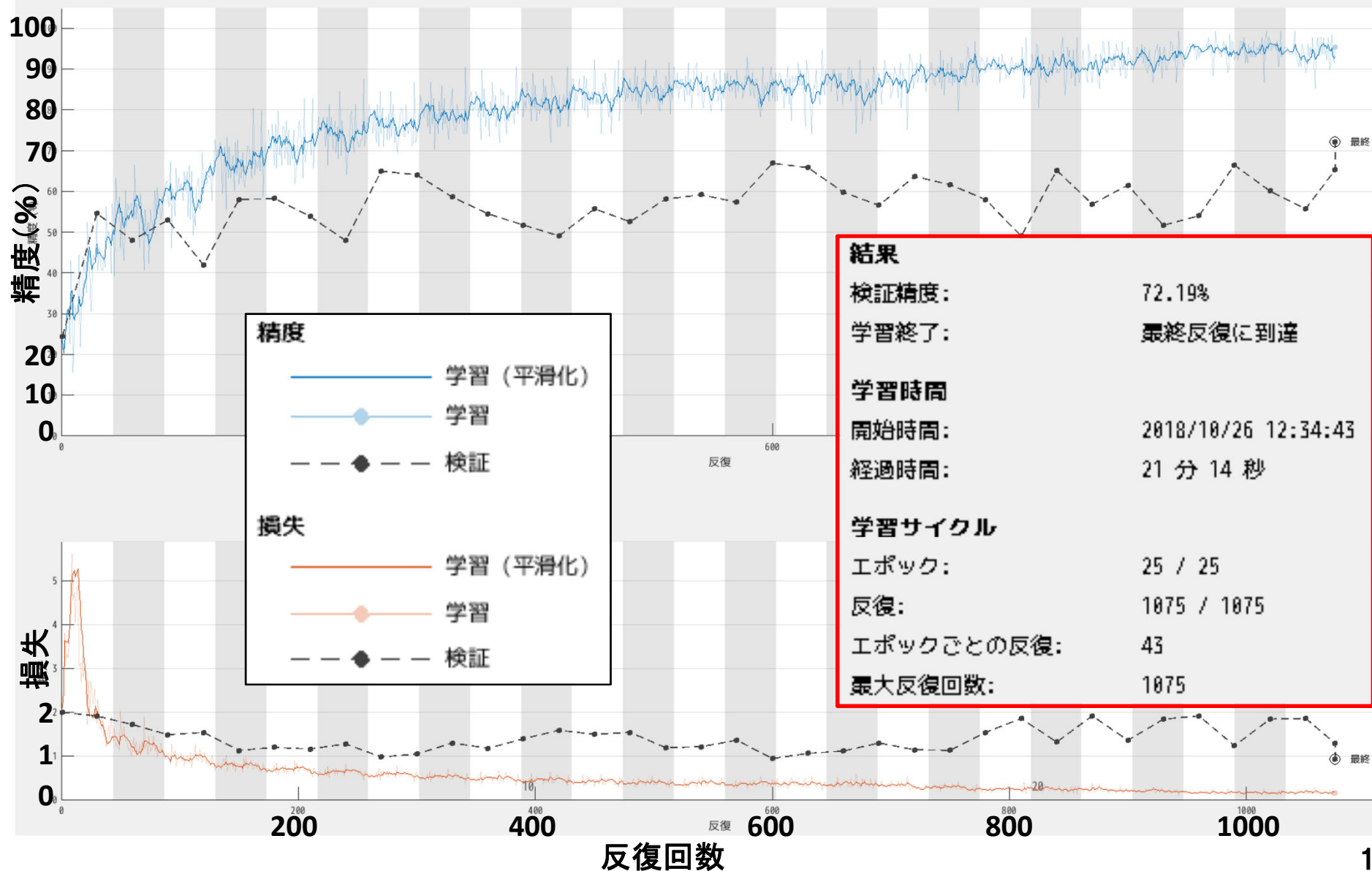
```
numTrainFiles = 700;
[imdsTrain,imdsValidation] = splitEachLabel(imds,numTrainFiles,'randomize');
```

入力データ画像の前処理



深層学習によるエコー分類結果

学習の進行状況 (2018/10/26 12:34:43)



まとめ・今後の予定

- 深層学習(CNN)を用いてPAWRで観測された降雨エコーの分類(対流性/層状性、孤立/線状/塊状など8種類)を試みた。
- 学習用のエコー種別ラベルを付けるために、降雨サマリー(平均降雨量、最大降雨量、降雨面積)を用いる支援プログラムを開発した。ただし、ラベル付けは最終的には人間の判断で行っている。強い対流性降雨(線状、塊状)の事例数が少ないため、画像回転操作によりデータ数を6倍に増やした。
- 7層のCNNを用いて700×8種類データを1000回程度反復学習させた結果、**72%の精度で降雨エコー分類ができた**。より複雑なネットワーク(AlexNet、ResNet、Inceptionなど)で成績が上がるのか、ラベル付けの曖昧さの問題なのかは今後の課題。
- 将来的には、3次元データと時系列データ(RNNなど)を利用した豪雨予測や、教師なし学習(クラスタリング)による分類などを試してみたい。