



深層学習を用いた銀河の 形態分類システム

中小路 佑介 吉田健二
芝浦工業大学

銀河とは

1000億個の星、ガス、塵などで構成された天体集団。

見た目の形状などで分類することができる。

楕円状の構造の楕円銀河。

渦巻腕などをもつ渦巻銀河。



楕円銀河



渦巻銀河

研究背景

課題

- GalaxyZooプロジェクトにより人間の手によって銀河の分類が行われてきた。
 - 数十万人-数百万人の一般市民による目視で判定。
- 膨大な時間と労力を費やす。
- 多くの市民が参加可能であることから再現性に欠ける。
- 人間の同等以上の認識精度が報告されている機械学習を取り入れる研究も行われている。
 - *P.H.Barchi et.al (2020) : DeepLearning* における銀河画像認識
機械学習 画像から特徴量抽出を抽出・分類

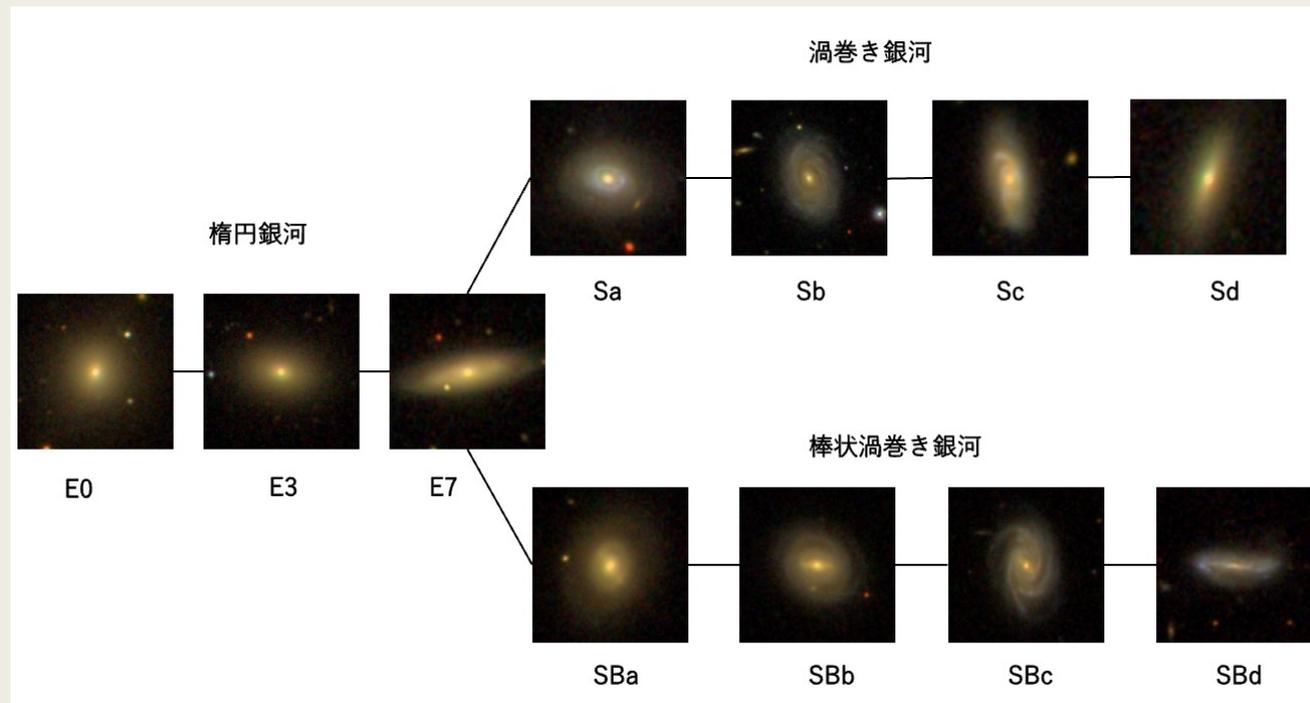
研究目的

目的

- 深層学習技術を用いた銀河の画像分類システムの構築を行う。
- 様々な深層学習モデルやトレーニング手法,最適化アルゴリズムを取り入れることでP.H .Barchi et.al (2020)よりも高精度な分類モデルの構築を行う。
 - *Vision Transformer* ,*Xception*,正規化処理

銀河の形態~ハッブル分類~

- 楕円銀河
 - 扁平度によって細分化
- 渦巻銀河
 - 渦巻腕の巻き込み具合で細分化
- 棒状渦巻銀河
 - 中心部に棒状の構造
 - 渦巻腕の巻き込み具合で細分化



■ 2クラス

楕円銀河と渦巻銀河

■ 3クラス

楕円銀河 渦巻銀河 棒状渦巻銀河

■ Sc Sd SBa SBb SBc SBd

■ 7クラス

楕円銀河 Sa Sb Sc SBa SBb SBc

■ 9クラス

E0 E3 E7 Sa Sb Sc SBa SBb SBc

■ 11クラス

E0 E3 E7 Sa Sb Sc Sd SBa SBb SBc SBd

データセットの構築

The Digital Sky Survey (SDSS)

- 天体観測装置であるSDSSは最大規模のサーベイプロジェクト
- 膨大な量の画像データを保持

Ahumada et.al(2020), Astrophys. J. Suppl. 249, 3

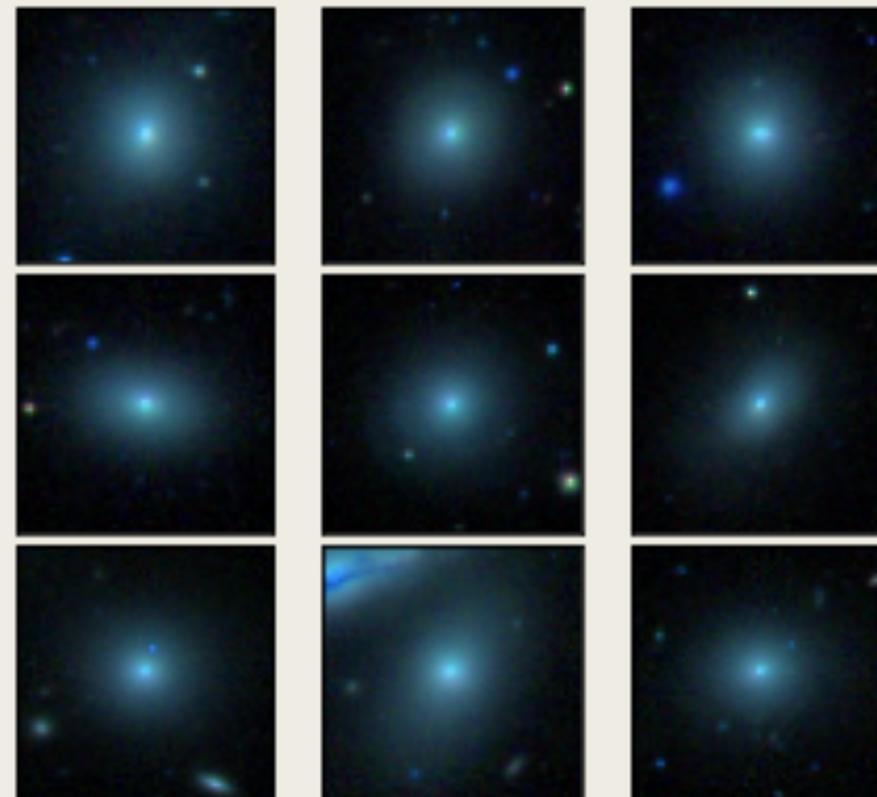
GalaxyZoo

- 市民科学プロジェクト
- 一般市民により銀河を分類
- 銀河の分類結果と赤方偏移やペトロシアン半径が書かれたカタログ

データセットの構築方法

- Image Cutoutを使用(HTTP通信)
 - パラメータ:赤方偏移,画像サイズ

作成したデータの一部



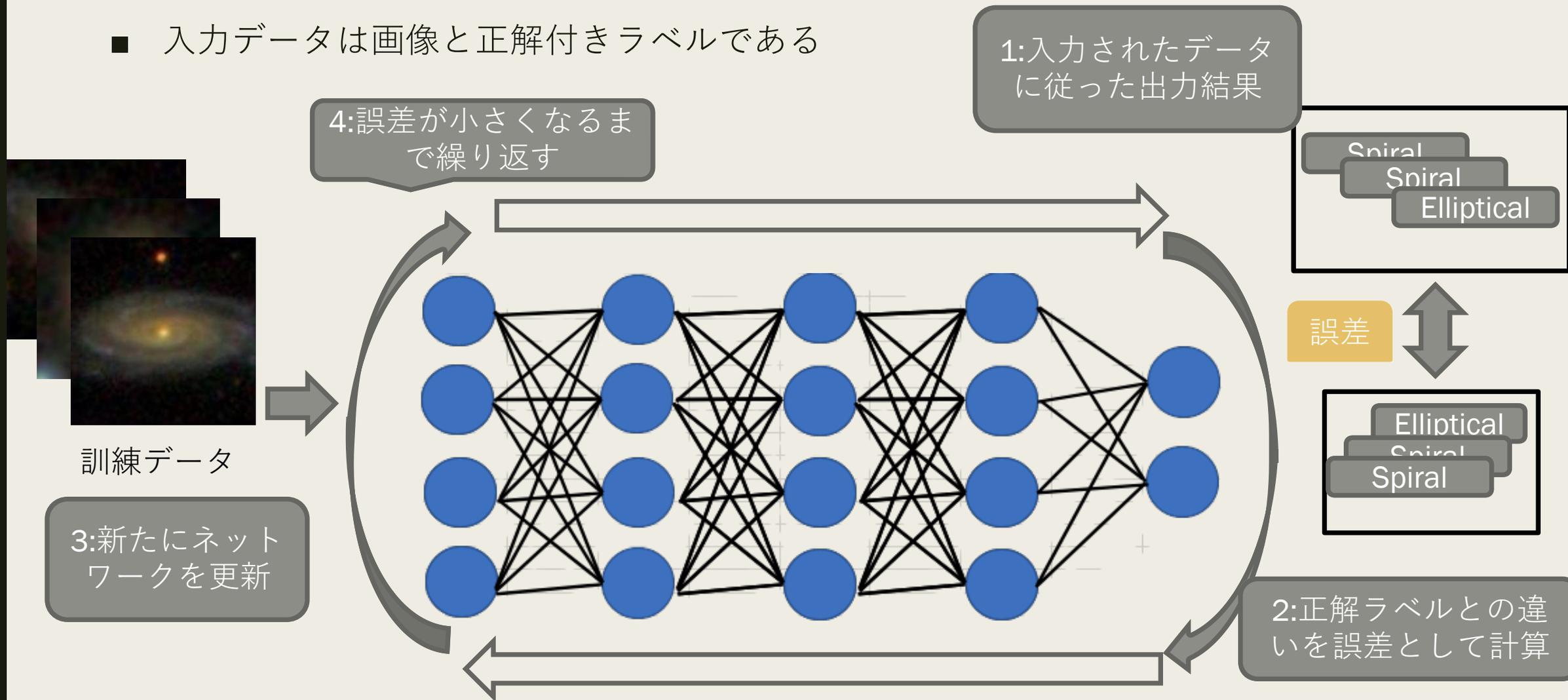
楕円銀河

- Chris J. Lintott et al.(2008),Monthly Notices of the Royal Astronomical Society,389,1179- 1189
- Chris Lintott et al(2010),Monthly Notices of the Royal Astronomical Society,410,166- 178
- Ross E. Hart et al.(2016),Monthly Notices of the Royal Astronomical Society,461, 3663- 3682
- Kyle W. Willett et al.(2013),Monthly Notices of the Royal Astronomical Society,435,2835- 2860

class	2	3	7	9	11
枚数	41524枚	45998枚	45355枚	45355枚	45998枚

深層学習について

- 脳の神経回路を模した機械学習アルゴリズム
- 入力層,中間層,出力層で構成される
- 入力データは画像と正解付きラベルである



最適化アルゴリズム

■ 損失関数

- 予測値と正解値のズレの大きさを算出する関数
- 交差エントロピー誤差
 - t_k :正解ラベル y_k :出力値 K :データの次元数

$$E = - \sum_K t_k \log(y_k)$$

■ 最適化アルゴリズム

- 損失関数の最小値を求める関数
 - SGD:ランダムな値を選択し勾配方向にパラメータを更新する。
 - Adam: 勾配にモーメントを考慮することでパラメータごとに適切なスケールで重みを更新する。

使用するネットワーク

畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

- 画像認識に広く扱われる。
- 畳み込み演算とプーリング処理により特徴抽出

Xception

- インセプション構造を用いたネットワーク
 - 並列に3x3の畳み込み層を並べる

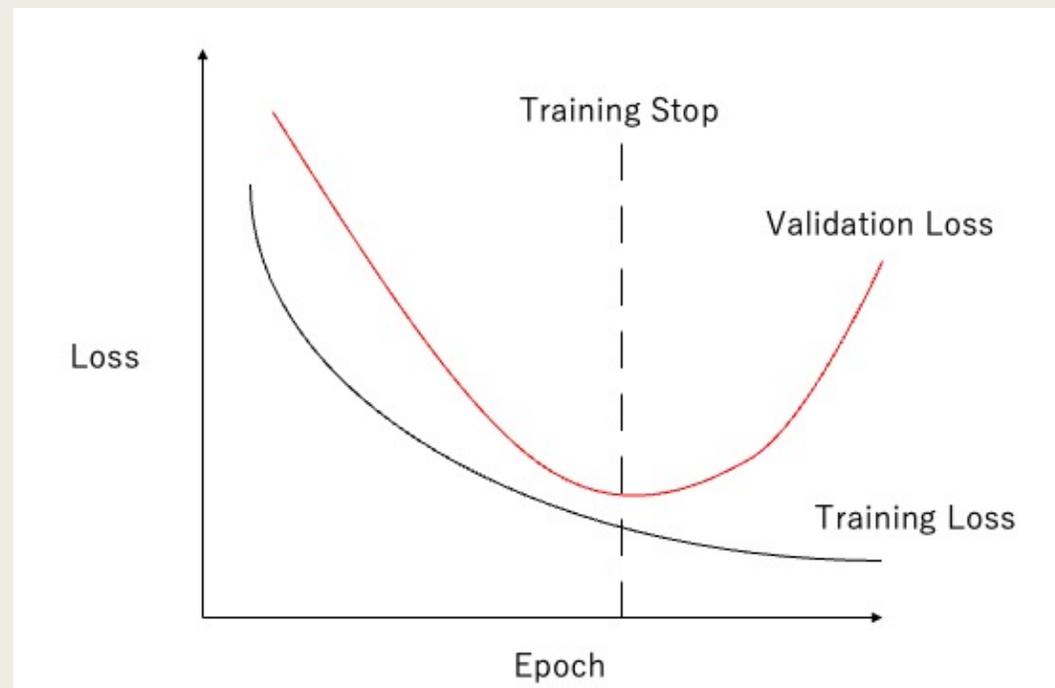
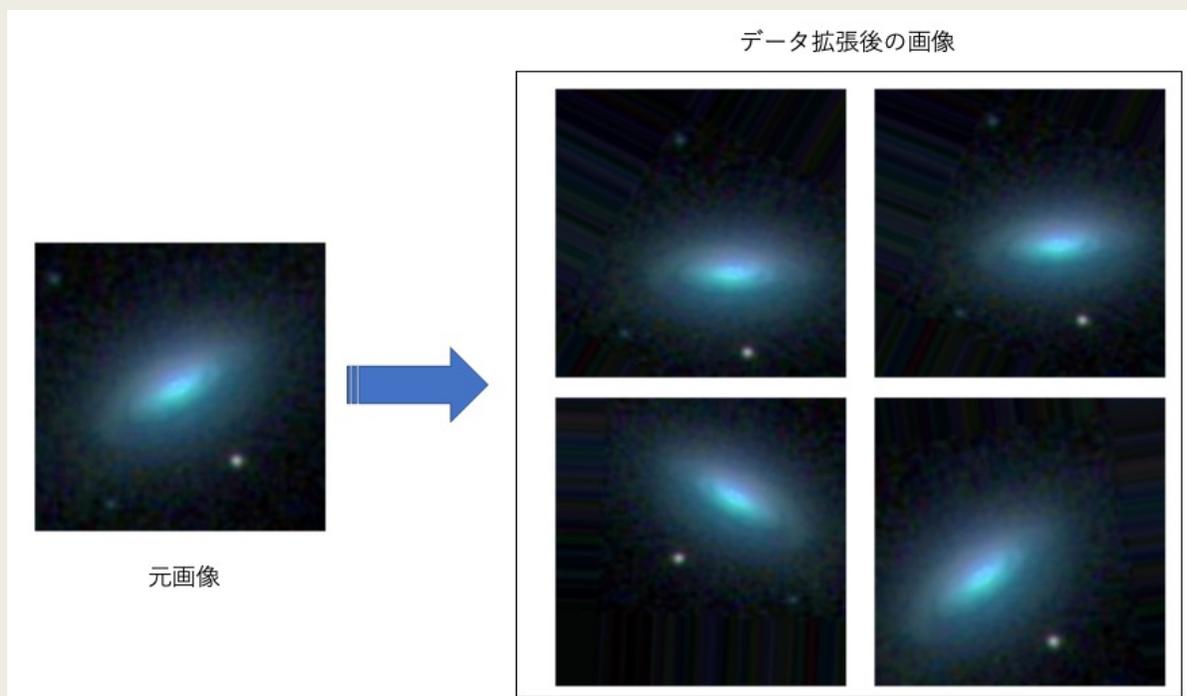
Vision Transformer(ViT)

- 自然言語処理技術を画像認識に応用
- 画像を単語のようにバラバラに分割し類似度を算出

組み込んだトレーニング手法

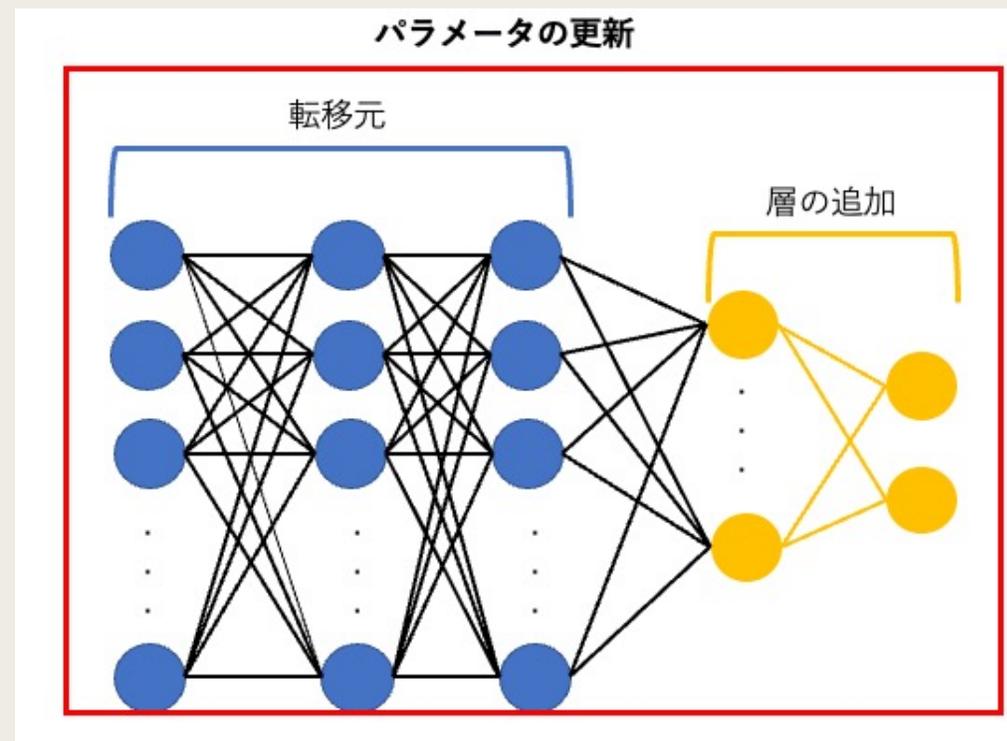
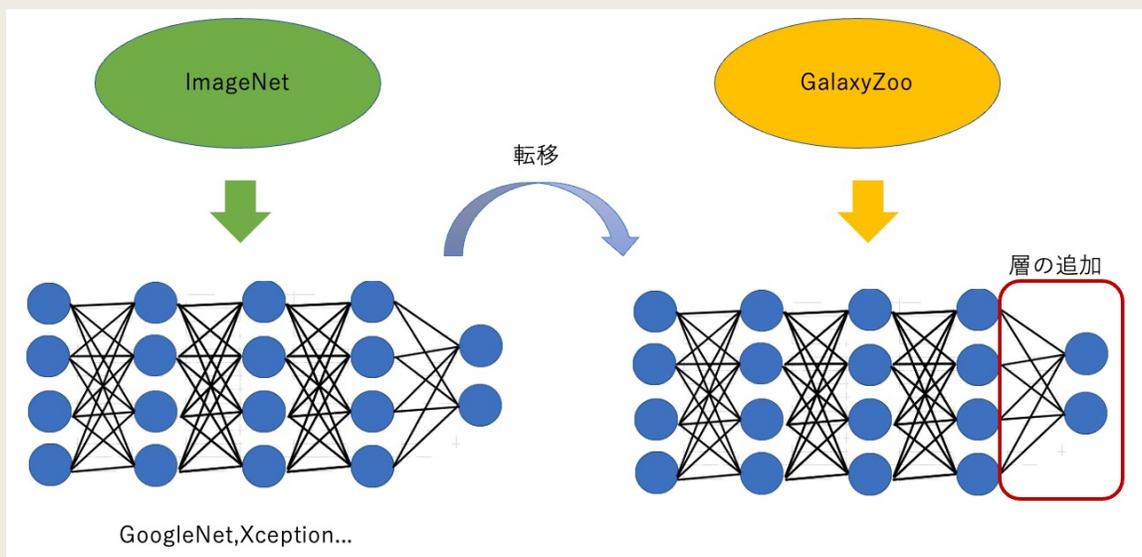
- データ拡張
 - 入力画像に僅かに変換を加える。
 - 40度までのランダムな角度に回転
 - 縦、横に0.2までの割合でランダムに移動
 - 学習精度向上

- Early Stopping
 - 訓練データに過剰適合(過学習)する前に学習を止める。
- ReduceLROnPlateau
 - 訓練が進む上で学習が進まない場合、学習率を変化



転移学習

- ImageNetによる訓練でパラメータが更新された学習済みモデルの再利用
 - ImageNet : 1400万を超える巨大なデータセット(動物,建物,乗り物..)
- 学習された転移元のモデルに自作の層を取り付ける
- Galaxy Zooで再訓練
- ファインチューニング
 - 転移元モデルと取り付けた層の両方を訓練
 - 両方のパラメータ更新

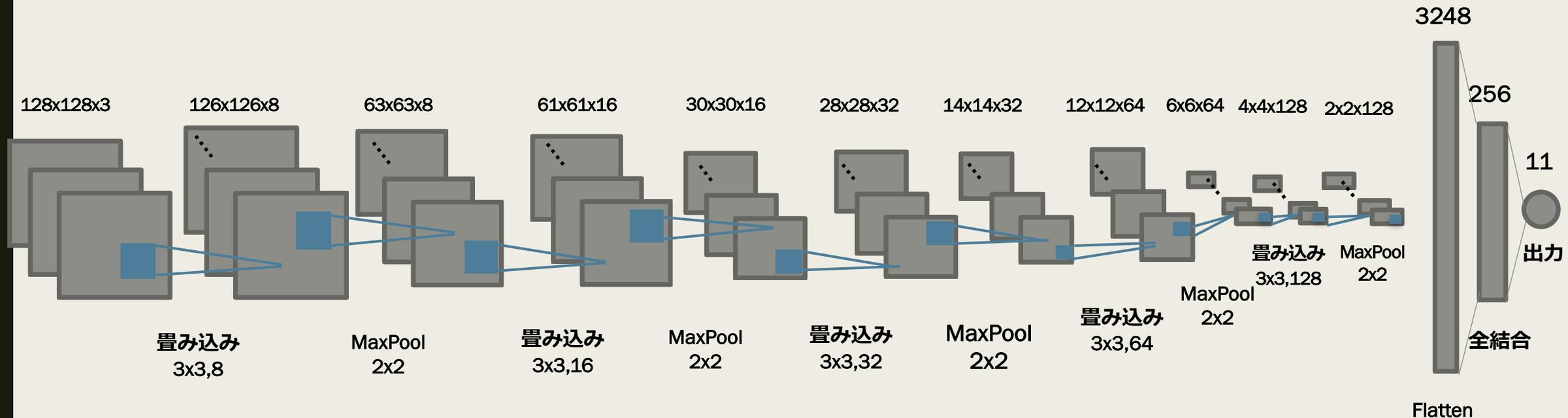


構築したCNN

■ 構成

- 128x128の入力サイズ,畳み込み演算とマックスプーリング演算を5回繰り返す。ノード数 256 の全結合層とクラスに応じた出力層を連結

■ Early Stoppingとデータ拡張を行いSGD,Adamをそれぞれ適応



Xception ~転移学習(ファインチューニング)~

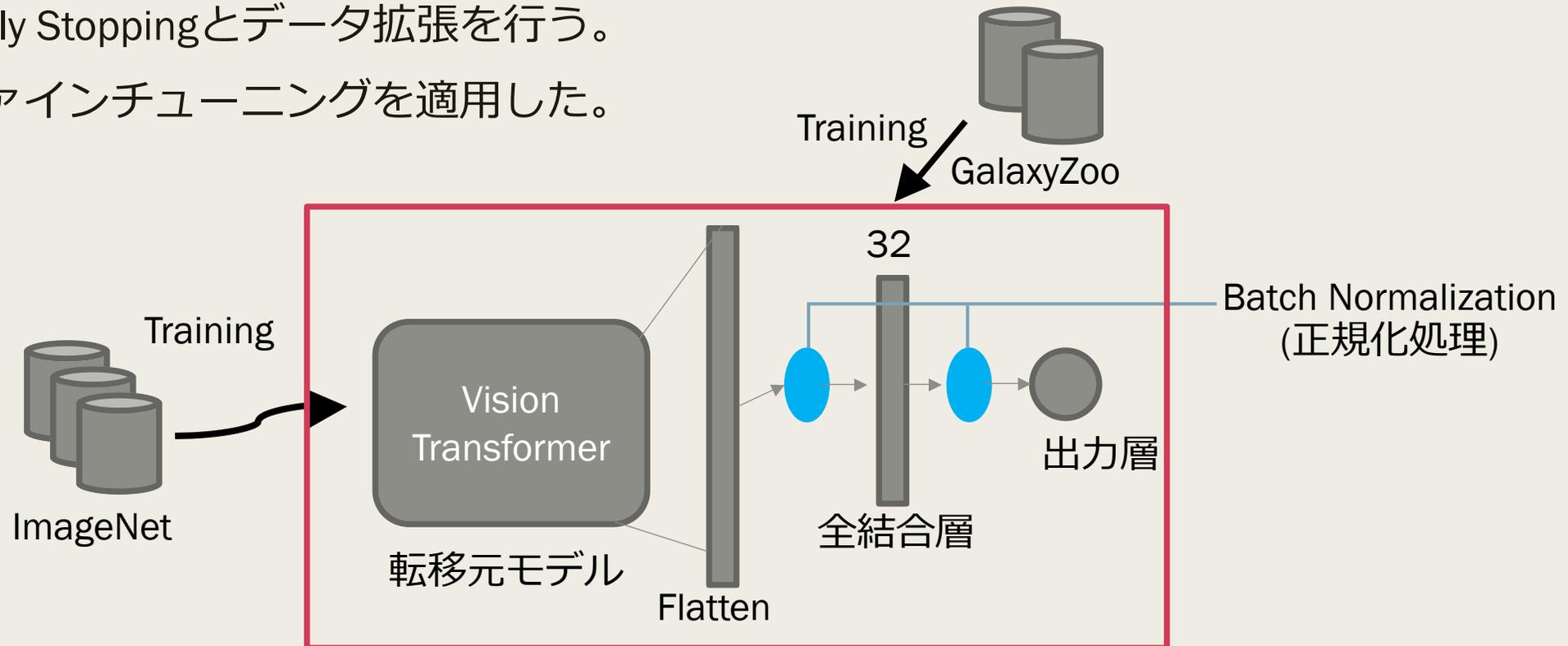
- 転移元(Xception)のモデルにノード数 128 の全結合層とクラスに応じた出力層を連結
- 最適化アルゴリズムはSGDを適用した。
- Early Stoppingとデータ拡張を行う。
- ファインチューニングを適用した。



Vision Transformer(ViT)

~転移学習(ファインチューニング)~

- 転移元(ViT)のモデルにノード数 32 の全結合層とクラスに応じた出力層を連結
- 全結合層の前後に正規化処理の実装を行った。
- 最適化アルゴリズムはAdamを適用した。
- Early Stoppingとデータ拡張を行う。
- ファインチューニングを適用した。



精度評価

■ ホールドアウト法

- データセットを訓練データ,検証データ,テストデータに分割(8:1:1)
 - 訓練データ:モデルの訓練時に使用
 - 検証データ:学習が適切に行われているのかを判断
 - テストデータ:精度評価の際に活用



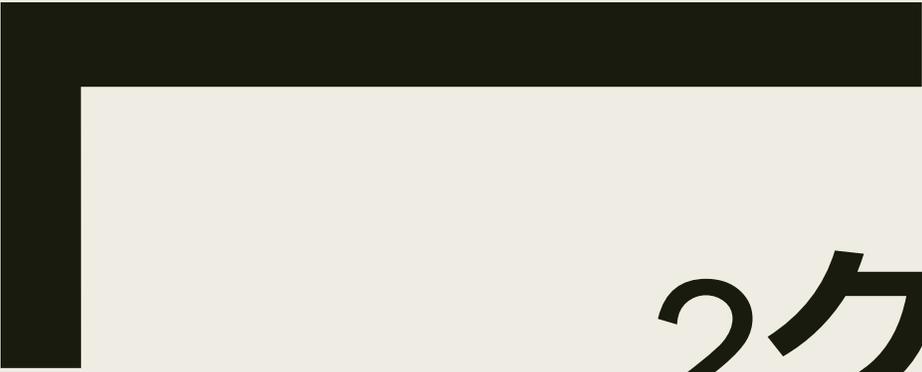
■ 正解率を採用

- テストデータに対して予測した値が正解だった場合の数

P.H.Barchi et.al (2020)の結果

- P.H.Barchi et.al(2020)はGoogleNetを採用
 - インセプション構造を持つ。
- 訓練データ:検証データ:テストデータ = 8:1:1
- 学習回数(Epoch)30回で訓練を行なっている。
- 表はP.H.Barchi et.al(2020)の正解率の結果となっている。

2class	3class	7class	9class	11class
99.5%	82.7%	70.0%	67.4%	65.2%



2クラス分類 (楕円銀河と渦巻銀河)

CNN



CNN

2クラス分類(橢円銀河と渦巻銀河)の解析

- 2クラス分類におけるCNNの正解率
 - 99%を超える正解率

class	P.H.Barchi et.al(2020)	CNN(SGD)	CNN(Adam)
2	99.5%	99.2%	99.3%

- 学習回数(Epoch)ごとのAccuracyとLossの推移
 - Accuracy: 予測した値の正答率
 - Loss: 予測した値と実際の値の誤差
- AdamはSGDより早期に学習の収束が見られた。



2class Epoch Accuracy



2class Epoch Loss

- SGDの訓練データ
- SGDの検証データ
- Adamの訓練データ
- Adamの検証データ

3クラス分類 (楕円銀河と渦巻銀河, 棒状 渦巻銀河)

Xception, VIT

Xception 3クラス分類 (楕円銀河, 渦巻銀河, 棒状渦巻銀河)の解析

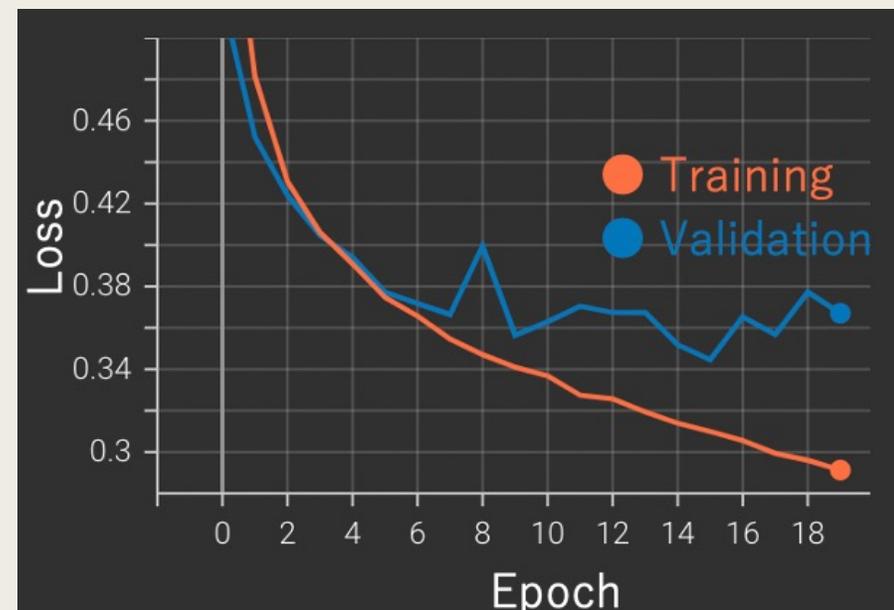
- Xceptionを用いた3クラス分類のEpochごとのAccuracyとLossの推移
- 検証用のデータのAccuracyが上がらず、検証用のLossが下がらない。
 - 訓練データに過剰適合

● Xceptionの訓練データ

● Xceptionの検証データ



3class Epoch Accuracy

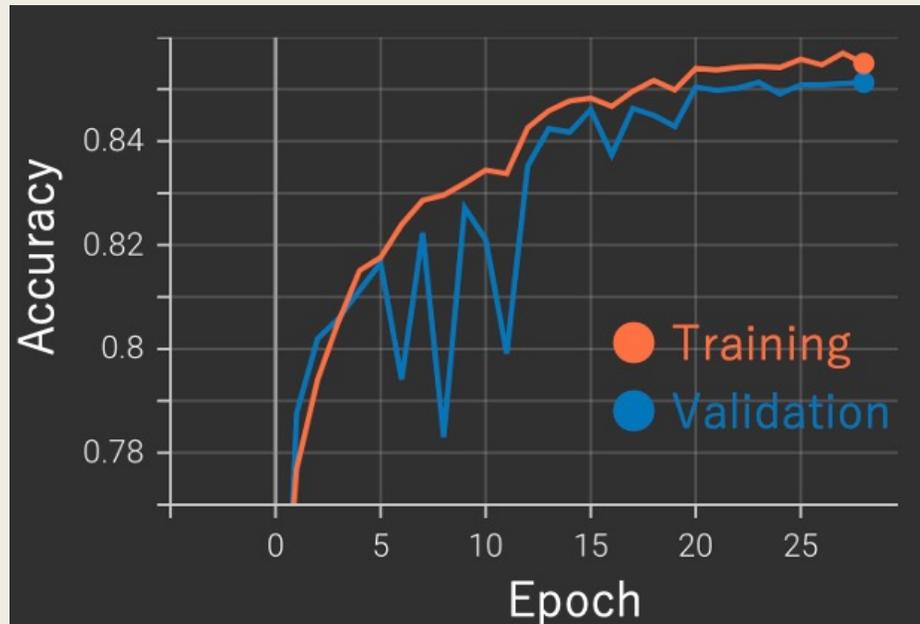


3class Epoch Loss

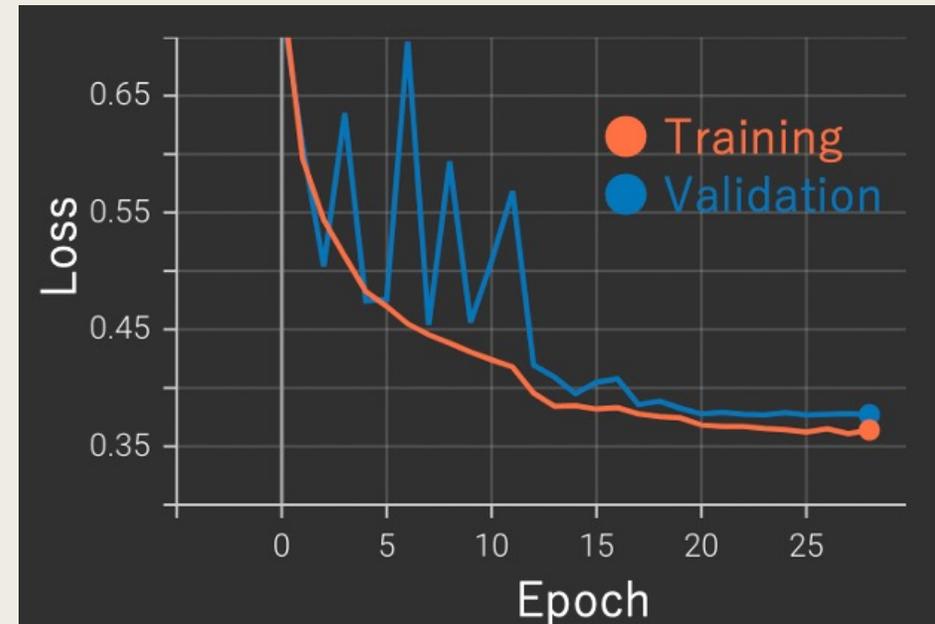
Vision Transformer 3クラス分類 (楕円銀河, 渦巻銀河, 棒状渦巻銀河)の解析

- ViTを用いた3クラス分類のEpochごとのAccuracyとLossの推移
- 途中、大きな振動が見られるが訓練データ, 検証データ共にAccuracyが上がり, Lossが下がり続けている。

● ViTの訓練データ
● ViTの検証データ



3class Epoch Accuracy



3class Epoch Loss

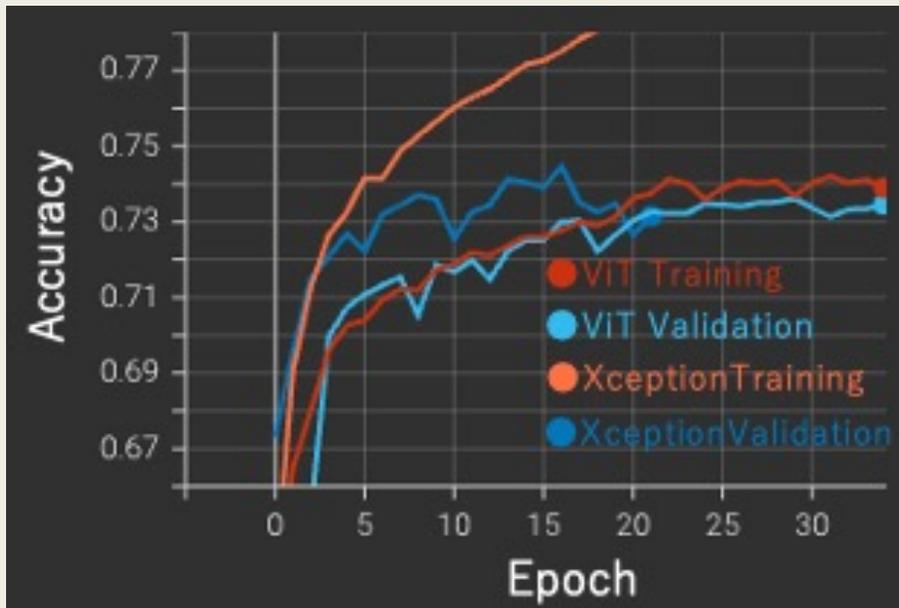
7クラス分類 (楕円銀河と

Sa Sb Sc SBa SBb SBc)

Xception, VIT

Xception, Vision Transformer 7クラス分類の解析

- 7クラス(楕円銀河E,Sa,Sb,Sc,SBa,SBb,SBc)
- 7クラス分類のXceptionとViTを重ねたEpochごとのAccuracyとLossの推移
- Xceptionは早期に収束できているがViTは過学習を抑制できている。



7クラス Epoch Accuracy



7クラス Epoch Loss

- ViTの訓練データ
- ViTの検証データ
- Xceptionの訓練データ
- Xceptionの検証データ

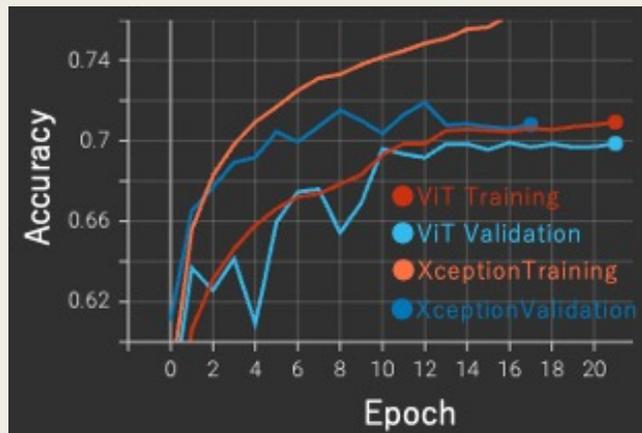
9クラス分類

(E0 E3 E7 Sa Sb Sc
SBa SBb SBc)

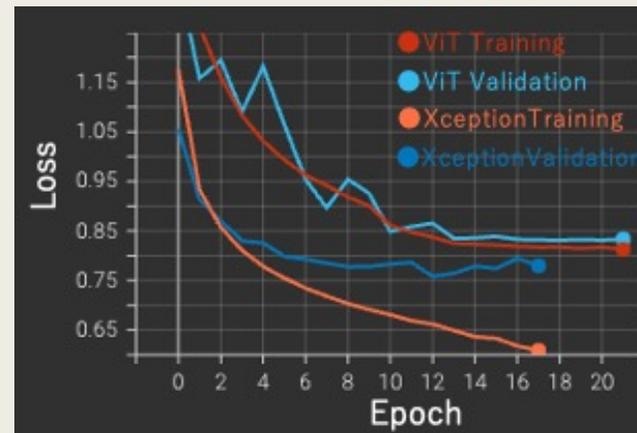
11クラス分類

(E0 E3 E7 Sa Sb Sc Sd
SBa SBb SBc SBd)
Xception, VIT

■ 9クラス(楕円銀河E0,E3,E7,Sa,Sb,Sc,SBa,SBb,SBc)



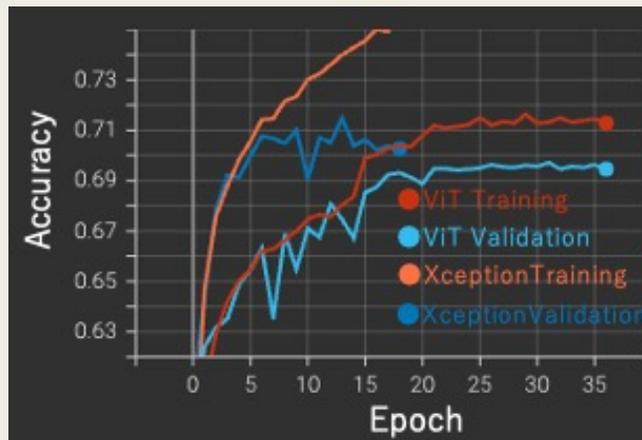
9クラス Epoch Accuracy



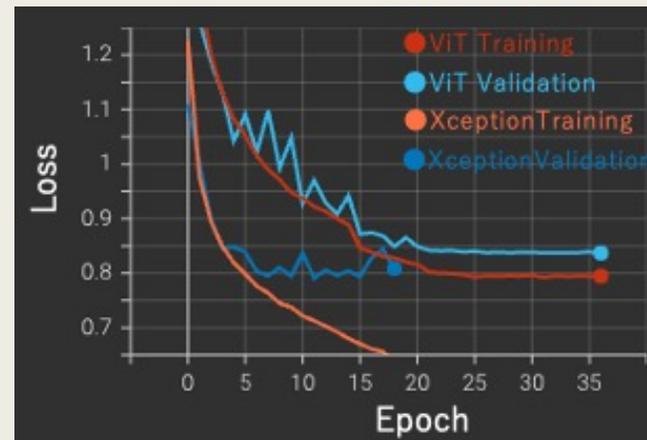
9クラス Epoch Loss

- ViTの訓練データ
- ViTの検証データ
- Xceptionの訓練データ
- Xceptionの検証データ

■ 11クラス(楕円銀河E0,E3,E7,Sa,Sb,Sc,SBa,SBb,SBc)



11クラス Epoch Accuracy



11クラス Epoch Loss

多クラス分類の正解率

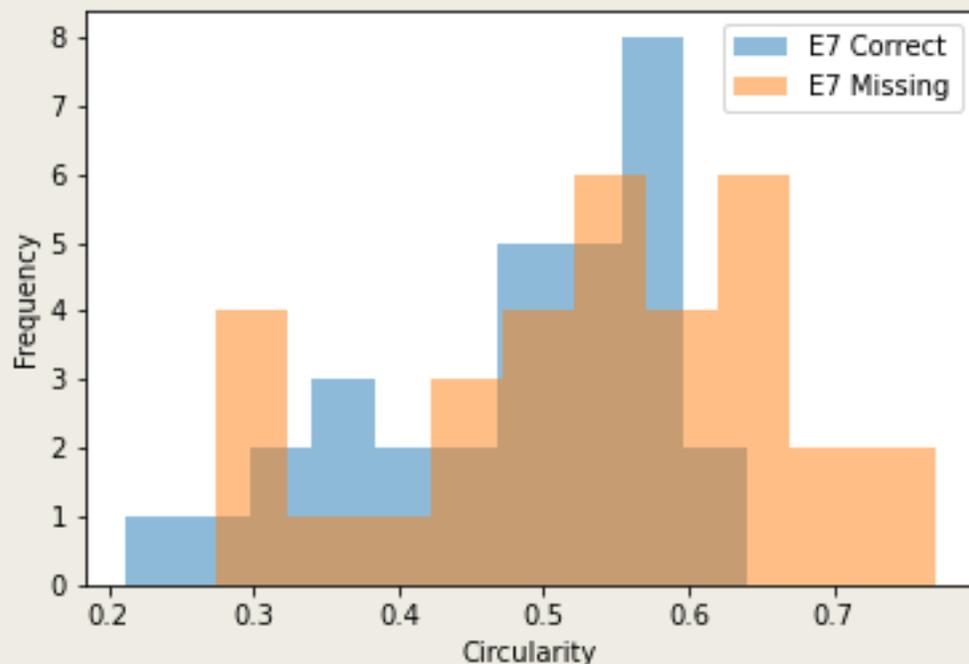
- 多クラス分類における正解率
- 過学習を抑制したViTはXceptionと同等の正解率となった。
- 先行研究以上の正解率であることがわかった。

class	P.H.Barchi et al.(2020)	Xception	ViT
3	82.7%	85.0%	85.3%
7	70.0%	73.8%	74.2%
9	67.4%	70.9%	70.5%
11	65.2%	71.5%	71.3%

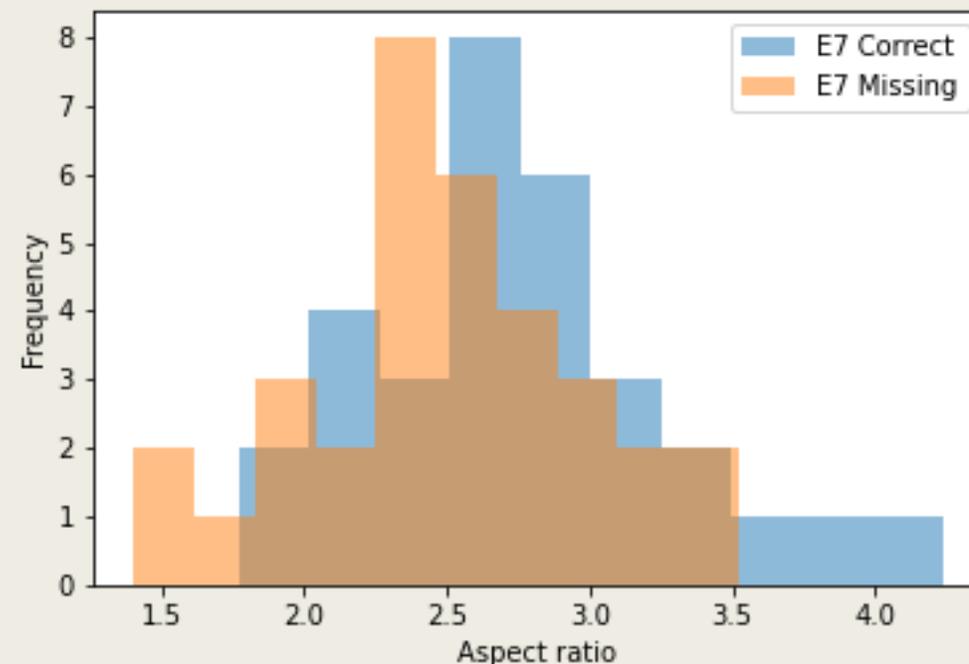
誤分類されやすい銀河(1)

- E7銀河について
- 画像からE7銀河のみを抽出し円形度とアスペクト比を算出
 - 円形度 = $4\pi \times \text{面積} \div \text{周囲長}^2$
 - アスペクト比 = 長辺 \div 短辺
- ヒストグラムを描画
- 円形度が大きい銀河とアスペクト比が小さい銀河は誤分類されやすい

- 正しく認識できたE7銀河
- 誤分類されたE7銀河



E7銀河の円形度



E7銀河のアスペクト比

誤分類されやすい銀河(2)

- 円形度が0.65より大きく誤分類された銀河について
 - 膨らみが見える。
 - E3銀河に誤分類される。



正しく認識できたE7銀河



誤分類されたE7銀河

まとめ

■ 2クラス分類

- CNNに組み込んだSGD,Adamは共に99%を超える認識精度。
- AdamはSGDより早期に収束することからAdamが適切なモデルである。

■ 多クラス分類

- Xceptionは収束時間が早いですが過学習を起こす。
- ViTは収束に時間がかかるが過学習を抑制することができた。