

# 深層学習を用いた Digitally Reconstructed Radiographsに 基づく変形性股関節症の多指標自動分類

○ 梶田 修慎<sup>§1</sup> 崇風 まあぜん<sup>§1</sup> 大竹 義人<sup>§1</sup> 上村 圭亮<sup>§2</sup>

高尾 正樹<sup>§3</sup> 菅野 伸彦<sup>§2</sup> 佐藤 嘉伸<sup>§1</sup>

<sup>§1</sup>Nara Institute of Science and Technology, Division of Information Science

<sup>§2</sup>Osaka University, Graduate School of Medicine

<sup>§3</sup>Ehime University Graduate School of Medicine

# 背景: Hip OA・グレーディング指標

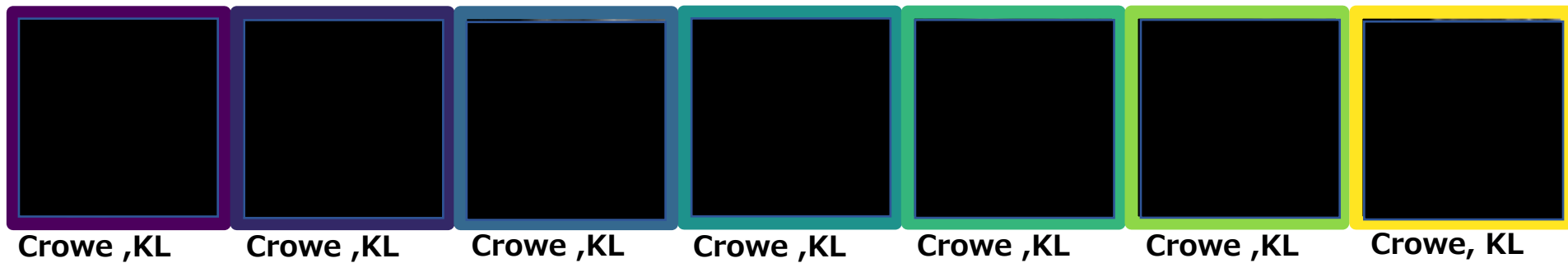
2

- 変形性股関節症(Hip OA)は現代の超高齢化社会において問題視されている疾患
  - 疾患進行の評価には整形外科医の臨床専門性が必要
- 評価にはKL(Kellgren&Lawrence)[\*](Crowe分類[\*\*])が用いられる
  - 疾患の重症度に応じたグレードが付与される
  - Hip OAの患者は筋力低下を経験する[\*\*\*]

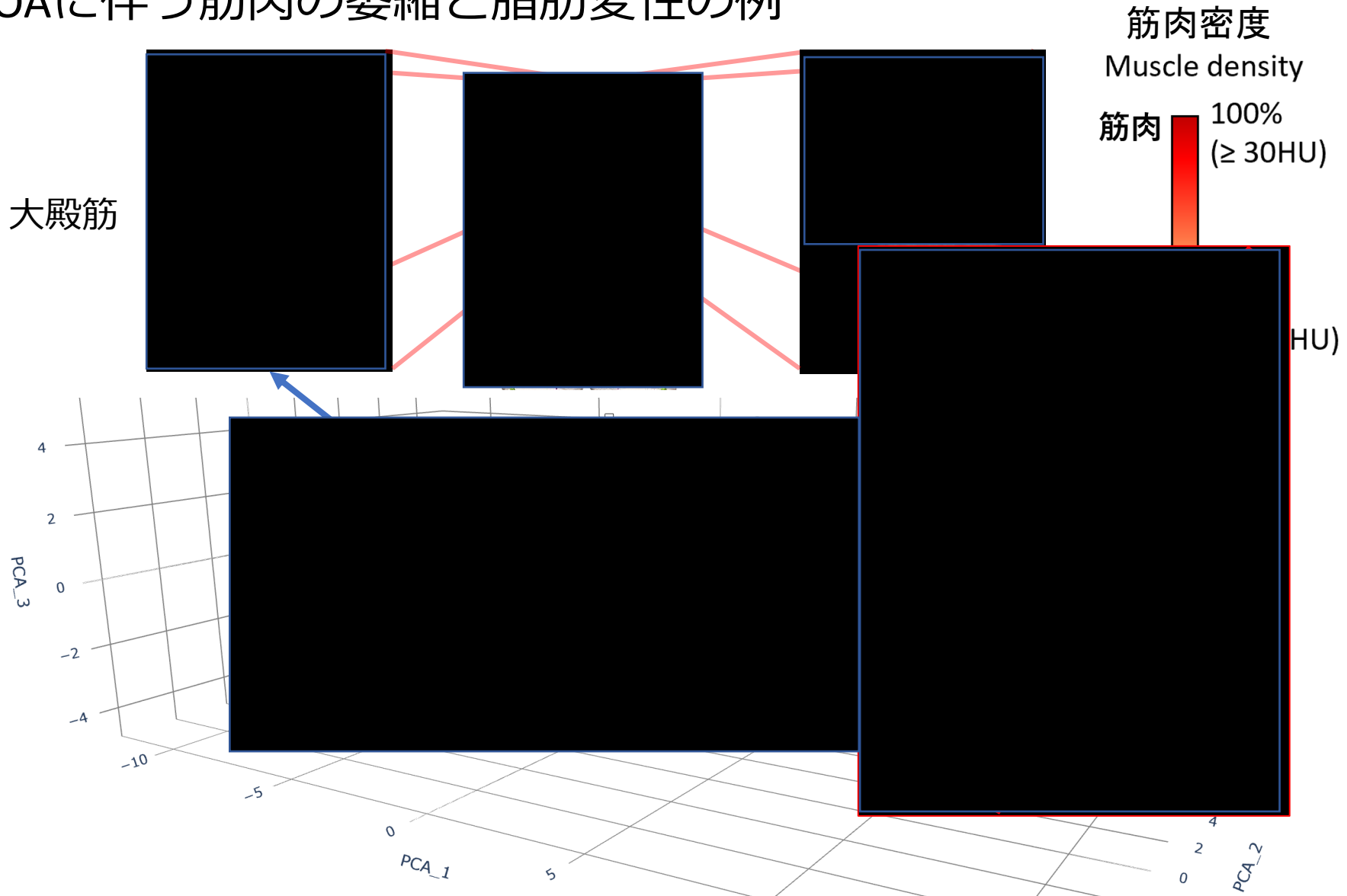
正常

Hip OAの進行とグレーディング

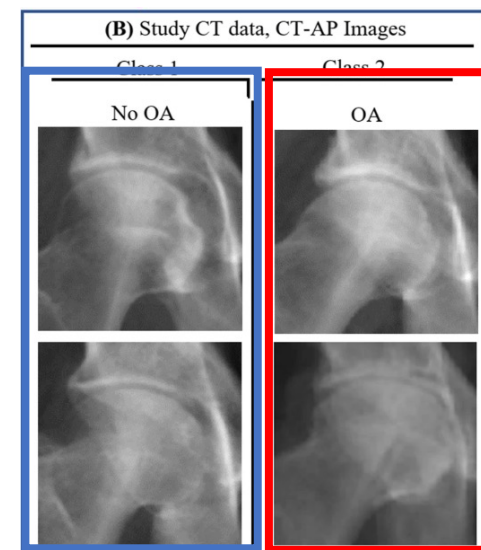
重症



- OAに伴う筋肉の萎縮と脂肪変性の例



- 近年、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いた自動分類手法が報告された
- Gebre et al. Osteoporosis International, 2021  
X線やCT画像から作成した疑似X線画像(DRR)を用いた  
結果 (DRR) : 94症例, Accuracy : 83.3%
- Xue Y, et al. PlosOne, 2017  
事前学習済みのVGGを用いて、両側の股関節を含めた  
X線画像に対してHOA  
結果 : 420症例, Accuracy : 92.0%



**二値分類の問題点**：臨床的に重要な形状や輝度値の変化を評価することができません

- HOAを診断する指標としてOAの重症度を示すKLに加え、脱臼度を示す指標であるCrowe分類を組み合わせ、疾患の進行具合を正確に把握可能な自動分類器を開発する
- 不確実性を評価することで、アノテーションが施されていない数千症例の大規模なデータベースに対してのアクティブラーニングが可能か示す

---

手法

## ■ モデル

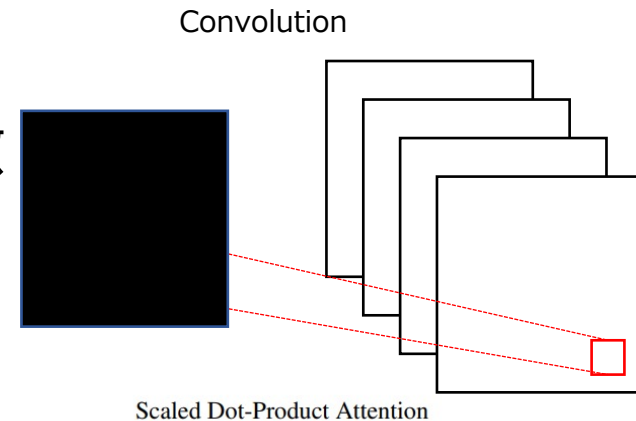
VisionTransformer\_Base16 (Attention機構を用いたモデル) [\*]

VGG16 (畳み込みを用いたモデル) [\*\*]

DenseNet161 (畳み込みを用いたモデル) [\*\*\*]

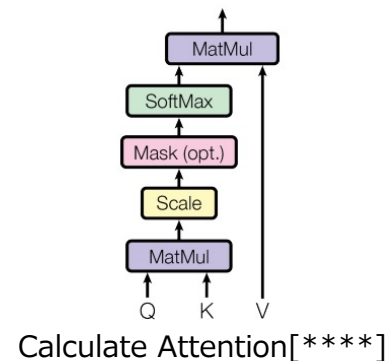
## ■ 畳み込みニューラルネットワークの特徴

- Kernelを移動して畳み込み演算を行う
- 局所的な情報の参照に優れている



## ■ Attentionを用いたネットワークの特徴

- 畳み込みを用いずに複数回にわたって Attention(注目度)を計算する
- 大域的な情報の参照に優れている



[\*] A. Dosovitskiy, L. Beyer, et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale, ICLR 2021

[\*\*] K. Simonyan, A. Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, ICLR 2015

[\*\*\*] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks," 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017

[\*\*\*\*] A. Vaswani, N. Shazeer, et al. Attention Is All You Need, NIPS 2017

# 実験



# データセット

9

- DRRデータセット

Image Size	150 × 150 [pixels]
Number of Classes	7
Number of Images (Cases)	396 (198 cases)
Institution	Osaka University Hospital

正常

重症

Class 1

Class 2

Class 3

Class 4

Class 5

Class 6

Class 7

Crowe ,KL

Crowe ,KL

Crowe ,KL

Crowe ,KL

Crowe ,KL

Crowe ,KL

Crowe ,KL

Parameter	Value
Environment	Pytorch + Torchvision
Initialization	ImageNet database pre-training
Epochs	200
Cross-validation	Stratified group 4-fold (15 patterns)
Image Size	224×224 [ <i>pixels</i> ]

## ■ データ拡張

- Resize : 画像サイズを変更する
- Rotate : 画像を回転する
- Blur : ぼかしを加える
- Random Brightness/Contrast : ランダムでコントラストを変化する
- Coarse Dropout : 画像に不規則なマスクをかける

---

# 結果

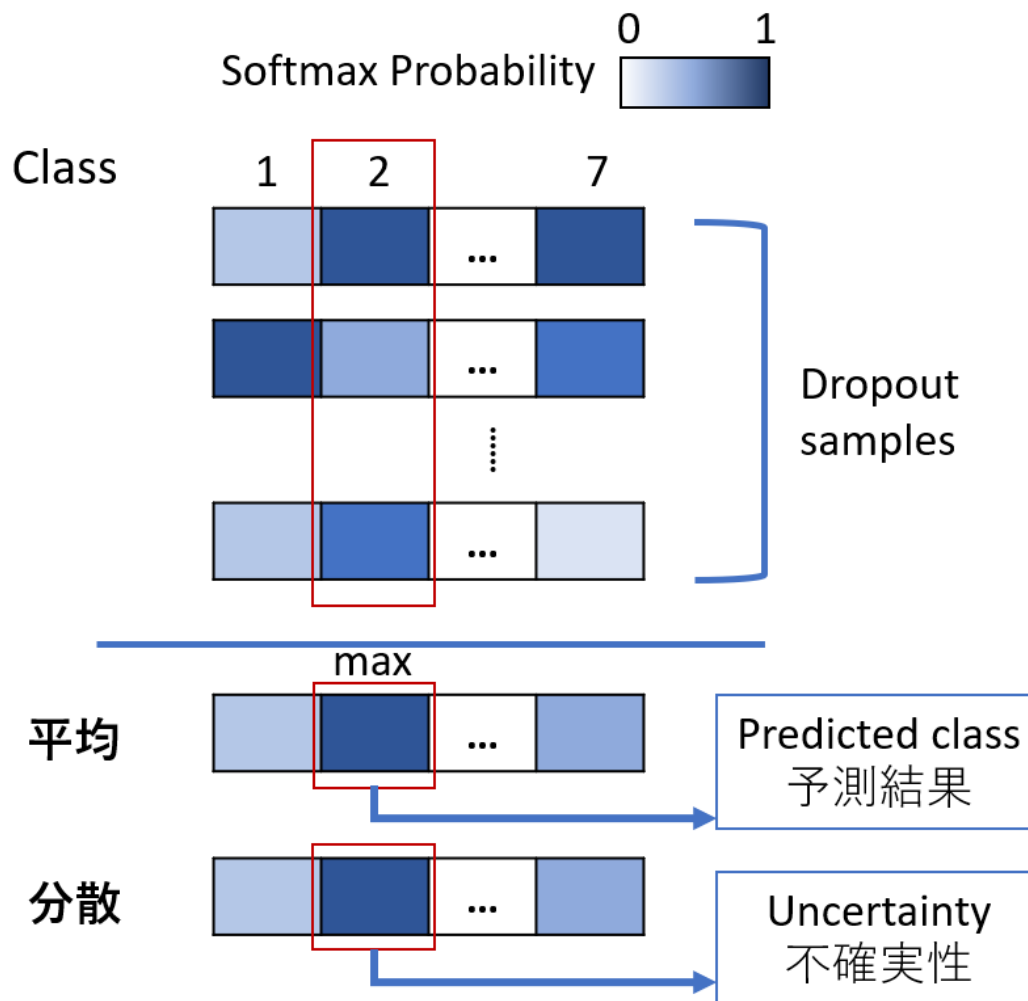
- **テスト時Dropoutありの50回の推論で得られる Softmax Probabilityの分散を不確実性の指標とする[\*]**

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - \hat{P})^2$$

$N$ : Number of Samples

$P$ : Softmax Probability

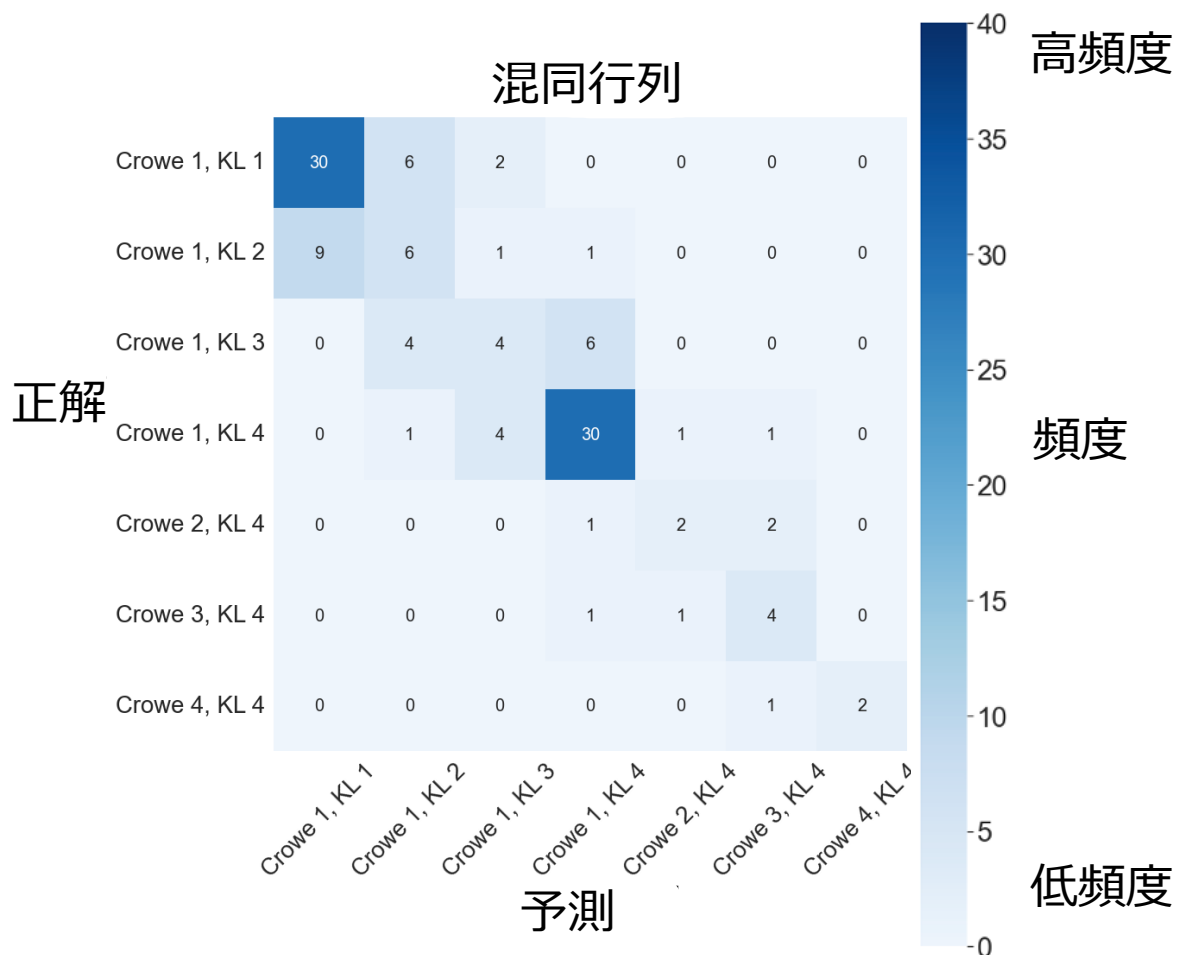
$\hat{P}$ : Average Softmax Probability



[\*] Y. Gal, Z. Ghahramani, Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning, ICML-16, 2015

## ■ Accuracy

- 予測クラスと正解クラスが一致
- 1クラス分間違っても許容
- 上記以外

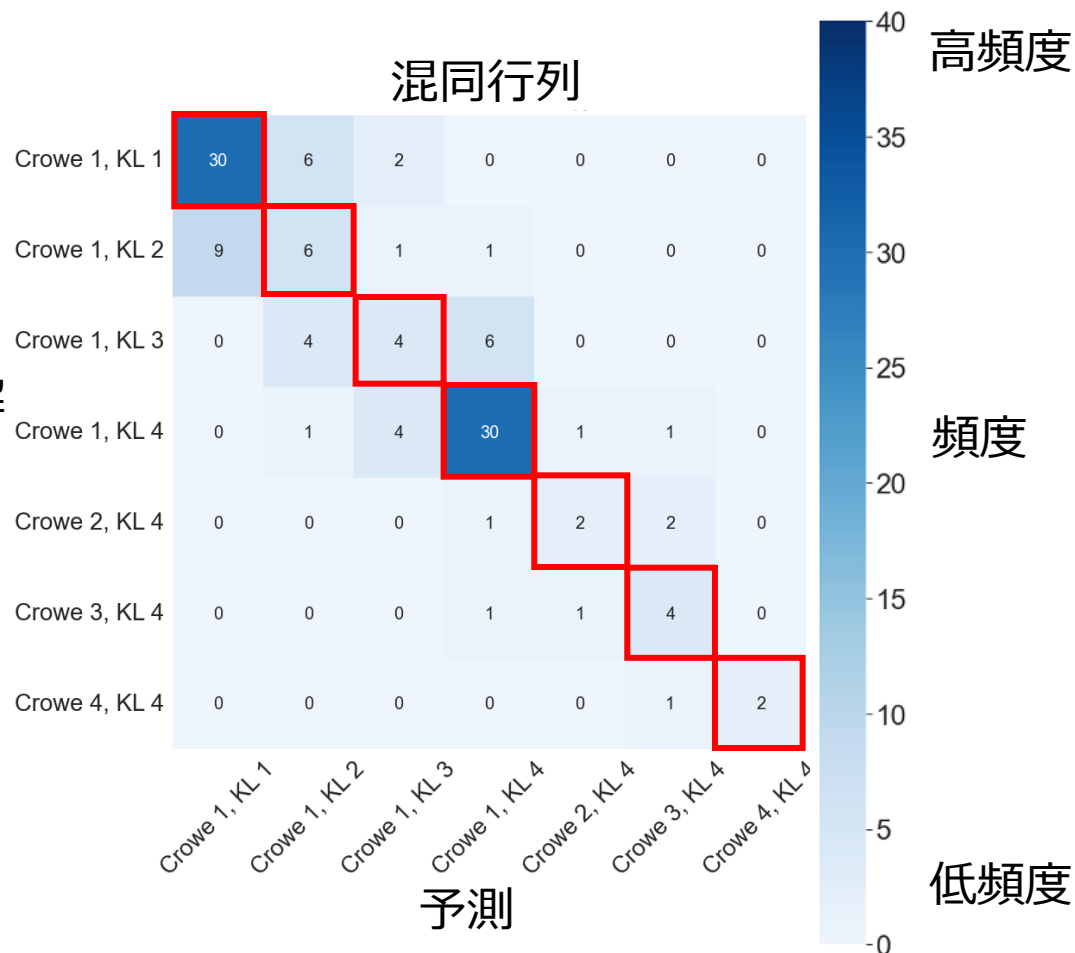


## ■ Accuracy

- 予測クラスと正解クラスが一致 → Exact Class Accuracy
- 1クラス分間違っても許容
- 上記以外

□ Exact Class Accuracy

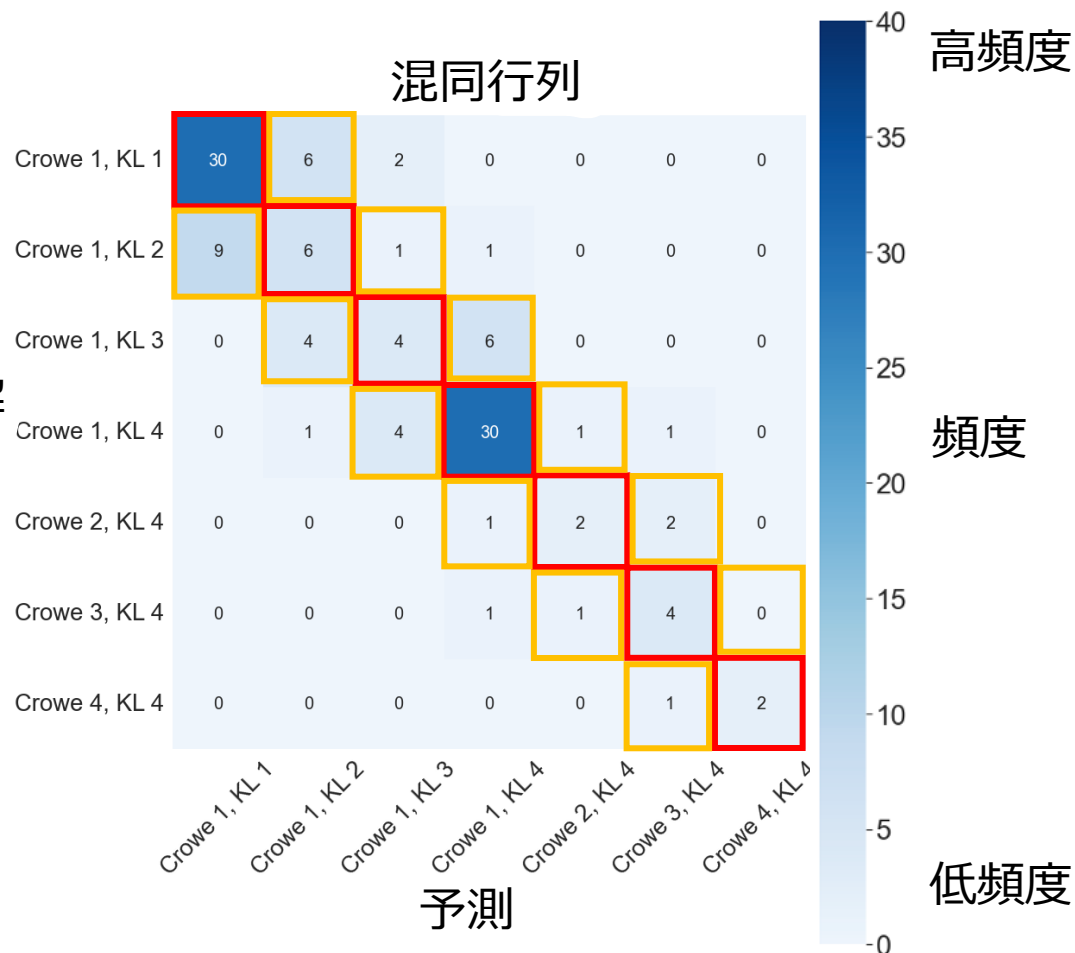
正解



## ■ Accuracy

- 予測クラスと正解クラスが一致 → Exact Class Accuracy
- 1クラス分間違いも許容 → 1-Neighbor Class Accuracy
- 上記以外

□ Exact Class Accuracy      正解  
□ + □ 1-Neighbor Class Accuracy

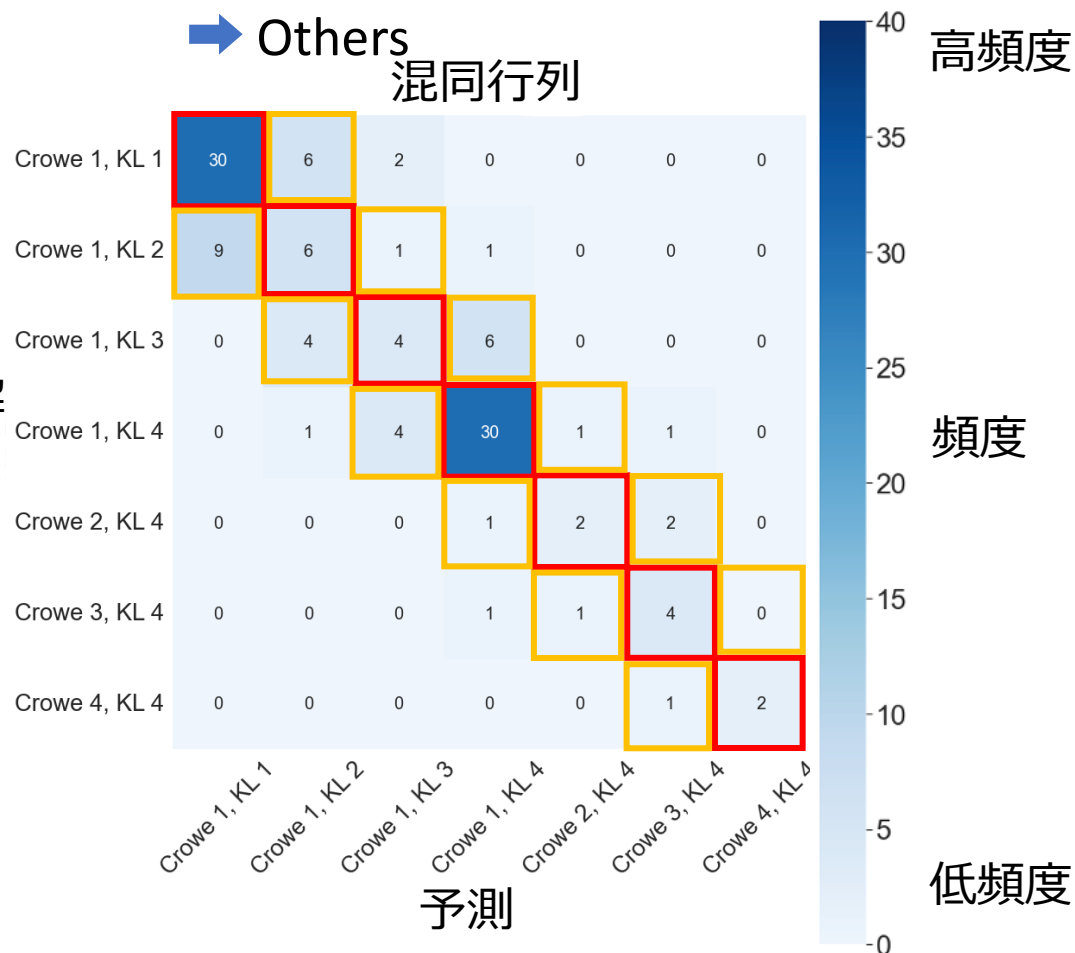


## Accuracy

- 予測クラスと正解クラスが一致 → Exact Class Accuracy
- 1クラス分間違いも許容 → 1-Neighbor Class Accuracy
- 上記以外 → Others

  Exact Class Accuracy  
  +   1-Neighbor Class Accuracy

正解





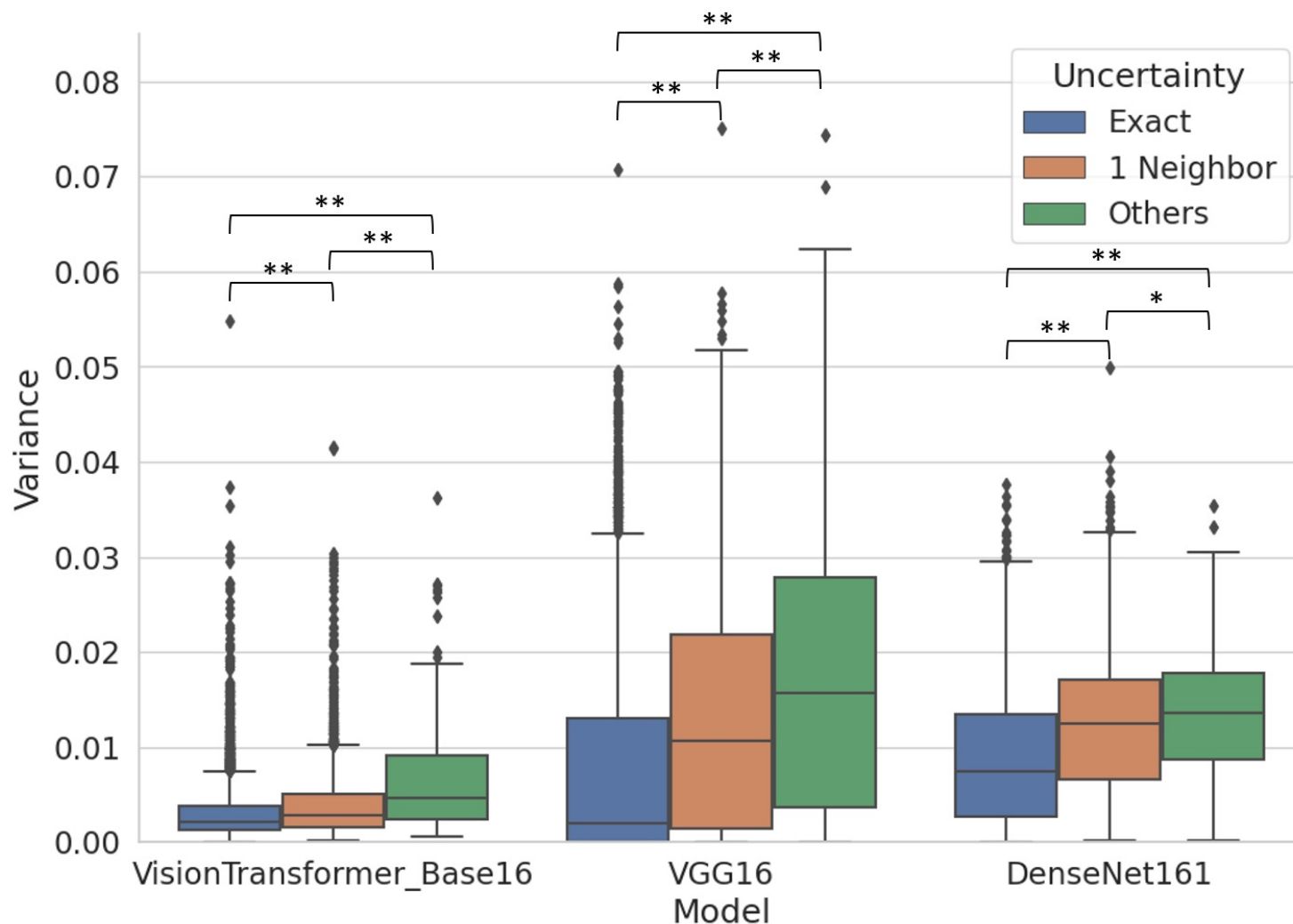
- VisionTransformerが最も良い精度を得られた

推論精度(±標準偏差)	
	Exact Class Accuracy
ViT	<b>0.648(±0.129)</b>
VGG	0.637(±0.148)
DenseNet	0.622(±0.154)
	<b>**</b>
	<b>**</b>
	<b>**</b>
	1-Neighbor Class Accuracy
ViT	<b>0.953(±0.131)</b>
VGG	0.947(±0.161)
DenseNet	0.944(±0.160)
	<b>**</b>
	<b>**</b>
	<b>**</b>

**\*\*** :  $p < .01$  (Mann-Whitney U test)

# 不確実性の評価結果 (Softmax Probabilityの分散)

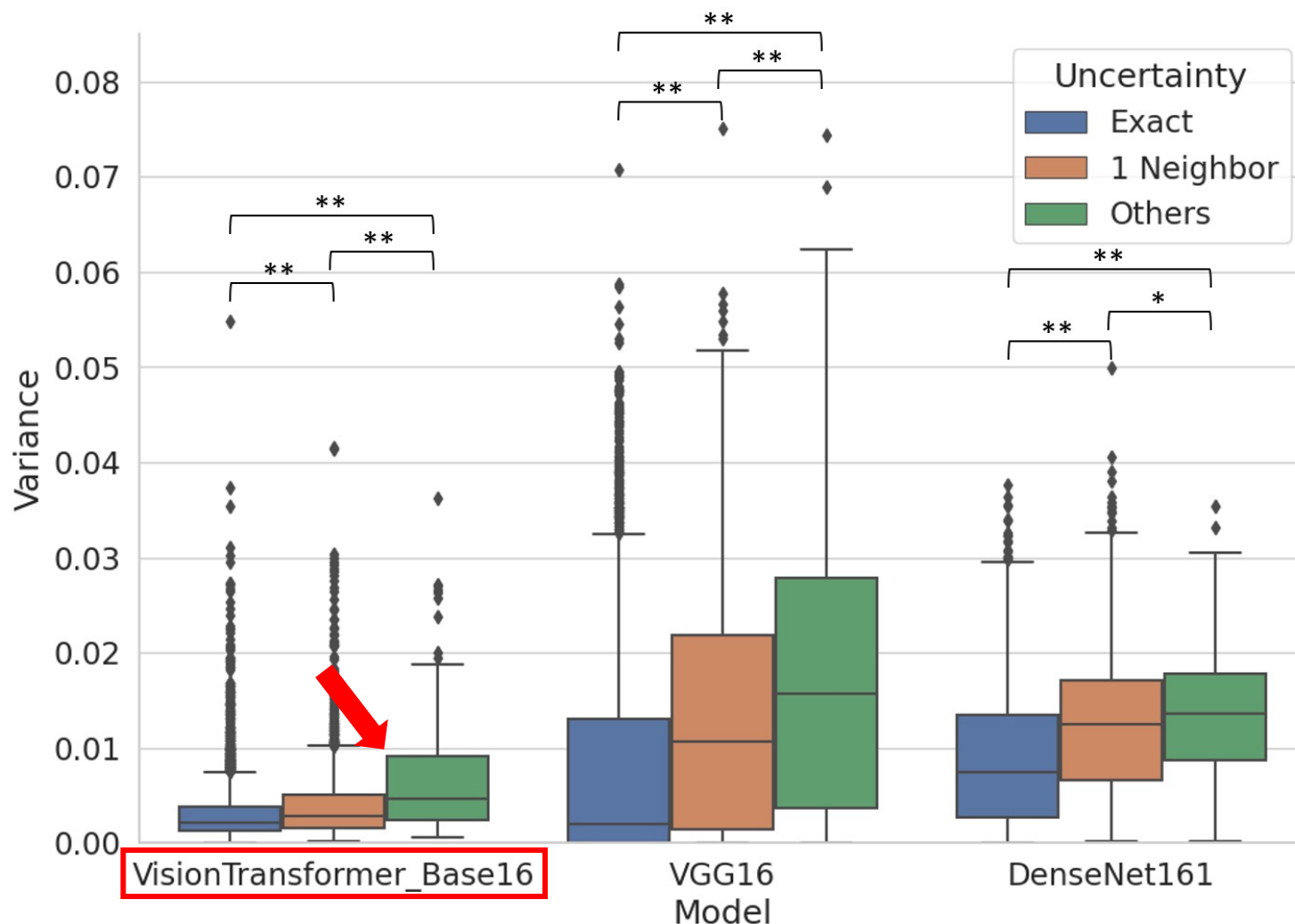
18



Exact : 予測と正解が一致したもの  
1 Neighbor : 予測と正解の誤差が1クラスあるもの  
Others : 2クラス以上予測を外したもの

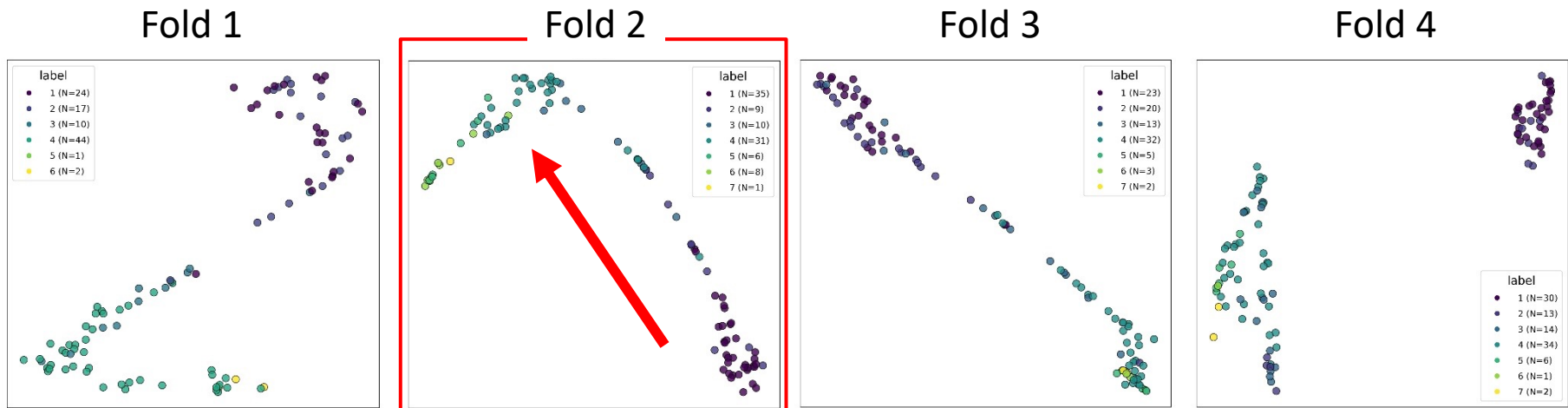
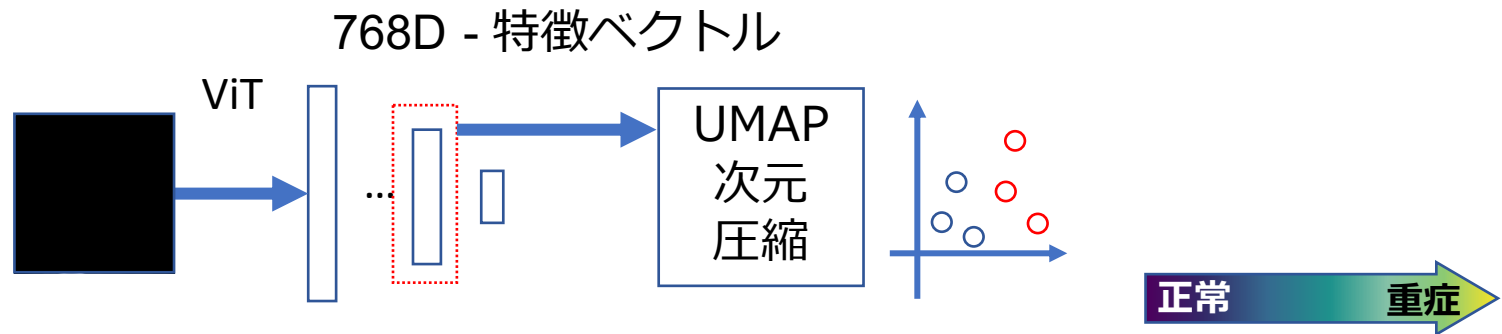
\*\* :  $p < .01$   
\* :  $p < .05$

# 不確実性の評価結果 (Softmax Probabilityの分散) 19



- 分散が大きいことは毎回の予測に確信を持っていないことを示す
- ViTが最も確信を持って予測している(青・オレンジと緑を区別できている)

# 結果：ViT 特徴ベクトルのUMAP解析 20



**Exact class accuracy:**

0.673

0.650

0.561

0.650

**1-Neighbor Class Accuracy:**

0.980

0.930

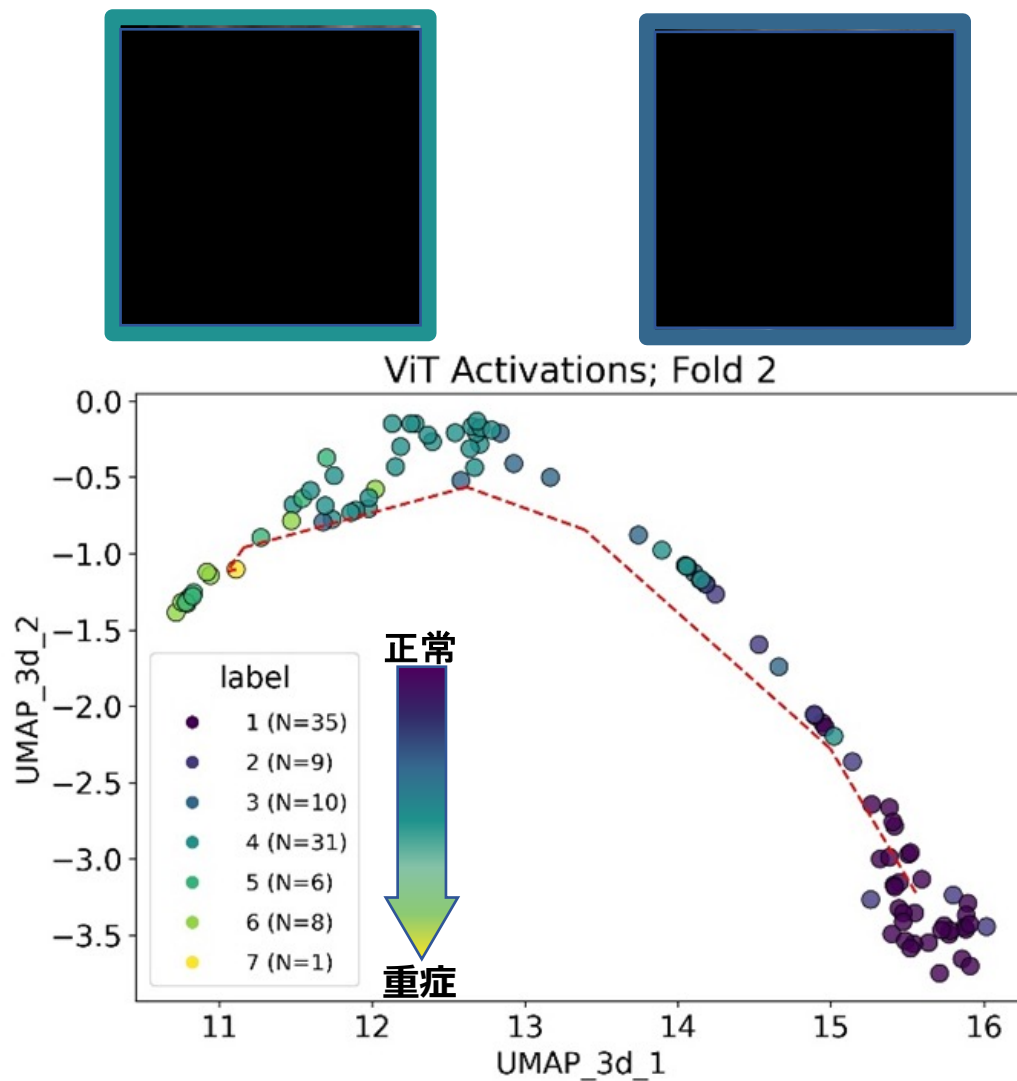
0.929

1.000

# 結果：ViT UMAP解析 (成功例)

21

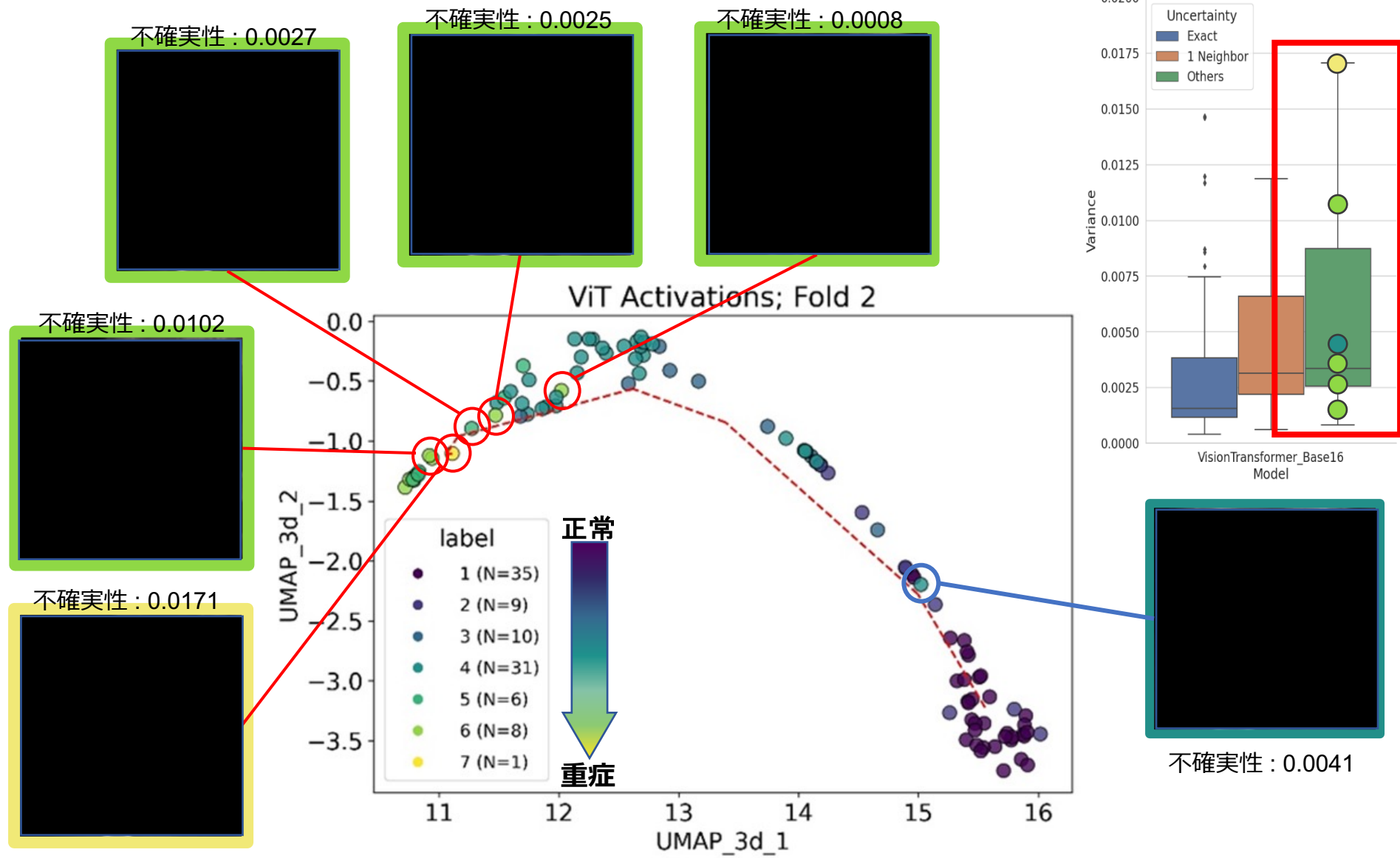
(Exact Class Accuracy : 0.65 ; 1-Neighbor Class Accuracy : 0.93 )



# 結果：ViT UMAP解析 (失敗例)

23

(Exact Class Accuracy : 0.65 ; 1-Neighbor Class Accuracy : 0.93 )



# 結論 & 今後の課題

- 3つの深層学習モデルを用いてHip OAの自動分類を行った
    - 全てのモデルでExact Class Accuracyが60%以上  
1-Neighbor Class Accuracyは90%以上の分類精度が得られた
    - 396枚の画像から疾患の進行状況を高精度で予測できた
  - アノテーションが施されていない数千症例の大規模なデータセットに対するアクティブラーニングが可能
    - 予測に確信を持っていない症例を外れ値として、専門医にアノテーションを検討してもらい、学習データに加える。
    - 大規模データベースのアノテーションに携わる医者の負担を減らすことができる
- ➡ 信頼性の高いデータベースの構築



ご清聴ありがとうございました!

Feel free to contact me at  
masuda.masachika.mp2@is.naist.jp