

ソーラーパネル画像を用いた 深層回帰による 電流損失推定

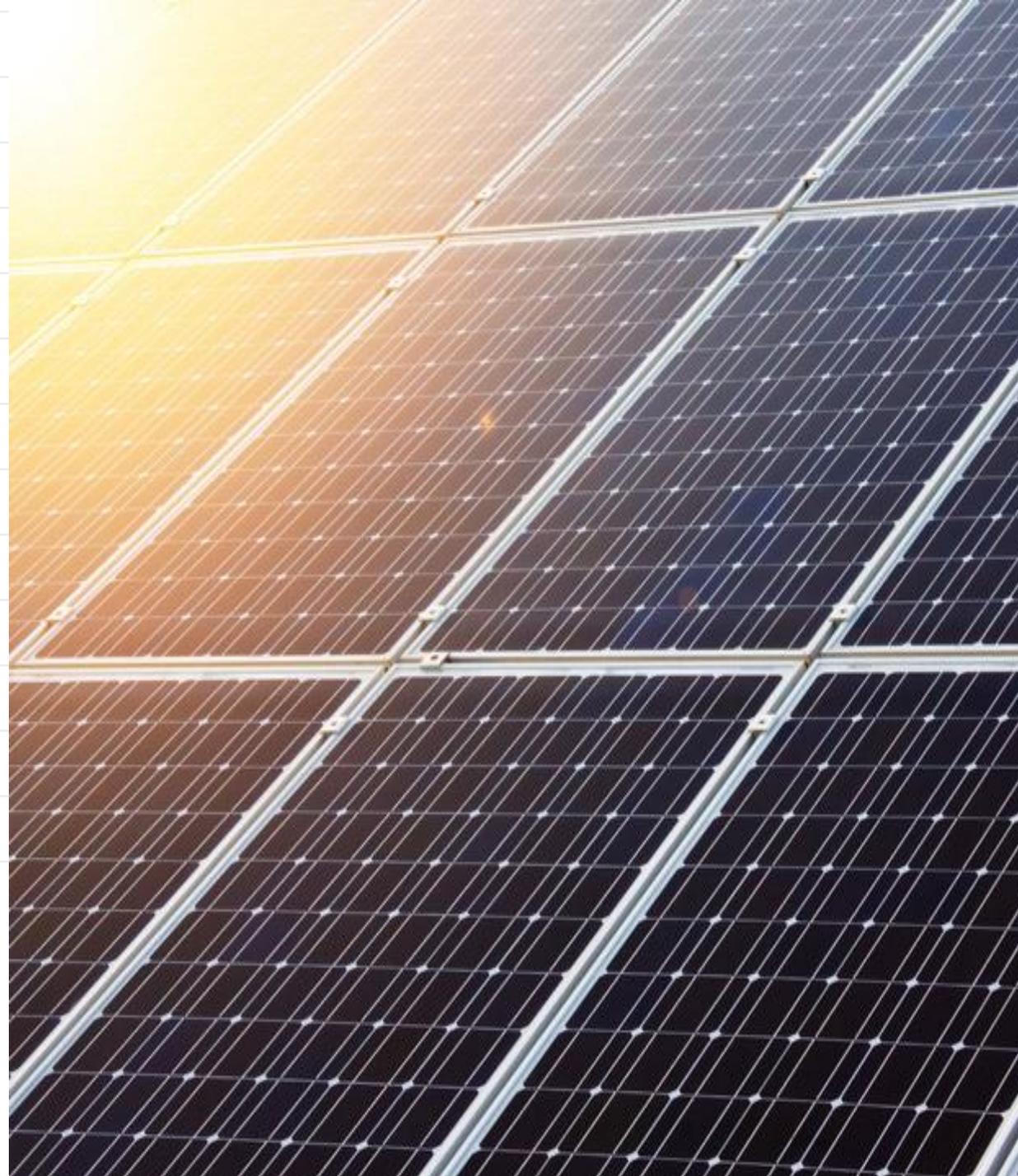
宮崎大学 工学部 工学科

情報通信工学プログラム

学籍番号：60221320

氏名：小林 泰斗

指導教員：椋木雅之 教授



研究背景（太陽光発電の課題）

☑ 太陽光発電の普及

累積導入量：1.6 TW (2012-2022年)

☑ Soiling（汚れ）の問題

塵埃、花粉、鳥の糞などの堆積

乾燥地域等では1日あたり最大30%の損失

☑ 電流損失

- 汚れのない状態の電流値を1とした時の汚れた状態の電流値を定義
- 汚れにより電流の損失が起こる



➡ 早期の汚れ発見、監視が重要

発電監視の手法(物理的手法)

①透過率測定器

パネル表面の汚れによる光の遮蔽率を直接測定する手法

②基準セル

常にきれいなセルを準備

その基準セルと汚れたセルとの差を見る手法

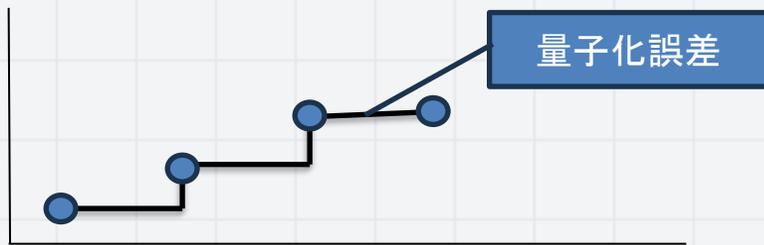
課題：

- ・ 広大な発電所での設置
- ・ 計測コストが高い

発電監視の手法(ソーラパネル画像を用いた手法)

既存手法：分類 (Classification)

深層学習で、画像から特徴を学習
事前に定義された離散的なクラスで推定



課題：

- 量子化誤差 (Quantization Error)
クラス境界での不連続性により、
精細な推定が困難
- 多クラス分類で精度の低下

従来研究：

① Impactnet[1]

損失を0%から100%で4分割や16分割

② DGIImnet[2]

Impactnet+環境情報

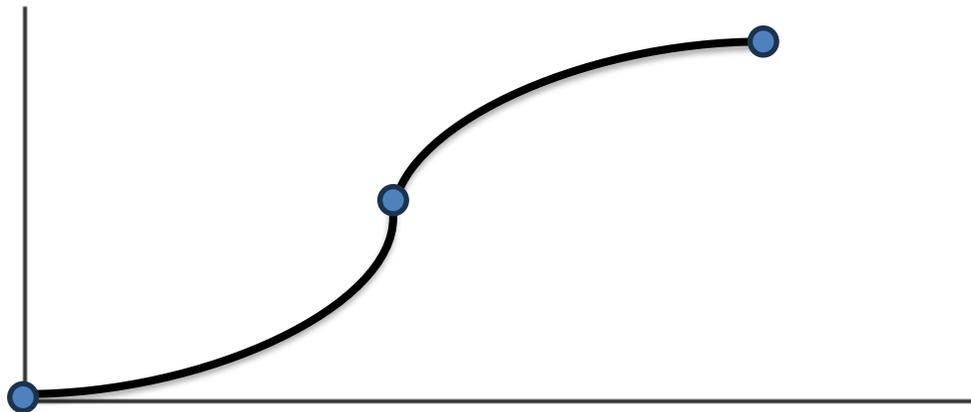
[1] S. Mehta, A. P. Azad, S. A. Chemmengath, V. Raykar, and S. Kalyanaraman, "DeepSolarEye: Power loss prediction and weakly supervised soiling localization via fully convolutional networks for solar panels," in *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 2018, pp. 333-342.

[2] M. Fang, W. Qian, T. Qian, Q. Bao, H. Zhang, and X. Qiu, "DGIImNet: A deep learning model for photovoltaic soiling loss estimation," *Applied Energy*, vol. 376, 124335, 2024.

発電監視の手法(ソーラパネル画像を用いた手法)

本研究：深層回帰 (Deep Regression)

多層構造を持つ深層ニューラルネットワークを用いて、入力データから連続的な実数値を直接予測する手法



利点：
連続的な数値を直接出力する
物理現象の滑らかな変化を忠実にモデル化

目的：

深層回帰による電流損失推定
データ規模に応じた最適なモデル構造の解明

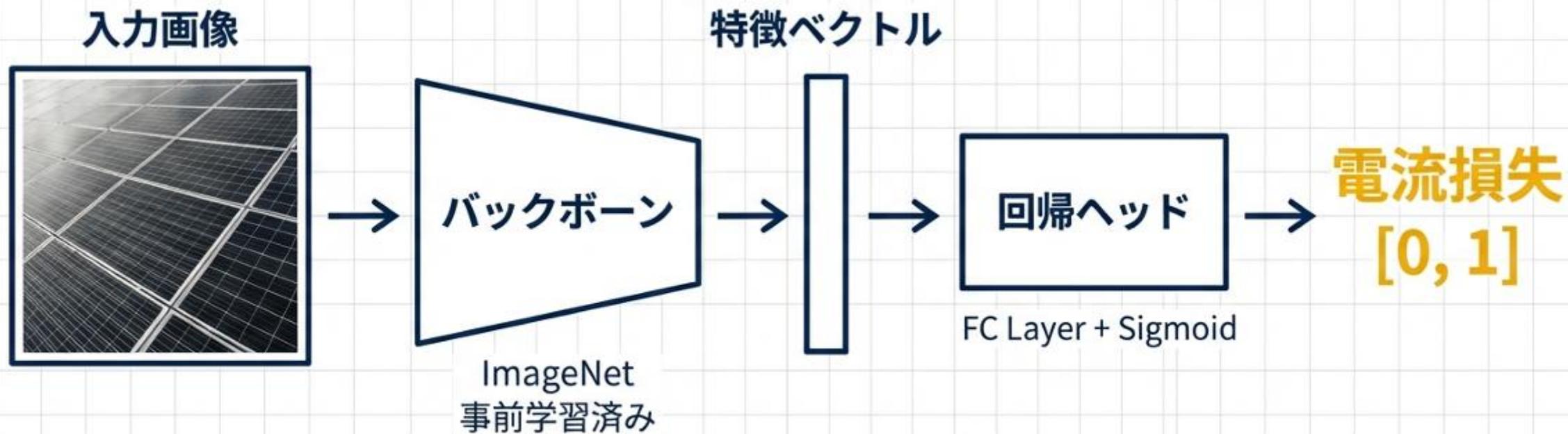
モデル構造

CNN系、Transformer系、Hybrid系モデル

データ

小規模・中規模・大規模データセット

提案手法（深層回帰モデル）



損失関数：MAE（平均絶対誤差）

Robust to Outliers

検証するバックボーン（計11種）

CNN系（局所的特徴）



- ResNet (18, 50, 152)
- EfficientNetV2 (b0, b1, b2, b3)

Transformer系（大域的特徴）



- ViT_tiny
- Swin Transformer_tiny

ハイブリッド系（統合型）



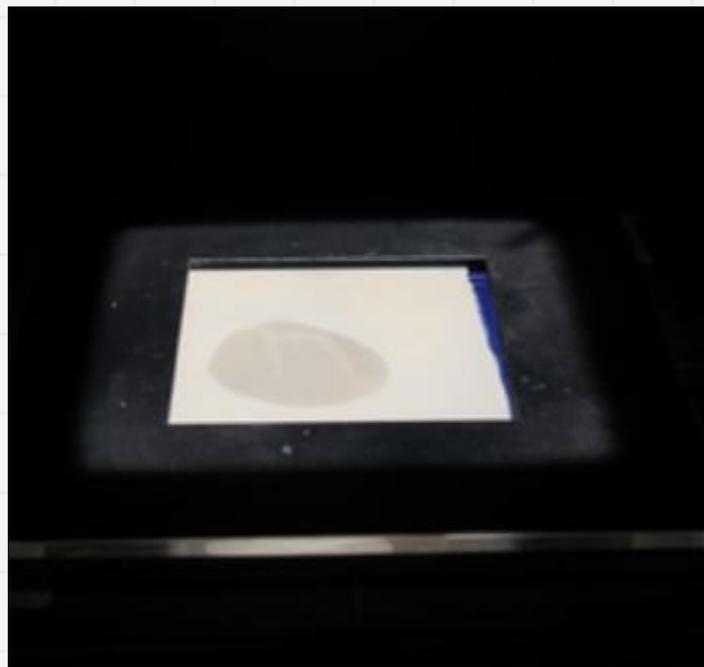
- ConvNext_tiny
- MaxViT_tiny

実験設定 (3つのデータセット)



1. 小規模 (Small)

90枚 / 背景除去 / 制御光源



2. 中規模 (Medium)

440枚 / 背景あり /
濃度・パターン細分化

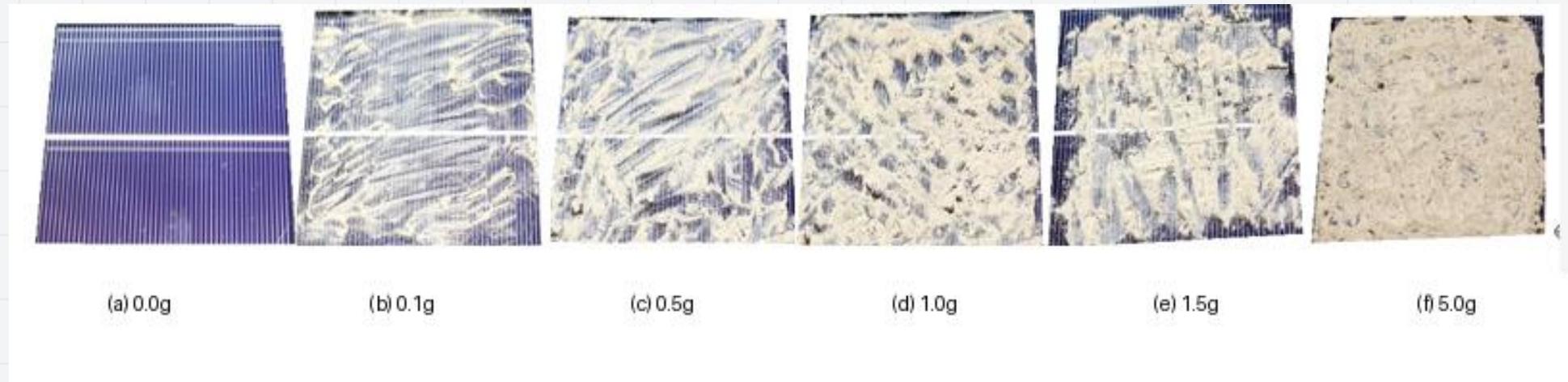


3. 大規模 (Large)

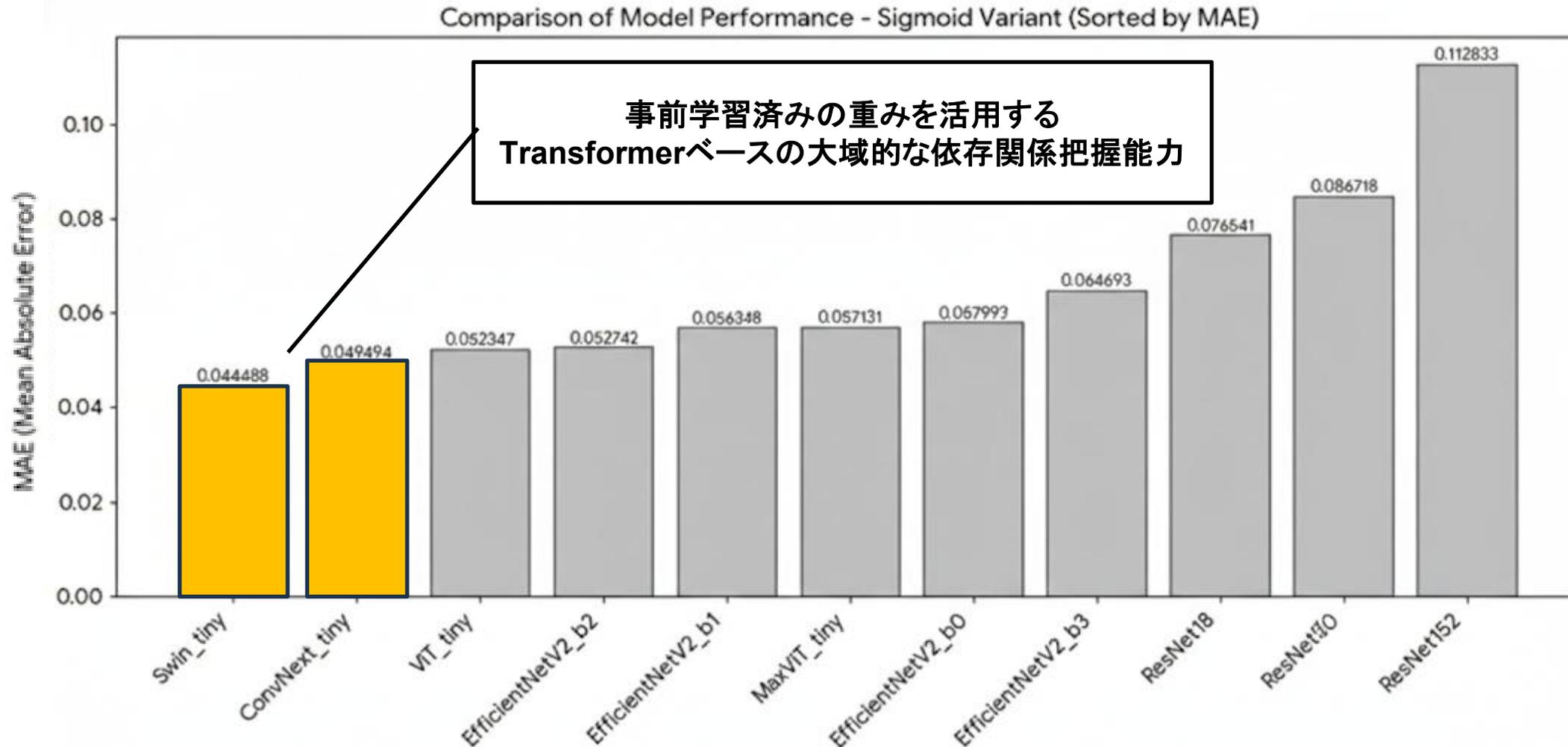
Solar Panel Soiling Image Dataset
(45,754枚)
屋外環境 / 先行研究比較

小規模データセットによる評価実験

- ✓ **目的:**極小データにおけるモデルの汎化性能検証
- ✓ **データ収集:**泥の重さを6段階（0.0g～5.0g）に厳密に調整
- ✓ **枚数:**90枚
- ✓ **撮影条件:**5方向 × 3回試行
- ✓ **評価手法:**Leave-One-Out (LOO) 交差検証を採用

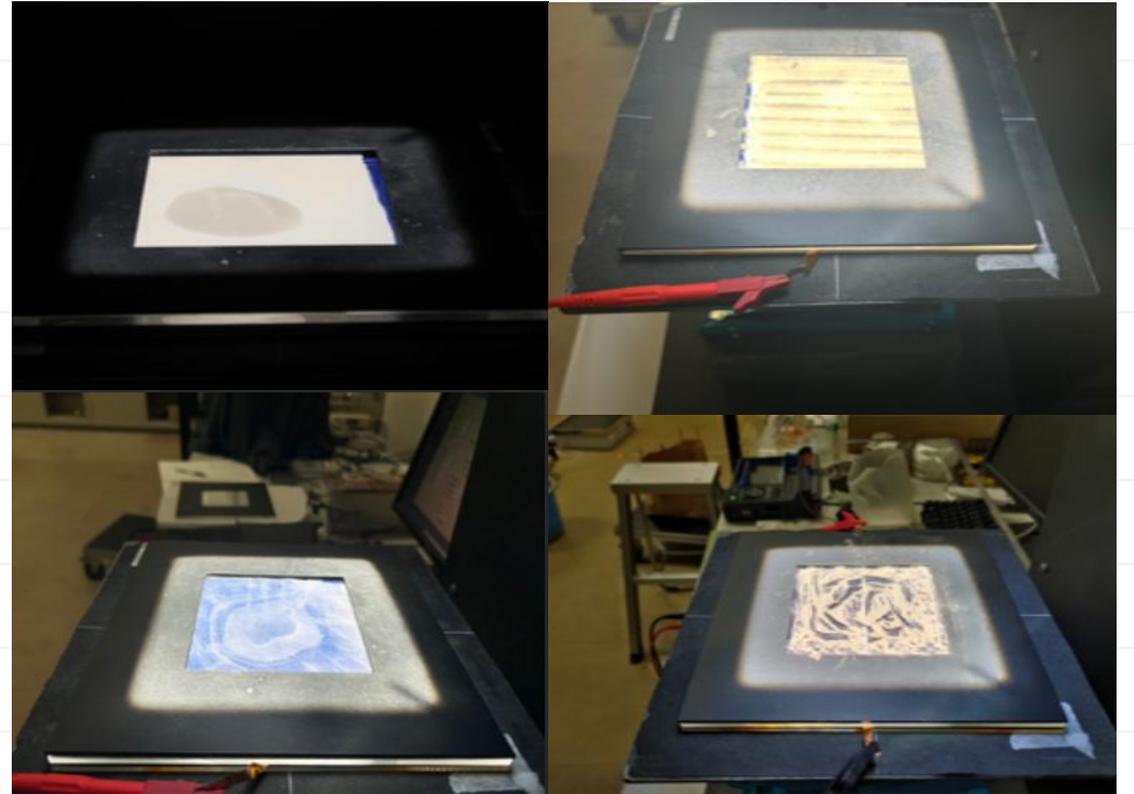


小規模データセットの結果

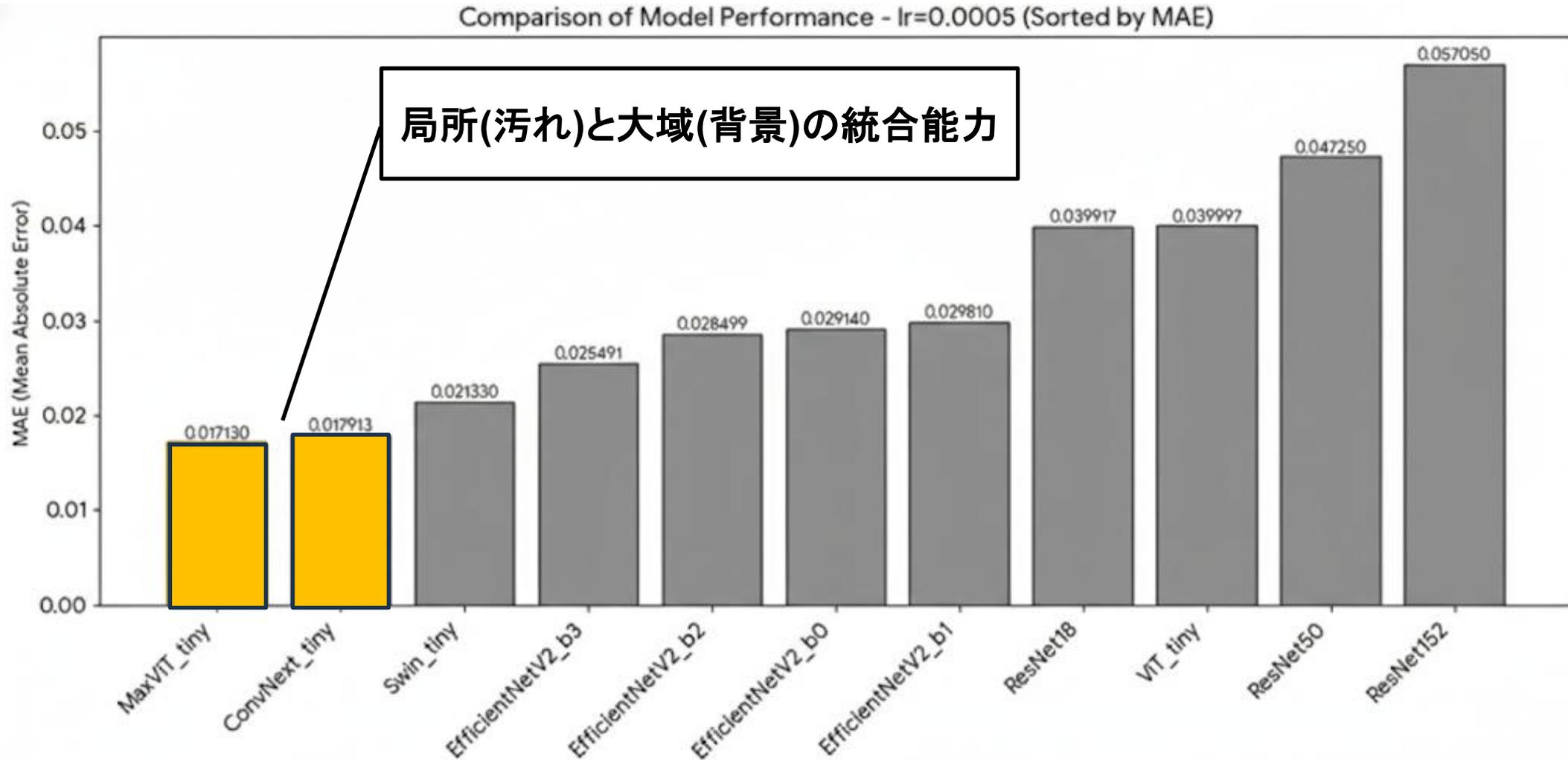


中規模データセットによる評価実験

- ✓ 目的：背景ノイズがある環境下での
ロバスト性検証
- ✓ 枚数：90枚（小規模）+350枚（追加）
=計440枚
- ✓ 特徴：背景情報の保持
- ✓ 内容：泥水濃度15段階、刷毛による模様追加



中規模データセットの結果

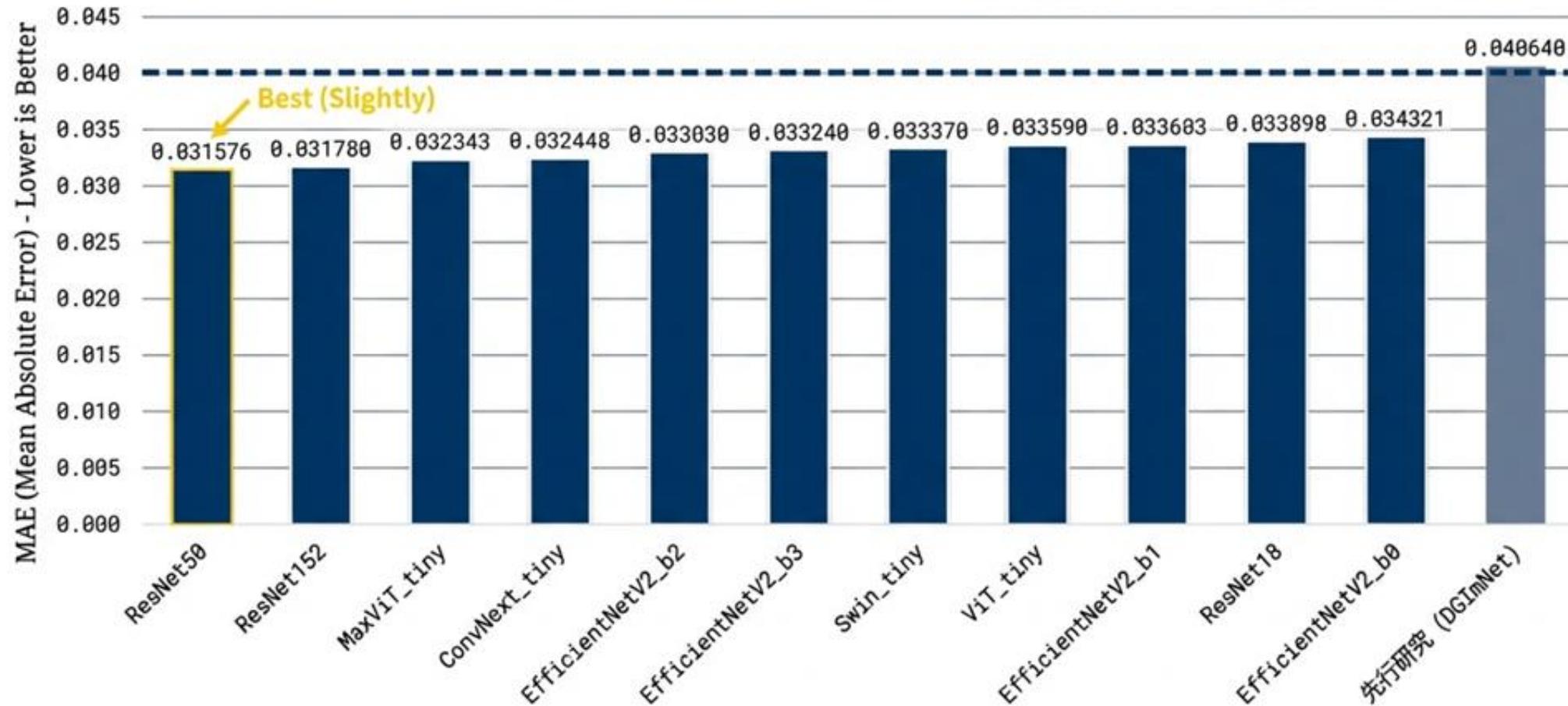


大規模データセットによる評価実験

- ✓ 目的：先行研究(DGImnet)と比較
- ✓ データセット：Solar Panel Soiling Image Dataset
- ✓ 枚数：45754枚(固定カメラ)
- ✓ 内容：多様な汚れだが(糞、砂)、連続撮影でユニーク変化が少ない

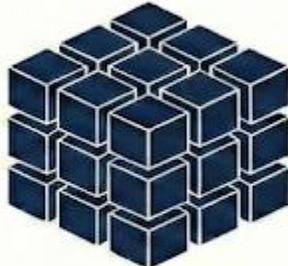


大規模データセットの結果



まとめ

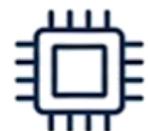
ソーラパネル画像を用いた深層回帰による電流損失推定 データ規模に応じた最適なモデル構造の解明

<p>小規模 (Small)</p> 	<p>中規模 + 背景 (Medium + BG)</p> 	<p>大規模 (Large)</p> 
<p>Winner: Swin Transformer / ConvNext</p>	<p>Winner: MaxViT (Hybrid) / ConvNext</p>	<p>Winner: ResNet (CNN)</p>
<p>大域的な依存関係 (Global dependencies)</p>	<p>局所 + 大域の統合 (Integration)</p>	<p>データ量が精度を規定 (Data dominance)</p>

今後の展望



気象条件への対応：日射量や天候変化へのロバスト性向上



リアルタイム実装：エッジデバイスでの軽量化・高速化



異常検知への応用：ホットスポット等、汚れ以外の要因へ拡張