

マックスミニ戦略による外観検査モデルのロバストなパラメータ調整 Robust Parameter Selection for Anomaly Detection via Max-Min Strategy

松田 卓也[†]
Takuya Matsuda

福井 順也[†]
Junya Fukui

増井 秀之[†]
Hideyuki Masui

1. はじめに

製造現場では人手不足が深刻化しており、外観検査の自動化が急務となっている。近年は PaDiM[1]や PatchCore[2]に代表される、少量の正常画像で異常を検出可能な外観検査 AI が注目されているが、いずれの手法も検査対象ごとにハイパーパラメータの調整が求められる。この調整にはモデル性能の評価が欠かせず、さらにその評価を行うには正常・異常の両画像が必要になる。しかしながら、実際の現場で異常画像を収集するのは容易ではない。また、各試行でモデルの学習と評価を行う必要があり、調整には多大な時間がかかる。そこで本研究では、既存の検査タスクに関する知見を活用し、マックスミニ戦略とベイズ最適化を組み合わせることで、新規タスクに対してもロバストに適用可能なハイパーパラメータ調整手法を提案する。

2. 技術的背景と問題設定

本章では、提案手法の前提となる外観検査 AI の概要、最適化問題の定式化、および本研究で用いるベイズ最適化の基本的な考え方について述べる。

2.1 外観検査 AI と問題設定

近年、PaDiM や PatchCore など、正常画像のみを用いて異常を検出する外観検査 AI が注目されている。PaDiM は特徴分布のモデリング、PatchCore は近傍類似度に基づくスコアリングにより、少量画像でも高精度な異常検出を可能にしている。これらの手法には、入力解像度、特徴抽出層、コアセットサブサンプリング率など、検出性能に大きく影響を与える多数のハイパーパラメータが存在する。また、[3][4]では検査対象ごとに最適なパラメータ設定が異なる指摘されている。本研究では、画像レベルの異常検出性能を Area Under the Receiver Operating Characteristic curve (AUROC) で評価し、ハイパーパラメータ θ を最適化する問題を次のように定式化する：

$$\text{AUROC}(f_\theta) = \int_0^1 \text{TPR}(\text{FPR}^{-1}(x; f_\theta); f_\theta) dx$$

$$\theta^* = \underset{\theta \in \Theta}{\text{argmax}} \text{AUROC}(f_\theta)$$

ここで、 f_θ はパラメータ θ に基づき異常スコアを出力するモデル、TPRは再現率、FPRは偽陽性率である。

2.2 ベイズ最適化

外観検査モデルのハイパーパラメータ最適化では、各試行でモデルの学習、推論、および AUROC の計算が必要であり、時間がかかる。こうした状況では、効率的な探索を実現するベイズ最適化[5]が有効である。ベイズ最適化では、目的関数に対して代理モデル $\hat{g}(\theta)$ を構築し、一般にガウス過程回帰が用いられる。各点 θ における出力は平均 $\mu(\theta)$ と

分散 $\sigma^2(\theta)$ を持つ正規分布と仮定される。次に評価すべき点は、獲得関数 $a(\theta)$ を最大化することで決定される。たとえば期待改善 (EI) は以下のように定義される：

$$a_{\text{EI}}(\theta) = \mathbb{E}[\max(0, \hat{g}(\theta) - y_{\text{best}})]$$

$$= (\mu(\theta) - y_{\text{best}})\Phi(Z) + \sigma(\theta)\phi(Z)$$

$$Z = \frac{\mu(\theta) - y_{\text{best}}}{\sigma(\theta)}$$

ここで、 Φ と ϕ は標準正規分布の累積分布関数と確率密度関数、 y_{best} はこれまで観測された AUROC の最良値である。

3. 提案手法

本研究では、モデル性能の評価に正常・異常の両画像を要する一方で、異常画像の収集が困難であるという外観検査の課題に着目し、新規タスクに対しても安定した性能を実現可能な、既存のタスク情報を活用したマックスミニ戦略に基づくロバストなハイパーパラメータ最適化手法を提案する。

3.1 マックスミニ戦略によるロバストな最適化

本手法では、既存の N 個の検査タスクに共通のハイパーパラメータ θ を適用し、それぞれの AUROC のうち最も低いものを最大化することで、すべてのタスクで一定水準以上の性能を保証するロバストな設定を求める。目的関数と最適化問題は以下のように定式化される：

$$g(\theta) = \min_{i=1, \dots, N} \text{AUROC}_i(f_\theta)$$

$$\theta^* = \underset{\theta \in \Theta}{\text{argmax}} g(\theta)$$

このようにして得られた θ^* は、新規タスクに対しても一定の性能を示すことが期待できる。

3.2 獲得関数

本研究では、目的関数 $g(\theta)$ に対してベイズ最適化を適用し、代理モデルを用いた効率的な探索を行う。具体的には、各タスクに対する代理モデル $\hat{g}_i(\theta)$ を用いて、それらの最小スコアの改善量の期待値を評価する獲得関数を導入する。この獲得関数は、以下のように定義される：

$$a(\theta) = \mathbb{E}[\max(0, \min_i \hat{g}_i(\theta) - Y_{\text{best}})]$$

$$Y_{\text{best}} = \max_{t=1, \dots, T} \min_{i=1, \dots, N} [g_i(\theta_t)]$$

ここで、 T は実施済みの試行回数である。この獲得関数により、AUROC が最も小さいタスクの改善余地が大きいパラメータを優先的に評価し、少ない試行回数でもロバスト性の高いパラメータ設定が得られると期待できる。

3.3 マルチタスクベイズ最適化の活用

目的関数 $g(\theta)$ を評価するには、各タスクに対する AUROC の計算が必要であり、試行コストが高い。そこで本研究では、各タスクの AUROC を個別にモデリングしつつ、タスク間の相関を活用するマルチタスクベイズ最適化

[†] 三菱電機株式会社 Mitsubishi Electric Corporation

(MTBO) [6]を導入する。MTBO により、少ない試行回数で複数タスクの予測精度を向上させ、効率的な探索が可能となる。

4. 評価実験

本章では、外観検査データセットを用いた実験により、提案手法の有効性を検証する。評価内容は以下の通り。

- 複数の既存タスクに対し MTBO を用いた場合と、シングルタスクベイズ最適化 (STBO) を用いた場合の探索効率の比較
- 複数の既存タスクに基づいて調整されたパラメータを新規タスクに適用した場合と、新規タスク単独でベイズ最適化を行った場合との性能比較

4.1 実験条件

本研究では、工業製品画像オープンデータセット MVTEC AD[7]を用いた。本データセットは、15 カテゴリから構成され、各カテゴリを 1 つの検査タスクとみなす。1 カテゴリを新規タスク、残りを既存タスクと定義し、データセットに依存しない以下の方法でサブデータセットの分割と AUROC の算出を行って最適化実験を実施した。

- ① テストデータの異常画像の半数をランダムに選択し、学習データに追加する。
- ② 学習データの正常・異常画像をそれぞれ 3 分割する。
- ③ 学習データ (正常) の 2/3 を外観検査モデルの学習に用い、残りの 1/3 の正常画像と 1/3 の異常画像を用いて AUROC を算出する。
- ④ ③を 3 通りの組合せで実施し、平均 AUROC を返す。

外観検査モデルには、MobileNetV3-Large[8]をバックボーンとした PaDiM を採用した。MobileNetV3-Large の 0,1,2,3,4,6,7,11,12,13 層目の中から任意の層の組合せを選択可能とし、最大 1023 通りの選択肢から最適化を行った。初期点はランダムに 1 点選択し、探索回数を 300 回、10 個の乱数シードを用いて実験を行った。

4.2 実験結果

Cable データを新規タスクとし、残りの 14 個の既存タスクに対してマックスミニ戦略に基づいて最適化されたパラメータの最小 AUROC の推移を図 1 に示す。図より、STBO および MTBO のいずれも最適化の進行に伴い AUROC が向上し、全ての既存タスクに対して一定水準以上の性能を持つパラメータを得ることができたものの、STBO と MTBO に差は見られなかった。これは、タスク間の相関が十分でなく、MTBO におけるモデル精度や獲得関数の挙動が悪化したためと考えられる。

このようにして得られたパラメータを新規タスクに対して適用した結果と、新規タスク単独でベイズ最適化を行った結果を図 2 に示している。MTBO による最適化は、新規タスク単独で平均 22 回探索して見つかるパラメータを、STBO による最適化は新規タスク単独で平均 132 回の探索で見つかるパラメータを事前に見出しており、マックスミニ戦略が新規タスクにも有効であることが示された。

5. おわりに

本研究では、異常データの収集が困難な新規検査タスクに対しても高い性能を発揮できる、マックスミニ戦略に基づくロバストなハイパーパラメータ最適化手法を提案した。

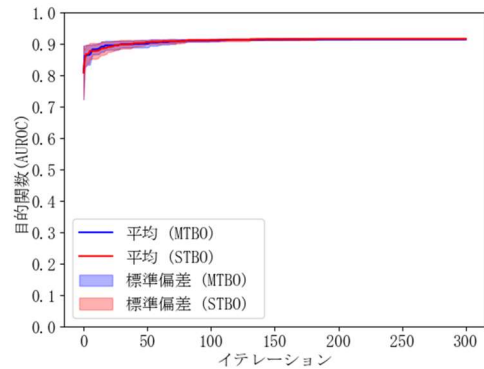


図 1 既存タスクの最適化

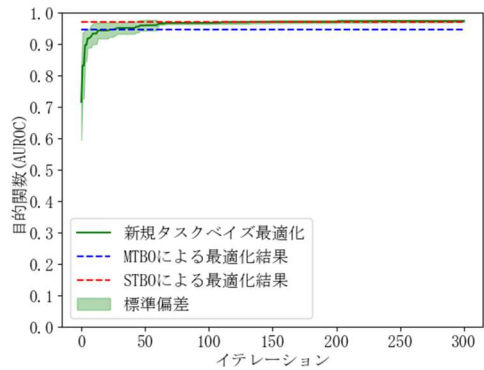


図 2 新規タスクの最適化

MVTEC AD を用いた実験で、複数の既存タスクにおいて最も低い性能を最大化することで、タスク依存性を抑え、新規タスクに対しても適用可能な安定した設定を実現した。今後は、高次元パラメータ空間での検証や、少量の新規タスクデータを入力とする最適化への拡張など、さらなる汎用性と適応性の向上を目指す。

参考文献

- [1] T. Defard, A. Setkov, A. Loesch, and R. Audigier, “Padim: a patch distribution modeling framework for anomaly detection and localization,” In *International Conference on Pattern Recognition*, pages 475-489. Springer, 2021
- [2] K. Roth, L. Pemula, J. Zepeda, B. Schölkopf, T. Brox, and P. Gehler, “Towards total recall in industrial anomaly detection,” In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 14318-14328, 2022.
- [3] J. Santos, T. Tran, and O. Rippel, “Optimizing patchcore for few/many-shot anomaly detection,” arXiv:2307.10792, 2023.
- [4] L. Heckler, R. König, and P. Bergmann, “Exploring the importance of pretrained feature extractors for unsupervised anomaly detection and localization,” In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2916-2925, 2023
- [5] J. Snoek, H. Larochelle, and R. P. Adams, “Practical bayesian optimization of machine learning algorithms,” *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 25, pp. 2951-2959, 2012.
- [6] K. Swersky, J. Snoek, and R. P. Adams, “Multi-task bayesian optimization,” *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 26, pp. 2004-2012, 2013.
- [7] P. Bergmann, M. Fauser, D. Sattlegger, and C. Steger, “Mvtec ad-a comprehensive real-world dataset for unsupervised anomaly detection,” In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pages 9592-9600, 2019.
- [8] A. Howard, M. Sandler, G. Chu, L.C. Chen, B. Chen, M. Tan, W. Wang, Y. Zhu, R. Pang, V. Vasudevan, et al. “Searching for mobilenetv3,” In *ICCV*, 2019.