

電力用変圧器オイル温度予測に関する 検証PoC報告書

Transoformerモデルを用いた予測モデルの精度を確認

今後の方針を示し実運用適用の可能性を示唆

アジェンダ

01

背景と目的

閾値監視から予測保全への転換可能性検証

02

EDA結果

オイル温度の構造理解：周期性・非定常性・慣性特性の把握

03

技術的アプローチとモデル選定

長期依存構造と非定常性に対応する予測アーキテクチャ設計

04

工夫した点・設計上の思想

長期予測に対応するための入力正規化と系列圧縮設計

05

PoC結果

1週間先予測の実現可能性と業務活用ポテンシャルの検証

06

現状の限界および課題と今後の改善方針

設備適用に向けた不確実性評価・異常対応・年単位予測の検討

01: 背景と目的

背景

□ 電力用変圧器運用・保全の現状認識

電力用変圧器の安定運用および保全高度化は、電力供給信頼性確保の観点から重要性が高まっている。近年は各種センサの設置により、運転・設備データの取得が進み、蓄積データを活用したデータドリブンな運用改善や保全判断高度化への期待が高まっている。

□ オイル温度監視の位置づけ

オイル温度は設備劣化や事故リスクと密接に関係する重要指標であり、絶縁性能や設備寿命に影響を与える。このため運用現場では継続的な監視が行われており、運用・保全双方の判断において基礎となる管理項目となっている。

□ 現行運用

温度監視は経験則に基づく閾値監視が中心であり、設定値超過時に警報・対応を行う事後対応型の運用となっている。一方でオイル温度は負荷変動や外部環境要因の影響を受けて複雑に変動するため、閾値のみでは異常判別や兆候把握が困難なケースも多い。

□ 技術動向

機械学習・深層学習の進展により、時系列データの将来予測や異常兆候検知技術は高度化している。多変量データを対象とした予測も実運用レベルで適用が進みつつあり、設備温度の将来挙動把握への活用可能性が高まっている。

目的

本PoCでは、機械学習および時系列予測技術を活用し、変圧器オイル温度の将来予測モデルを構築することで、実運用および保全判断に対する活用可能性を検証する。具体的には、公開ベンチマークデータであるETTデータセットを用いて予測精度を評価するとともに、以下観点での有効性を検証する。

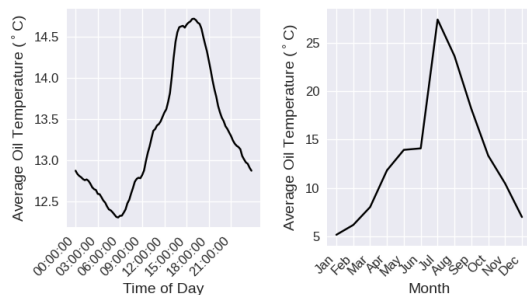
- ❖ 将来オイル温度の高精度予測可否
- ❖ 温度上昇・異常兆候の早期検知可能性
- ❖ 運用判断（負荷制御等）への活用余地

これにより、**従来の閾値監視中心の運用から、予測に基づく予防保全への転換に向けた技術的成立性および業務価値を明確化すること**を目的とする。

02: EDA結果

季節性や非定常性など複雑な変動が確認された。ただし自己相関性は高く短期予測は容易だと推定される。

参考データ



読み取れる情報

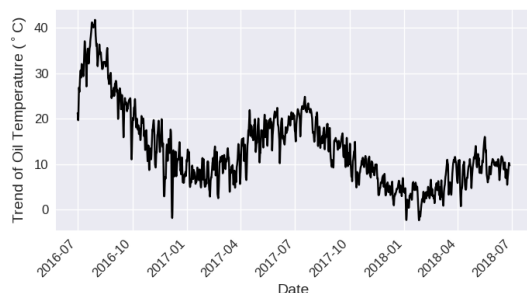
- ・ 日周期：
19時頃ピーク
約2.5 °Cの変化
- ・ 年周期：
7月ピーク
約23 °Cの変化

情報の解釈と予測利用に向けた検討

- ・ 日周期が見られるのは電力需要に依存
夕刻に高まるのは家庭での消費量の影響
- ・ 年周期は外気温の影響を受け夏にピーク
- ・ 負荷にも日周期は見られるがピーク位置は不一致

強い季節性

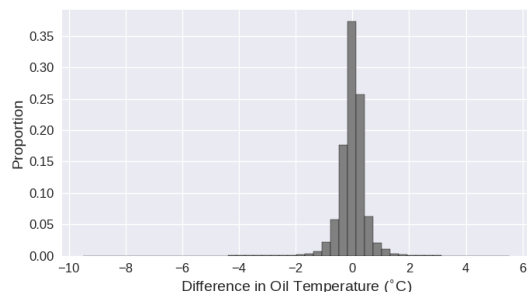
非定常性



- ・ 長期減少トレンド
- ・ 日周期の分散大
(振幅の $\sigma = 2.6$ °C)

- ・ 変圧器の劣化に伴いオイル温度も上がっていく訳ではなくベースラインが減少
→単純な閾値監視の限界
- ・ 日内の増減具合も変動しているため全期間で平均/分散を取得するとズレが発生

自己相関性



- ・ 一次差分:
平均 -0.0003
標準偏差 0.4454

- ・ 熱容量があるため直前の温度からいきなり大きく変化せず熱慣性高
- ・ ゼロから値を予測するのではなく直前の値からの変化分を予測するアプローチが有効

03: 技術的アプローチとモデル選定

データのEDA結果を踏まえるとTransformerが最も特徴を捉えられると考えられる。ただしGPUによる並列計算が推奨される。

	特徴	実装上の問題点
SARIMA	<ul style="list-style-type: none">・ 統計モデル・ 季節性を扱える・ 線形モデルのため解釈性が高い	<ul style="list-style-type: none">・ 基本的に単変量入力・ 複雑な相互作用の非線形性は拾えない・ 誤差が累積していくので長期予測に弱い
LSTM	<ul style="list-style-type: none">・ 長期依存を保持できるRNN・ 多変量入力・ 非線形性学習	<ul style="list-style-type: none">・ トレンドに強いが年周期に弱い・ 並列化できないためGPU効率が悪い・ 長期入力するとメモリ圧迫
Transformer	<ul style="list-style-type: none">・ Self-Attentionによる依存関係の保持・ 多変量相関を学習・ 並列計算可能	<ul style="list-style-type: none">・ シーケンス長が長いと計算量が増大・ 順序情報に強くない

年周期/長期予測/多変量
という3要素に強く
GPUを使用すれば
高精度のまま計算時間を
抑え込める
Transformer系モデル
が最適

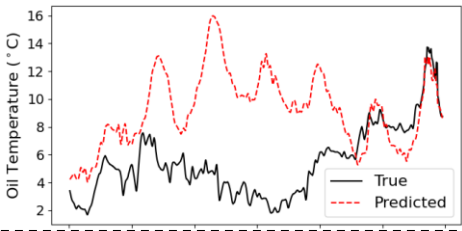
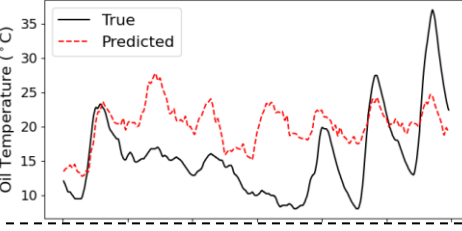
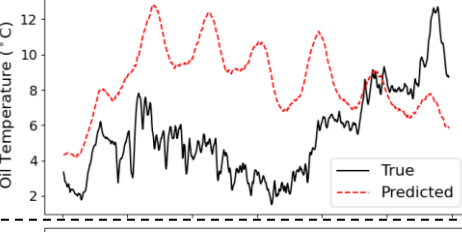
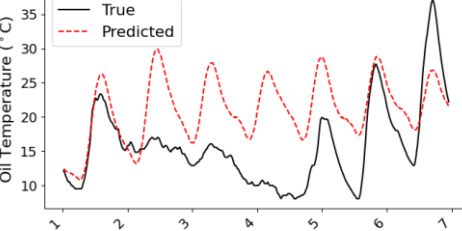
04: 工夫した点・設計上の思想

過去の情報を圧縮し、直近の変化を優先することで、振幅を潰さずオフセットを抑制しながら周期やトレンドおよび多変量の長期依存関係を効率的に学習する、安定した時系列予測の設計思想である。

流れ	RevIN	PatchTST	Transoformer	Residual Connection
特徴	<ul style="list-style-type: none">・ 入力時に各サンプルごとに平均0/標準偏差1に正規化・ γ(スケール)とβ(平行移動)を学習して再調整・ 予測後は元のスケールに戻せる	<ul style="list-style-type: none">・ 時系列を一定長のパッチにまとめる(1日分のデータ)・ パッチを平坦化し512次元に変換・ Transformerに入力する前に系列長を圧縮	<ul style="list-style-type: none">・ Multi-Head Attention・ Sliding Windowで時系列を維持したまま順に学習・ mean poolingは利用せずに直近情報のみを直接入力	<ul style="list-style-type: none">・ 変化量を予測・ 入力系列の最終値に加算・ 誤差逆伝搬法・ RMSEで評価
設計思想	<ul style="list-style-type: none">・ 正規化でモデルが安定して学習できるように・ 日内のスケールや振幅も変動するため絶対値も大事・ γとβで補正して長期予測	<ul style="list-style-type: none">・ TransformerではAttention計算量が系列長の2乗に比例するためパッチ化で圧縮・ 日周期に合わせたパッチ	<ul style="list-style-type: none">・ Head数8で複雑な依存関係を同時に学習・ 過去から未来への影響をモデルに学習・ 直近の情報を優先	<ul style="list-style-type: none">・ 不自然なオフセット抑制・ 閾値監視や異常値の予測という観点からMAEでなく外れ値に強いRMSEを採用

05: PoC結果

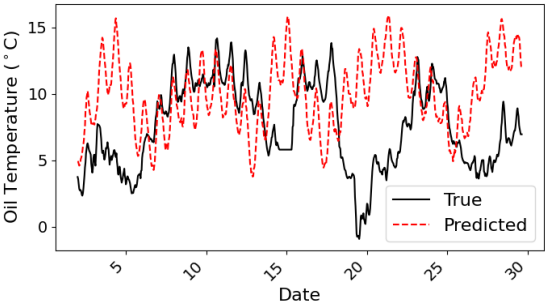
短期・長期ともに予測可能性を確認できた。ただし振幅変動と外的要因の取り込みが課題である。

データ		精度		グラフ
毎時	h1	RMSE	0.450	
		MAE	0.347	
	h2		0.603	
			0.472	
15分毎	m1		0.409	
			0.318	
	m2		0.595	
			0.469	

1週間予測の結果(左図)：

- ・ 1号機(h1, m1)の予測精度は比較的良好なものが得られたが、2号機(h2, m2)ではRMSE・MAEが共に悪い。グラフで見ると2号機の予測も、比較的一致しているように見えるが、**振幅の変動をうまく捉えられていない**ことがスコアの低下に繋がっていると伺える。
- ・ 毎時のデータよりも15分毎のデータの方が予測精度は上がっているが、精度以上にグラフでの差異は見え、計算コストも踏まえると一概には**細分データがいいとは断言できない**。

1か月予測の結果(下図/data h1)：



- ・ RMSE: 0.4681, MAE : 0.3703と、**長期の予測にしても良好な結果**を得られた。
- ・ よく一致している期間もあれば外れている期間もあるので、今回の入力値の有用性は認めつつ、それ以外にも大きな変動要因があることが示唆される。

06: 現状の限界および課題と今後の改善方針

保全業務への実装には、気象や運用状況といった外的要因の統合、異常ピークへの対応強化、年単位の長期予測モデル構築、ならびに劣化変圧器データを含めた学習拡張が不可欠である。

現状の限界および課題

振幅変動への 対応

- ・ 急峻な振幅変動の再現性が不足
- ・ 過去のオイル温度と負荷4種のみに限られた変数での予測となっているため外的要因の反映が不十分
- ・ 最重要な異常値の発生を予測できない可能性

不確実性の 未評価

- ・ 現在は点予測のみ(1週間後が何℃なのか)
- ・ 最悪ケースでは異常値である可能性は未考慮

年予測

- ・ 月次予測までは良好であったが年予測は未実施
- ・ 保全のためには年単位での長期予測が望まれるがそのためには年単位のデータとその入力が必要
- ・ 計算量/コストの問題でデータの粒度に限界

今後の改善方針

- ・ 気象予測や運用計画などの外的要因の取り込み
- ・ 精度よりも異常ピークに特化したモデルを併用
- ・ 劣化や異常を起こした変圧器のデータからも学習

- ・ MC Dropoutなどによる信頼区間の予測
- ・ 異常値確率の監視に切り替え
- ・ 上述の異常ピーク特化モデルと合わせてリスク把握

- ・ 年予測も年予測特化モデルを構築
- ・ 予測する期間がどれほどの長さ必要であるのか検討

オイル温度の語る兆候が、 保全を”事後”から”予見”へと 進化させる。

本PoCにおける技術検証コードおよび検証結果は、変圧器オイル温度の将来予測が、実運用に耐えうる精度で実現可能であることを証明しました。

PatchTST・RevIN・Residual接続を用いたアーキテクチャ設計は、現場のデータ特性（非定常性・熱慣性）を深く理解した上での最適解であり、本アプローチをベースに実システム開発へ移行することを提案します。

今後は外的要因の取り込みや劣化器のデータ収集などの協力をお願いいたします。