



ターボエンジン 残存耐用時間予測

2025年4月18日

仲村翔

2. 目次

1. タイトル
2. 目次
3. 発表者紹介
4. 分析の概要
5. データセット
6. 実行環境、言語
7. 作業フロー
8. 結果
9. 考察
10. 工夫点
11. 苦労点①
12. 苦労点②
13. 応用案
14. 本分析を通じての学び

所要時間: 10分間

3. 発表者紹介

		詳細
発表者	仲村 翔	<ul style="list-style-type: none">・1990年1月16日生 35歳・趣味: 模型製作、野球観戦・大切なもの: 娘と過ごす時間・最終学歴: 日本工学院専門学校 蒲田校声優俳優科 2010年3月卒
前職	社内システム 管理	<ul style="list-style-type: none">・在籍期間: 2014年9月～2019年6月・機材調達及び管理・業務システムの保守管理・社内ヘルプデスク
障害	うつ病	<ul style="list-style-type: none">・現在は専業主夫・育児に専念・2024年7月よりNDYに通所。



4. 分析の概要

	内容
目的	ターボエンジン(以下、エンジン)の使用状況から、 残存耐用時間(以下、RUL)の予測するモデルを構築する。
選定理由	実運用データから作成されたデータセットを 使用できるコンペがNishikaで公開されていたため。
背景	<ul style="list-style-type: none">・保守効率を高め、時間短縮やコスト削減が可能。・エンジン以外の他の機器にも応用ができる。

5. データセット

	元データ	統計データ
概要	エンジンの使用状況のデータ	元データを統計的にまとめたもの
件数 (カラム数/レコード数)	46/数百万	284/5000
目的変数	目的変数Y=RUL	
備考	<ul style="list-style-type: none">・エンジン名ごとにファイルが分かれている。・unitとcycleというカラムが存在する。・エンジン名 + unitでRULの予測をする。	

6. 実行環境・言語

使用言語	Python 3.11.11
実行環境	Google Colaboratory
使用した 学習モデル	LightGBM、XGBoost、CatBoost、ランダムフォレスト
作業日数	30日間 (データ理解5日、分析20日、スライド制作5日)

7. 作業フロー



前処理

- ・重複削除



範囲統一

- ・データ範囲統一



特徴量 選定

- ・重要度で調整・削除



モデル 学習

- ・LGB/RF/
Cat/XGB



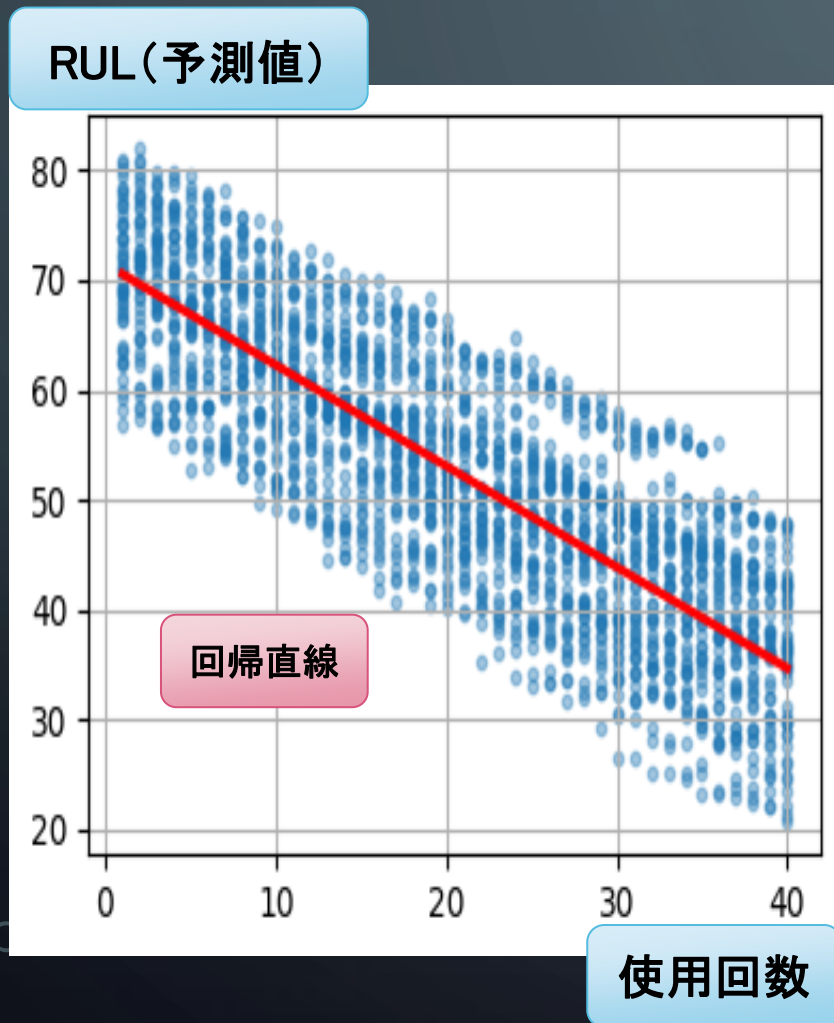
提出用 整形

- ・テンプレートに整形
- ・中央値で補完

8. 結果

RMSE	23.64
精度	残り使用回数に対する予測誤差 ± 23 回
コンペ成績	51/348位
所見	挙動予測としては妥当な数字だが、 個人的には満足できる精度には到達していない。

9. 考察



傾向	<ul style="list-style-type: none">・予測値は使用回数に応じて減少。・劣化傾向を適切に予測している。
全体	<ul style="list-style-type: none">・予測範囲のばらつきがみられるものの、全体としては整合的な予測ができている。
結論	<ul style="list-style-type: none">・モデルは全体の劣化傾向の予測ができている。・改善次第で精度向上が見込める。

10. 工夫点

cycle範囲の調整	学習データのcycle範囲: 0~100 評価データのcycle範囲: 0~40
	学習データのcycle41~100が予測に大きな影響を与えないよう、範囲の調整を実施。
特徴量追加	使用回数を示すcycleと残りの使用可能回数を示す目的変数Yに強い負の相関があった。
	cycleをベースに新しい特徴量を追加し、効果を計測。 予測精度にほとんど貢献しなかったため削除。

11. 苦労点① ドメイン知識の獲得

エンジンの構造に関する知識がなく、
分析に必要な知識を得るのに時間がかかってしまった。



- ・特徴量などのエンジンに関する用語を学習。
- ・実際に故障予知に対しどのような取り組みが行われているのか調査。

12. 苦労点② データの前処理

各特徴量に対する事前調査が甘く、作業途中で不必要な特徴量がいくつも発見された。



- ・すべてのレコード内で同じ値を持つ複数の特徴量を削除
- ・すべての値が0しかない特徴量を削除

13. 応用案

	改善点と応用案	ポイント
①	修理効率化	<ul style="list-style-type: none">・運用データのモニタリング、共有・予測型保守の実現
②	他業種への応用	<ul style="list-style-type: none">・他業種への横展開・蓄積データの活用
③	家庭用機器への展開	<ul style="list-style-type: none">・メーカーによるモニタリング・ユーザー誘導型メンテ

14. 本分析を通じての学び

データ理解の重要性	<ul style="list-style-type: none">・ドメイン知識や特徴量の意味をまず学び、それから作業に入る重要性を痛感。・事前調査がモデル精度向上につながる。
作業内容保存	<ul style="list-style-type: none">・日々の分析・モデル構築での作業ログを適切に保管し、再現性を高め、効率的な振り返りができるようになると実感。
業務的視点	<ul style="list-style-type: none">・予測結果を業務改善にどう活用するのかの視点が芽生えた。・目的を見据え、適切な手法を選択する経験を積んだ。

ご清聴ありがとうございました！

