⑤ 必須:MLモデル 成果物レポート(Sample)

1. 基本情報

- 受講者氏名:田中太郎
- 作成日:2025年10月1日
- 対象工程:⑤必須(MLモデル構築)
- 成果物ファイル名:power_demand_prediction_models.py
- 成果物バージョン: 1.0
- 対応環境(OS/言語/ライブラリ/バージョン):
 - o OS: Windows 11, macOS 12+, Ubuntu 20.04+
 - o 言語: Python 3.10.11
 - o 依存関係: pandas 2.0+, numpy 1.24+, matplotlib 3.7+, psutil 5.9+

o 主要ライブラリ: TensorFlow 2.13+, LightGBM 4.0+, PyCaret 3.2+, scikit-learn 1.3+

2. 成果物概要

- 成果物の目的:電力需要の高精度予測を通じた電力安定供給とエネルギー効率最適化を実現するAIモデル群の構築
- - 1. 4種類のMLアルゴリズム(Keras、LightGBM、PyCaret、RandomForest)による包括的予測システム
 - 2. 時系列特徴量エンジニアリング (月・週・時間・気温による多次元予測)
 - 3. 自動データ取得・前処理・モデル学習・予測実行の統合ワークフロー
- 対象データや入力条件:
 - ・ 東京電力管内の電力需要実績データ(2016年~2025年)
 - o 気温データ(Open-Meteo API経由)
 - 入力特徴量: MONTH(1-12), WEEK(0-6), HOUR(0-23), TEMP(摂氏温度) o 目標変数: KW(電力需要量)
- 出力内容:
 - o 翌日電力需要予測値(4モデル独立予測)
 - o 予測精度評価指標(RMSE, R2スコア)
 - o 可視化レポート (時系列グラフ、散布図、学習曲線)
 - o パフォーマンス監視ログ(実行時間、メモリ使用量)
- 想定利用者:電力オペレーター、エネルギー分析者、システム管理者、開発エンジニア

3. 作成手順概要

- 1. 元となる仕様書・要件定義の確認内容:
 - o 電力需要予測AIモデル構築要件定義書(668行)
 - 予測精度目標(RMSE < 200kW、R2スコア > 0.9)
 - o 処理性能目標(メモリ使用量50%削減、学習時間30%短縮)
- 2. 実装時に行った追加調査や分析:
 - TEPCO電力使用実績データの構造解析
 - o Open-Meteo API仕様調査とデータ取得方法検証 4種類のMLアルゴリズムの特性比較分析
 - o float32メモリ最適化効果の定量評価
- 3. 使用した生成AIモデル (例: GPT-4.1, GPT-4o 等):
- o 設計フェーズ: GPT-4o (アーキテクチャ設計、モジュール分離戦略)
- o 実装フェーズ: GPT-4.1 (コード生成、デバッグ支援)
- o 最適化フェーズ: Claude-4-Sonnet (パフォーマンス改善提案)
- 4. 作成時に参照した資料や仕様書: o TensorFlow/Keras公式ドキュメント
 - LightGBM Performance Tuning Guide
 - PyCaret Auto ML Best Practices
 - scikit-learn Time Series Analysis Guide

4. 要件適合性

- 必須要件の充足状況:
 - o ✓ 4種類のMLモデル実装完了(Keras, LightGBM, PyCaret, RandomForest)
 - ✓ 予測精度目標達成 (テストデータでRMSE=185kW, R2=0.92)
 - ☑ メモリ最適化実装(float32活用で52%削減達成)
 - o ☑ 統一アーキテクチャ実装 (@dataclass + robust_model_operation)
 - 自動データ取得機能実装(TEPCO API + Open-Meteo API)
 - ο ☑ 可視化機能実装(16:9統一フォーマット、日本語対応)
- 完成サンプルとの比較結果:
 - 。 要件定義書との整合性: 100% (全11モジュール要件満足)
 - ο 性能指標達成度: 108% (目標値を上回る性能達成) o 実装完成度: 95% (tomorrow予測拡張機能は今後実装予定)

5. 品質評価(自己評価)

- 正確性:★★★★☆ 4つのMLモデルでクロスバリデーション実施、統計的有意性確認済み。予測精度目標値を8%上回る結果を達成。 完全性:★★★★☆ 11のモジュール全てが実装完了、統合テスト実施済み。tomorrow予測の自動化機能が一部未完成。
- ー貫性:★★★★★ @dataclass設定管理とrobust_model_operationデコレータによる統一アーキテクチャを全モジュールで適用。 ● 可読性: ★★★★★ PEP 8準拠100%、型ヒント完全実装、docstring記載率100%、モジュール分離による責務明確化。
- 再現性:★★★★★ 固定シード設定(RANDOM_STATE=42)、環境変数統一管理、依存バージョン固定により同一結果保証。 検証可能性:★★★★☆ ユニットテスト80%カバレッジ、パフォーマンス監視ログ 予測結果CSV出力による定量評価可能。
- 保守性:★★★★★ モジュラー設計、設定外部化、エラーハンドリング統一、CI/CD対応により長期保守性確保。

6. 検証結果

- 検証方法:
 - o 単体テスト: pytest使用、各モジュール独立検証 ○ 結合テスト: 4モデル統合実行、データフロー検証
 - 性能テスト: 大規模データセット(10,000件)での負荷検証 ○ 予測精度検証: ホールドアウト法による未来データ予測精度評価
- 検証環境: • Windows 11 Pro (Intel Core i7-8750H, 16GB RAM, NVIDIA GTX 1060)
 - Python 3.10.11, TensorFlow 2.13.0, LightGBM 4.0.0
- o テストデータ: 2024年1-12月実績(8,760時間データ) • 検証結果概要:
 - 処理性能: メモリ削減52% (目標50% 🛂), 学習時間短縮35% (目標30% 🛂) 。 安定性: 連続実行100回でエラー発生0件、結果再現性100%

o 予測精度: RMSE=185kW (目標200kW以下 ☑), R2=0.92 (目標0.9以上 ☑)

- 可用性: システム稼働率99.7% (目標99.5%以上 🛂) 不具合や改善点:
 - o 軽微な改善点: tomorrow予測の自動スケジューリング機能未実装
 - o 機能拡張案: 異常値検知·アラート機能の追加検討

o パフォーマンス改善余地: GPU活用による更なる高速化可能性

o **自動化強化**: TEPCO APIからの自動データ取得機能完全実装 • GPU最適化: TensorFlow GPU活用による学習時間更なる短縮(目標50%削減)

7. 改善提案 今後の改善案:

- o アンサンブル学習: 4モデルの予測結果を統合する重み付き平均モデル
- 異常検知: 予測値が異常範囲を超えた場合の自動アラート機能 o APIサーバー化: REST API提供による他システムとの連携機能

o リアルタイム予測: ストリーミングデータによるリアルタイム需要予測

- 他工程への展開可能性: • ②ワークフロー設計書: MLモデル組み込み型業務フロー設計に応用可能 o ③経費登録ワークフロー: 予算予測・異常検知モデルとして活用可能
 - ④経費管理アプリ: 予測ダッシュボード機能として統合可能 • 汎用時系列予測フレームワークとして他ドメイン(売上予測、在庫予測等)への適用可能
- 8. 添付·参考資料 添付ファイル名:

o prediction_accuracy_graphs.pdf (予測精度可視化レポート) memory_optimization_analysis.csv(メモリ最適化効果分析)

- unit_test_coverage_report.html (テストカバレッジレポート)
- 参考URLや文献: ○ TEPCO電力予報: https://www.tepco.co.jp/forecast/

Open-Meteo Weather API: https://open-meteo.com/

power_demand_models_source_code.zip(全ソースコード) • model_performance_report.xlsx (詳細性能評価結果)

- 電力需要予測の機械学習アプローチ: 日本電気学会論文誌参照

• TensorFlow Time Series Forecasting: https://www.tensorflow.org/tutorials/structured data/time series LightGBM Parameters Tuning: https://lightgbm.readthedocs.io/en/latest/Parameters-Tuning.html