

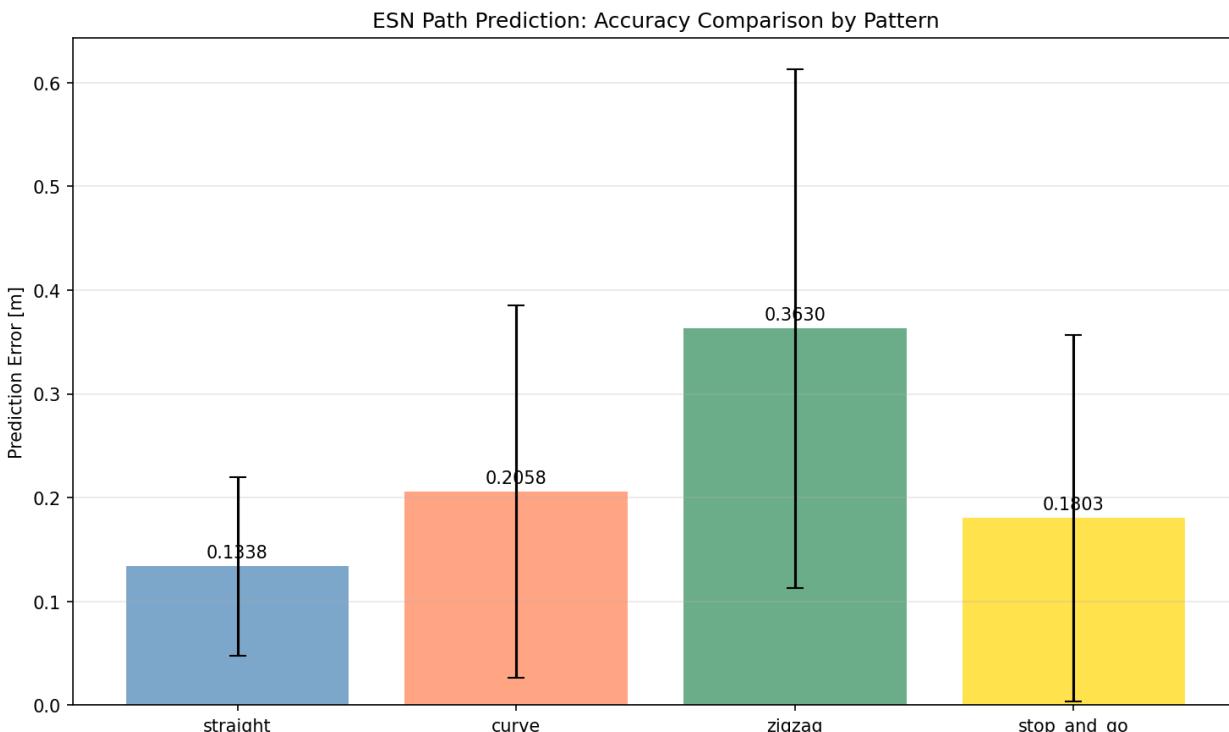
ESN経路予測 検証結果

Echo State Network (ESN) による経路予測アルゴリズムの検証結果。

検証概要

- ESNモデル数: 10 (アンサンブル)
- 予測ホライズン: 20ステップ
- ウォームアップ: 5サンプル
- 軌跡長: 200ステップ
- ノイズレベル: 0.015m

精度サマリー

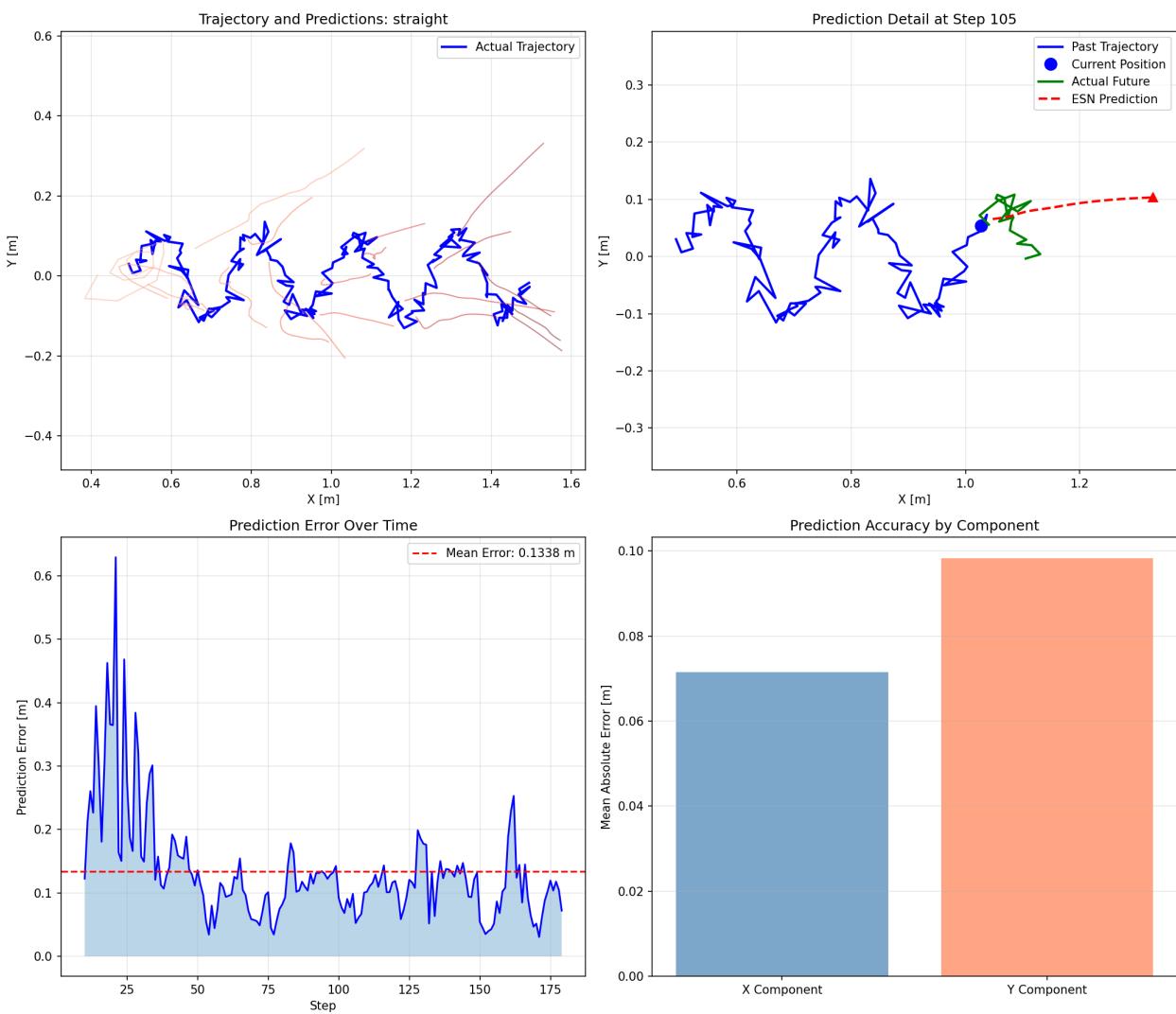


パターン	平均誤差	標準偏差	評価
straight	0.134 m	0.086 m	優秀

パターン	平均誤差	標準偏差	評価
stop_and_go	0.180 m	0.177 m	良好
curve	0.206 m	0.179 m	良好
zigzag	0.363 m	0.250 m	要改善

パターン別詳細結果

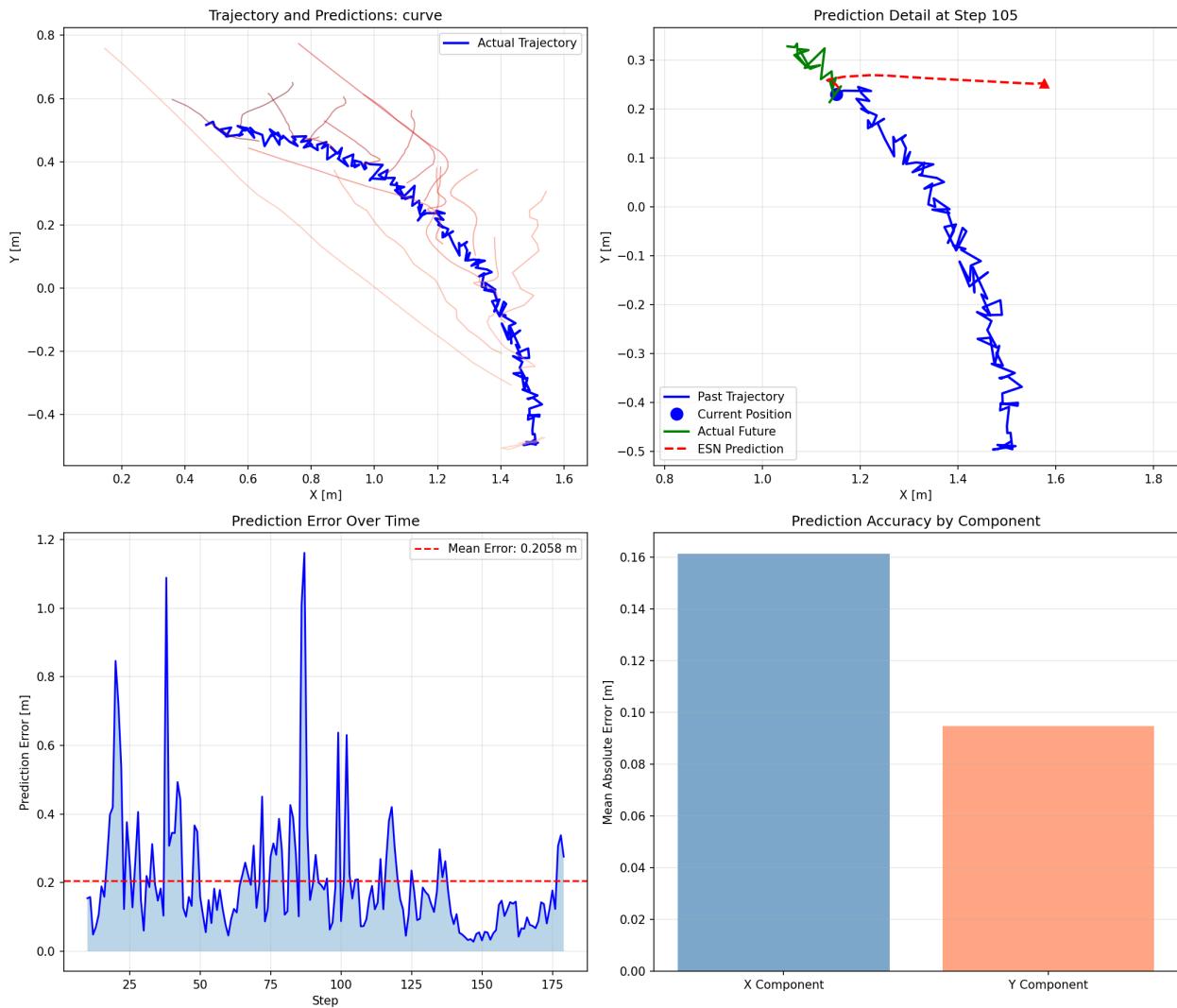
1. 直線歩行 (straight)



特徴: - 最も高い予測精度 - X成分（前進方向）の予測が特に安定 - Y成分（横方向）の微小な揺れも捕捉

分析: - 平均誤差: 0.134 m - 直線的な動きはESNが得意とするパターン - オンライン適応が効果的に機能

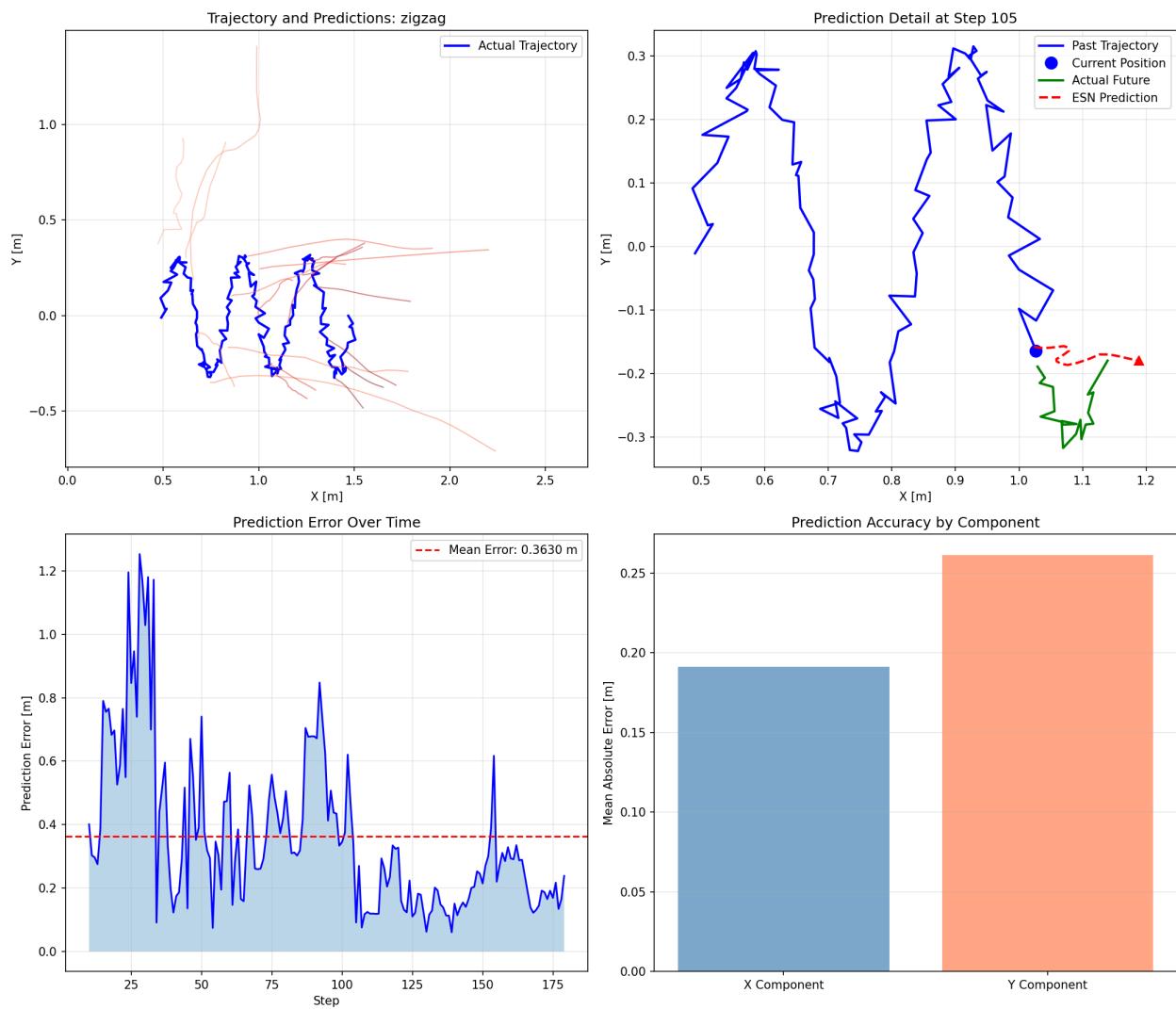
2. 曲線歩行 (curve)



特徴: - 曲がり始めの予測にやや遅延 - 曲率の変化に追従 - 中盤以降で精度向上

分析: - 平均誤差: 0.206 m - 曲がる方向の予測が課題 - 適応学習により徐々に改善

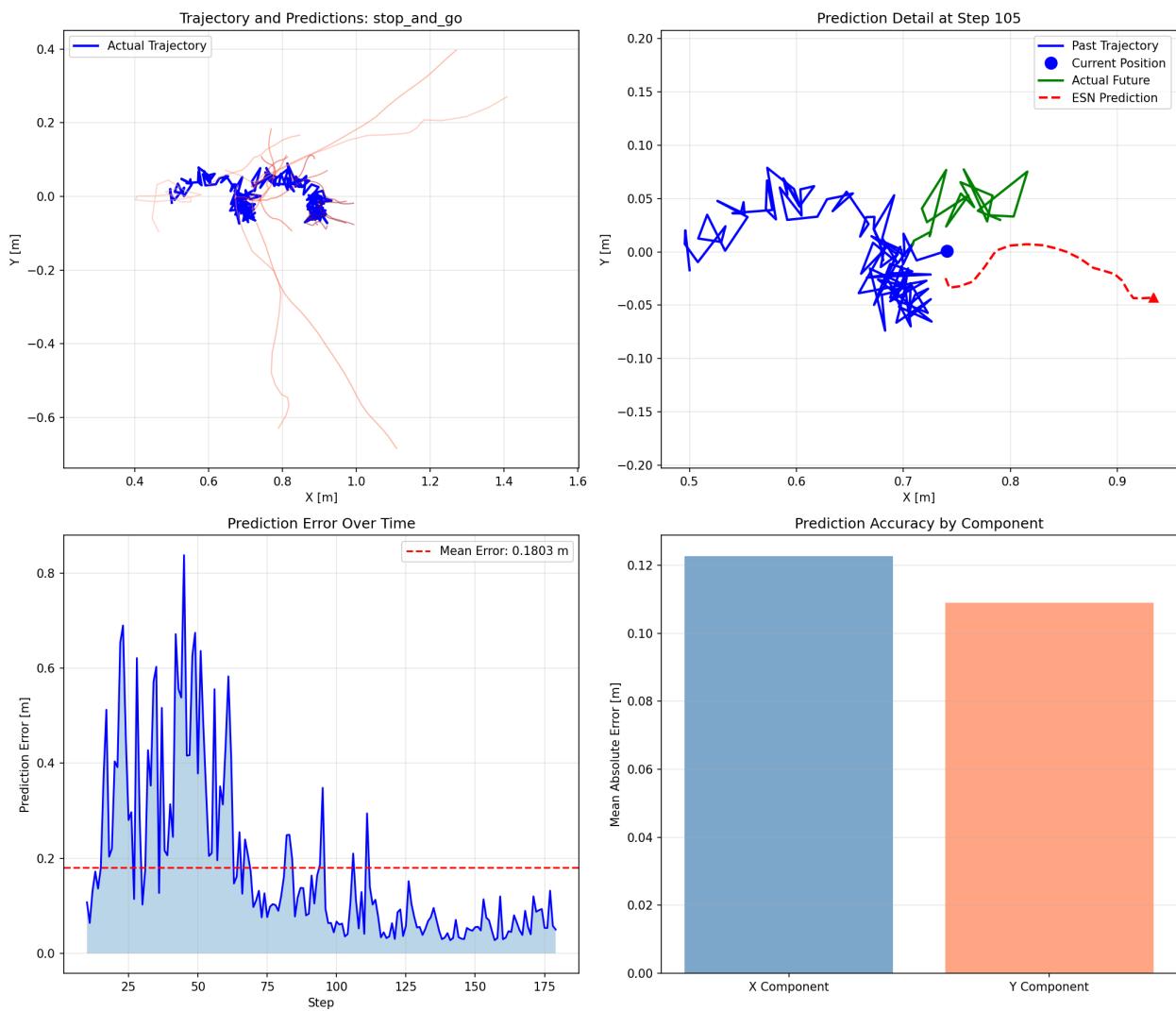
3. ジグザグ歩行 (zigzag)



特徴: - 周期的な方向転換の予測が困難 - Y成分の誤差が顕著 - 転換点での誤差ピーク

分析: - 平均誤差: 0.363 m - 急激な方向変化への対応が課題 - 予測ホライズンの短縮が有効な可能性

4. 停止と移動 (stop_and_go)



特徴: - 停止期間中は高精度 - 移動再開時に一時的な誤差増加 - 適応学習で速やかに回復

分析: - 平均誤差: 0.180 m - 停止検出は良好 - 動き出しの予測に改善余地

考察

強み

1. 直線的な動き: 高精度で予測可能
2. オンライン適応: リアルタイムでモデル更新
3. アンサンブル効果: 複数モデルの平均化で安定性向上

課題

1. **急激な方向転換**: 予測遅延が発生
2. **周期的パターン**: 長周期の変動への対応
3. **動き出し**: 静止から動への遷移

改善案

1. 予測ホライズンの動的調整
2. 方向転換検出の強化
3. 速度情報の追加入力

検証環境

- **OS**: Ubuntu 22.04
- **Python**: 3.10
- **依存ライブラリ**: NumPy, SciPy, Matplotlib
- **実行スクリプト**: `tools/esn_visualizer.py`

再現方法

```
python3 tools/esn_visualizer.py --pattern all --output output
```