

Todoリストの優先順位における 強化学習と締切優先等の比較

- 35714084 中島彰吾
- 35714121 福富隆大
- 35714104 畑田悠貴

テーマと目標

テーマ

タスクをこなす際の順序について
期限順や優先度順と強化学習の提示する順序で
どれがよりタスクを効率的にこなせるかの比較検証

目標

強化学習の優先順位出力と、一つの要素のみ考慮したTodoリストの比較により、強化学習の有用性を確認したい。

仮説

- ・単純な条件の優先順位より
強化学習を用いた優先順位の方が有用なのではないか
- ・LLMで抽出したペルソナ情報を使って強化学習すれば
締切順や重要度順よりも良いスケジューラができるのではないか

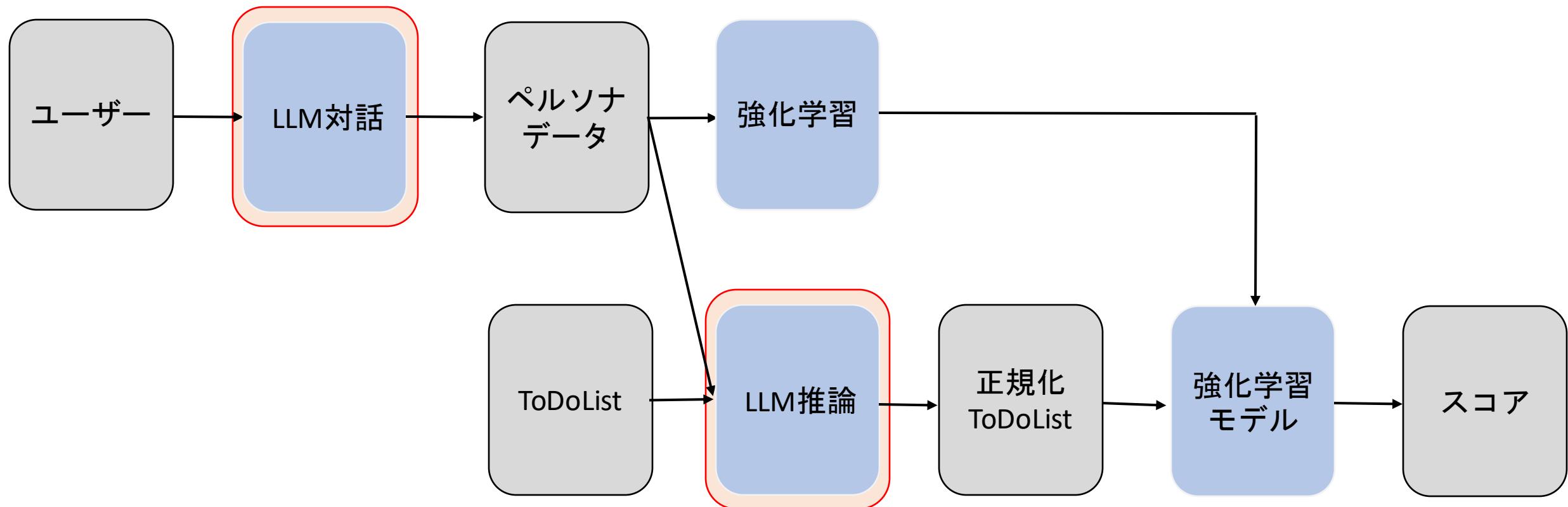
システム概要

LLMにより、ペルソナ作成、およびToDoリスト正規化を行う



タスク実施期間：一週間
タスクごとの条件：各タスクに優先度（3段階）と共通の所要時間を設定
タスク間の休憩：集中力が一定値を下回った際に30分の休憩を挟む

システム構成図



LLMの使用

<ペルソナ作成>

- ・リストを実行するエージェントの特性を定める

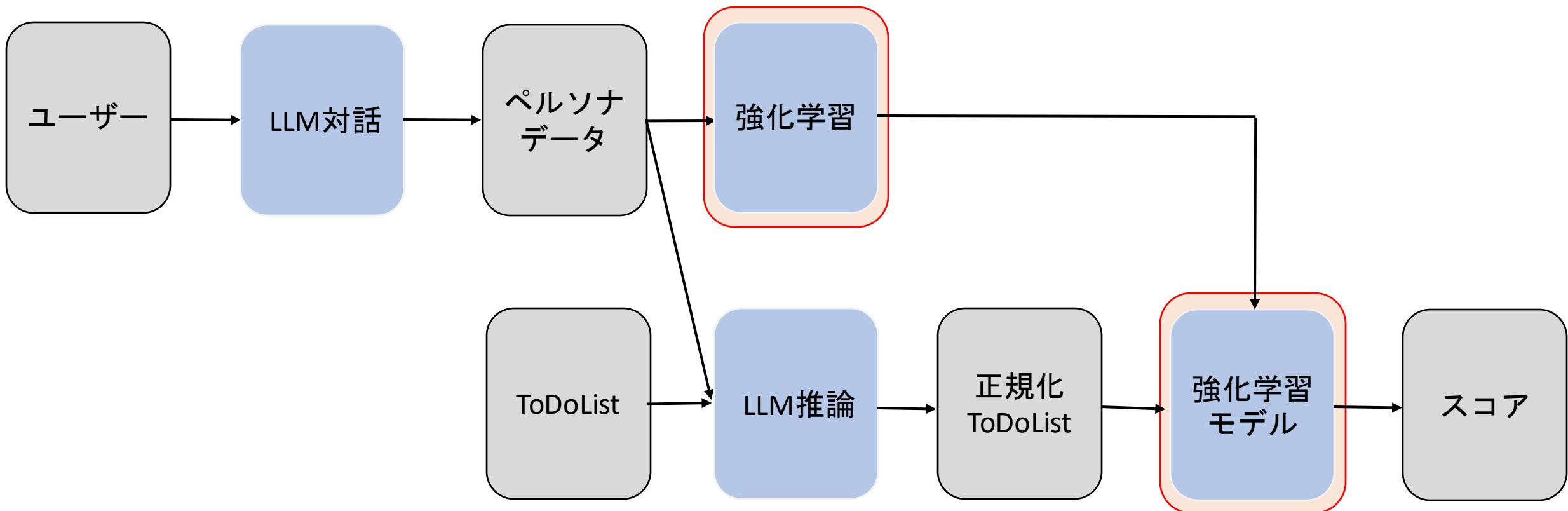
- ① 集中力 : 全体的なタスクの所要時間に関係
- ② 得意不得意 : タスクそれぞれの所要時間に関係
- ③ ワークスタイル : ジャンルを参考にタスクの順番に関係

<ToDoリスト正規化>

- ・エージェントの特性に合わせた所要時間や順序を定める

- ・ペルソナの得意不得意に合わせた、タスクの所要時間の調整
例) 文章処理が苦手 → 関連する名前のタスク所要時間 × 1.2倍
- ・それぞれのタスクへのジャンルのタグ付け
 - ・クリエイティブ(没頭型)
 - ・コミュニケーション(対人型)
 - ・ロジック・調査(思考型)
 - ・ルーチン(作業型)

システム構成図



機械学習モデル

- ・Q学習の状態空間

- タスク数, 高優先度比率, 締切緊急度, 平均時間, 集中力, 疲労蓄積

- ・報酬関数

- ・ボーナス

- タスク完了、締切遵守、早期完了、高集中、高重要度

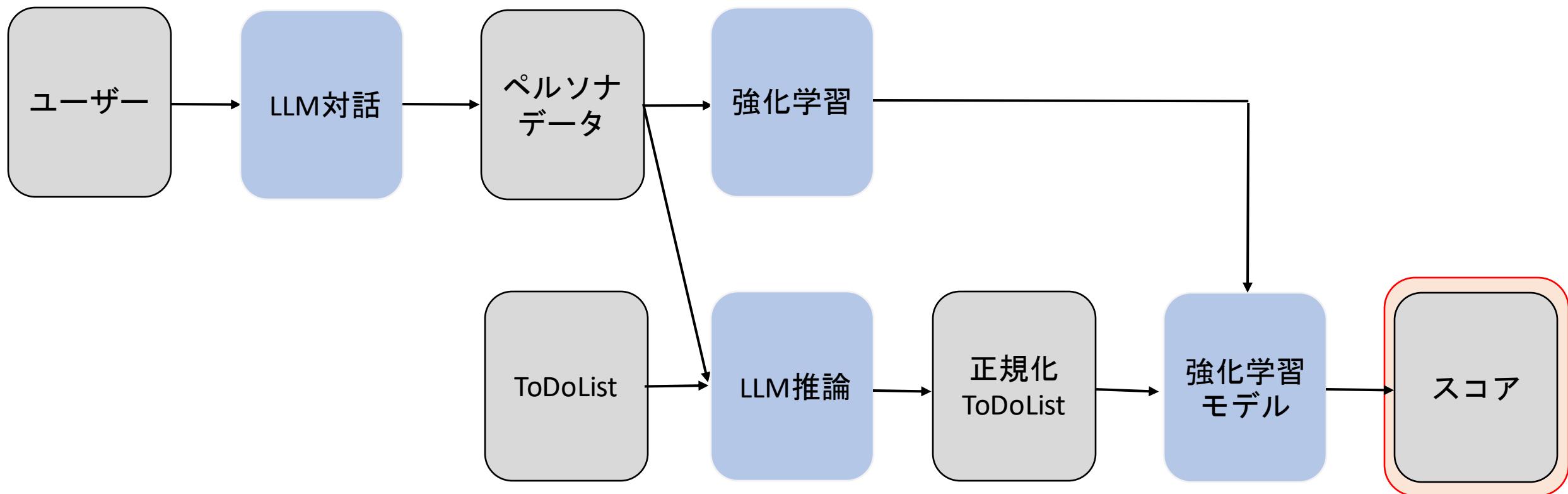
- ・ペナルティ

- 締切違反、集中力不足、長時間タスクの後回し、時間効率低下

- ・学習パラメータ

- 学習率0.05、割引率0.95、探索率0.5～0.05

システム構成図



二つの評価指標

①スコア

難易度(1～3) × 基礎時間(タスクにかかる時間)の合計

②タスク完了量

完了したタスクの数/全てのタスクの数

比較対象の四つのスケジューラ

① 締切順

最も所要時間の長いタスクから順に行う

② 優先度順

タスクに割り振られた優先度に基づいて行う

③ ランダム

無作為な順で行う

④ 強化学習

強化学習に基づいて行う

結果例

① 締切順

スコア : 3422
完了率 : 80.0%

② 優先度順

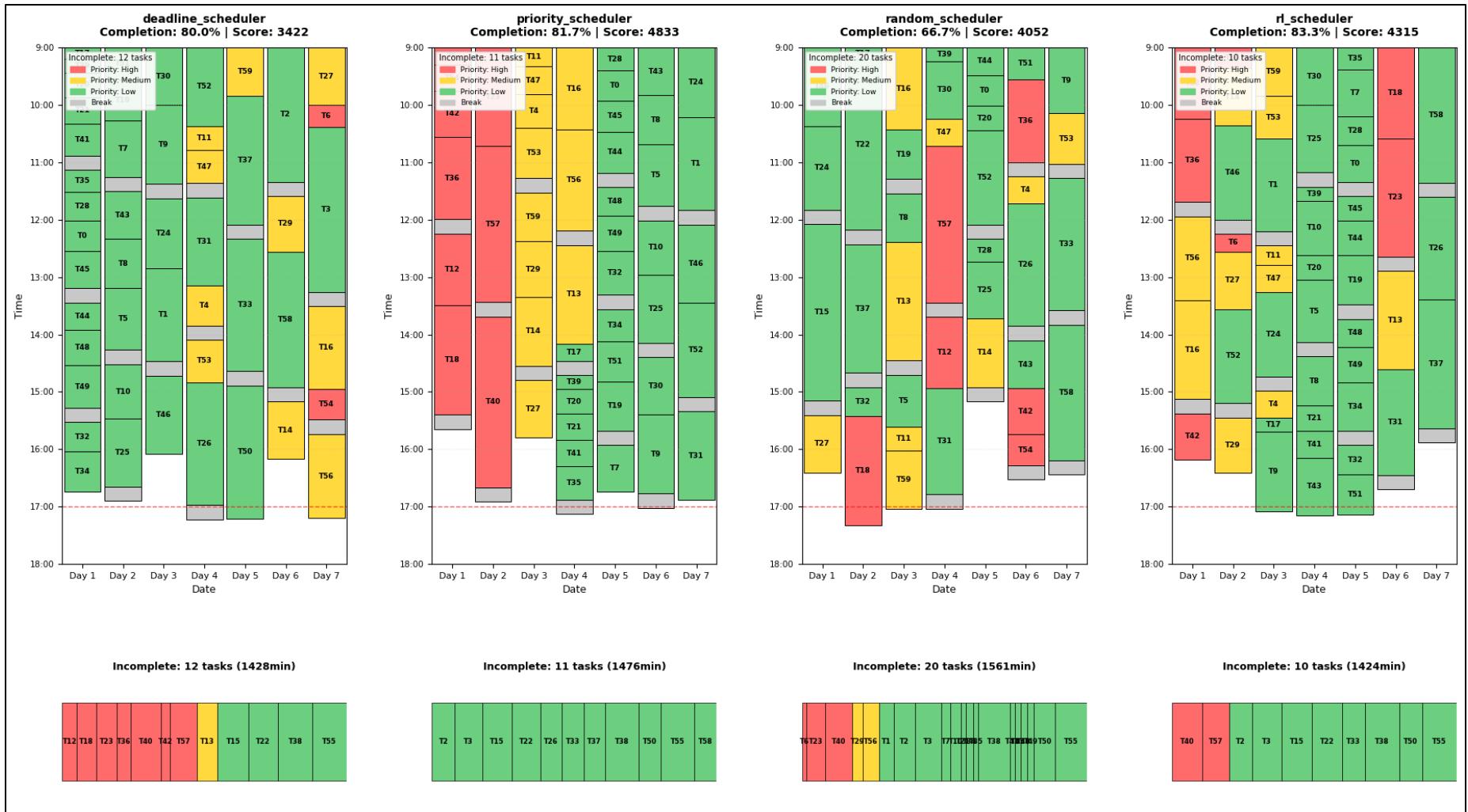
スコア : 4833
完了率 : 81.7%

③ ランダム

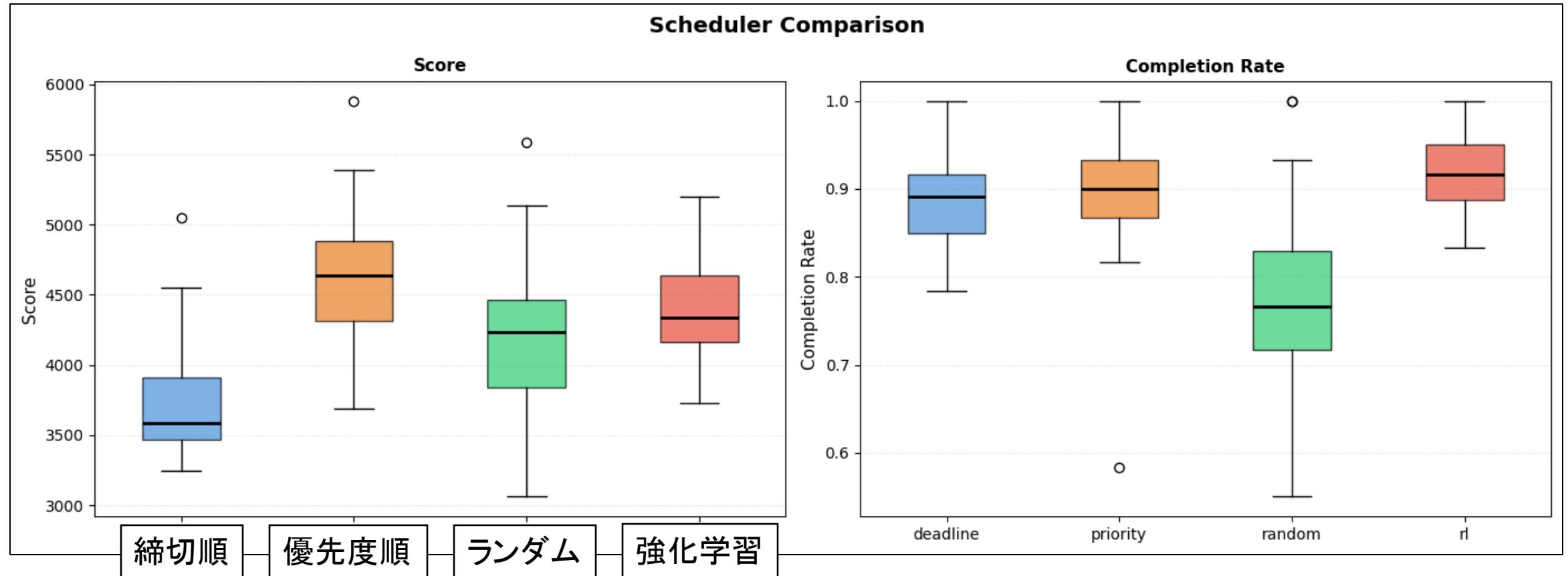
スコア : 4052
完了率 : 66.7%

④ 強化学習

スコア : 4315
完了率 : 83.3%



結果



- スコア比較は優先度順と強化学習で何とも言えない結果に
- 完了率は強化学習によるタスク管理が最適に

考察

締切順

期限が近いものからするので重要度の高いものを確実に行えない

優先度順

重要度の高いタスクを完了でき、スコアが良くなつた

強化学習

個人の特性をうまくシミュレーション環境に組み込めなかつた

まとめ

検証結果

- ・ 締切順：完了率は良いがスコアが低い
- ・ 優先度順：高スコアだが完了率が低い
- ・ 強化学習：バランスの取れた結果、あまり優位性は見られず

今後の展望

- ・ 実際のユーザーの行動データの活用
- ・ より複雑なタスク環境での検証