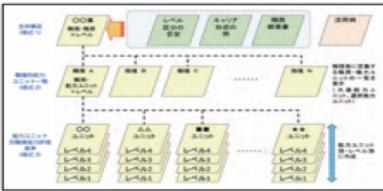


Background & Objective

近年の働き方改革で業務の改善が急務である
労働時間制約→業務の効率化
その人の能力にあった **適材適所** での働き方

【従来技術】

職業能力評価シート (厚労省)



e-portfolios (G Lorenzo, 2005)



技能や知識をチェックシートで評価する方法がほとんど

技術者のセンスや判断能力を評価できる方法が必要



Proposed Method

技術者のセンスとは？

- ・知識で成功の見込みをつけられる (ex)材料や実験条件の適切な選択ができる
- ・実施過程で進行の良悪を判断できる (ex)想定との差異で方針の変更を検討できる



深層学習や **強化学習の設計過程** で行う思考と類似

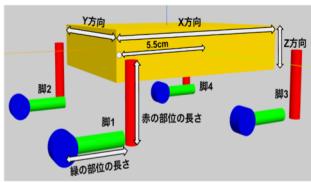
パラメータ選択

- ・学習率 → 学習の安定性に影響
- ・報酬関数 → 望ましい行動を適切に誘導
- ・損失関数の選択 → 学習の最適化と収束速度に影響

機械学習の最適化問題を通じた技術者センスの評価

Experiment

4足歩行ロボットの強化学習での反復的なパラメータ設計



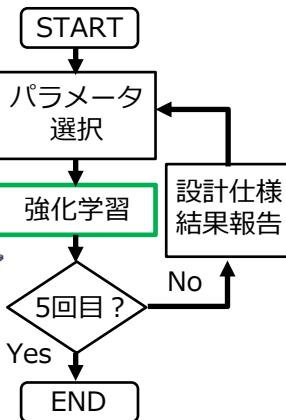
改善過程では **移動速度向上** を目標とした

強化学習の結果を被験者に提示し、パラメータの調整を繰り返し要求

被験者は

- ・ロボット研究者
- ・高専学生
- ・事務員

の計6名で実施



＜強化学習仕様＞

- ・PPOアルゴリズム
- ・学習回数：160万回
- ・物理エンジン：PyBullet

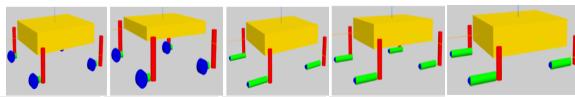
＜評価＞

強化学習後に得られる**平均報酬**,
損失関数, **KL-Divergence**を採用

Preliminary Result

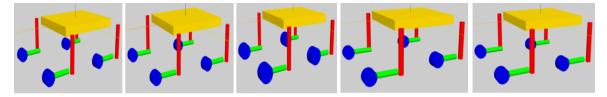
ロボット研究を行っている教員

1~2回は慎重にパラメータを選択したが、その後は悪化する事なく確実に報酬が向上

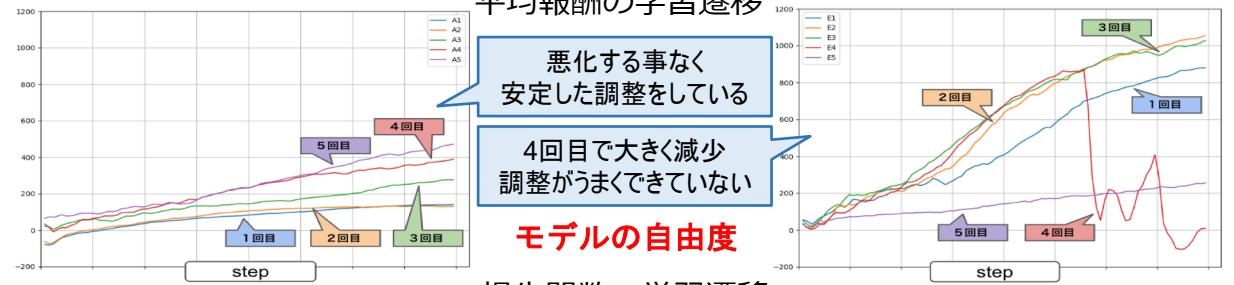


専門技術を学んだことのない事務員

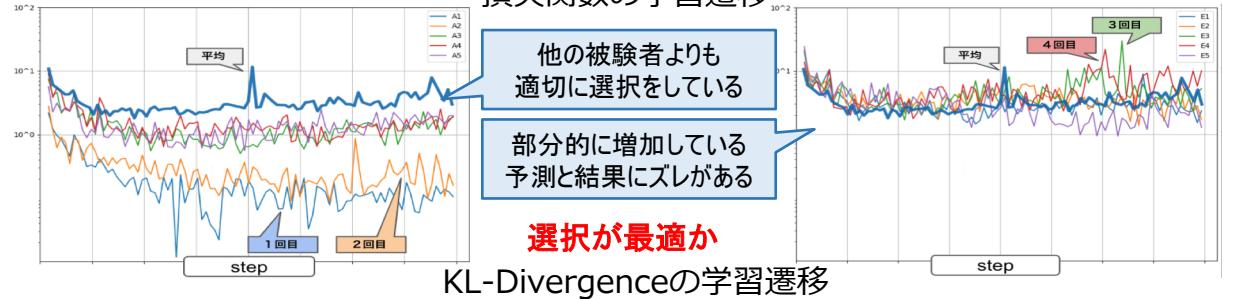
最初は高報酬パラメータを選択したが、方針変更がうまく行かず、最終結果が悪化



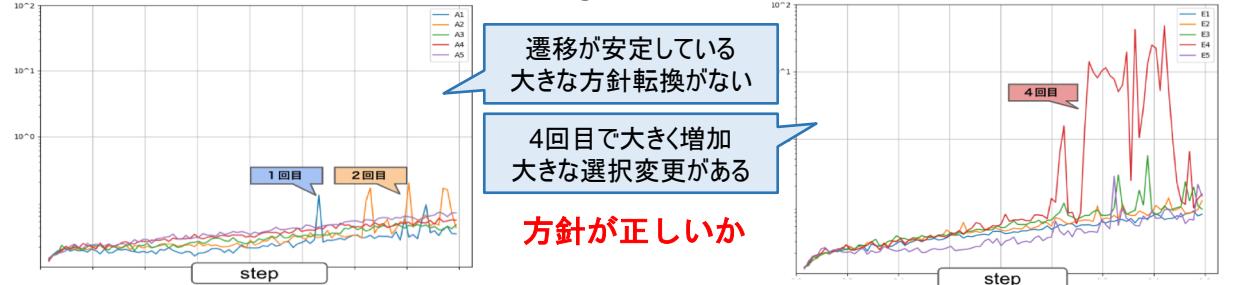
平均報酬の学習遷移



損失関数の学習遷移



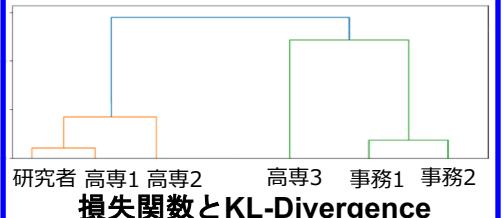
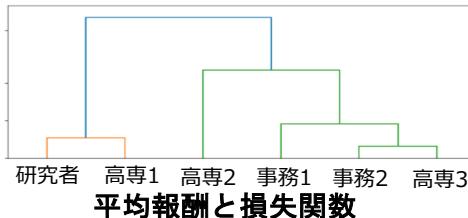
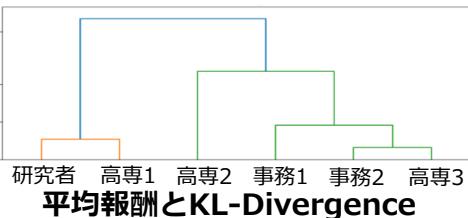
KL-Divergenceの学習遷移



被験者A,Bはセンスがあると仮定

- ・平均報酬の累積値
- ・損失関数の累積値
- ・KL-Divergenceの累積値

階層クラスタリング



Conclusion & Future work

強化学習(4足歩行ロボットのパラメータ選択)を用いた技術者センスの評価は、**損失関数**と**KL-Divergenceの累積値**が適していると考えられる。

今回の結果から専門知識を獲得することの重要性はあるものの、適切な**現状分析**と深い**洞察力**も技術者にとっては必要不可欠であることが伺える。