

# 論文内容の要旨

申請者氏名      WANG SHUYUAN

Real-world robotic tasks often require control policies capable of handling multimodal behaviors and local discontinuities, which naturally arise from the complex nature of real environments.

Approaches that employ parametric and nonparametric models as policy models face limitations in terms of learning cost and performance. This dissertation focuses on semi-parametric models as policy models and further enriches non-parametric components to present two novel semi-parametric policy models that efficiently and effectively capture the multimodality and local discontinuities required for robotic tasks. i) Composite Gaussian Process Flows (CGP-Flows): CGP-Flows introduce multimodal capabilities into the nonparametric components. This approach accurately models complex, multimodal distributions while maintaining computational efficiency. ii) Model Selection Gaussian Process Flows (MSGP-Flows): MSGP-Flows introduce mode-seeking capabilities into the nonparametric components. MSGP-Flows achieve efficient learning while ensuring sufficient task performance by ignoring low-probability modes with data. The methods are validated through simulation and real-world robotic experiments, including ball-shooting and object-grasping tasks. Experimental results demonstrated that CGP-Flows and MSGP-Flows outperform existing approaches in terms of accuracy, robustness, and computational efficiency.

# 論文審査結果の要旨

申請者氏名      WANG SHUYUAN

本論文では、実環境におけるロボット制御タスクの複雑性に対応するために、セミパラメトリック方策モデルにおけるノンパラメトリック成分を強化した新しいモデル化手法を志向し、Composite Gaussian Processes Flows (CGP-Flows) および Model Select Gaussian Processes Flows (MSGP-Flows) という2つの方策モデルとその学習アルゴリズムを提案している。具体的には、CGP-Flowsは Overlapping Mixtures of Gaussian Processes (OMGPs) を基底分布として活用し、複雑な分布の多様なモードを効率的に学習する。また、Conditional Continuous Normalizing Flows (cCNFs) を組み合わせることで、マルチモーダルかつ局所的に不連続な方策を高精度かつ高計算効率で学習可能とする。また、MSGP-Flowsは、低確率の最適行動モードを除外するためにノンパラメトリック成分にRobust Gaussian Processes (RGPs) を採用し、ノイズや外れ値に対して高い頑健性を有する。

提案手法の有効性は、シミュレーションおよび実ロボット環境で検証された。シミュレーション実験では、ボール射出タスクおよび物体把持タスクにおいて、CGP-FlowsとMSGP-Flowsが既存の手法を上回る精度、ロバスト性、計算効率を示した。また、実ロボット実験では、複数のモードを持つタスクで高い成功率を達成し、両手法の適用可能性を実証した。これらの結果は、CGP-FlowsおよびMSGP-Flowsがロボット方策の表現力と汎用性を向上させることを示しており、今後の実タスクへの応用が期待される。

公聴会では、提案手法であるMSGP-Flowsの汎用性や強化学習などの他の学習手法への適用可能性、ロバスト性の数学的保証について審査委員から具体的な質疑が行われた。また、関連研究 (Sim-to-Real) の文献レビューの拡充や、MSGP-Flowsを新しいタスクに適用するためのガイダンスの追加、メタパラメータ調整の具体的な手法についても議論が深められた。さらに、非パラメトリック成分をどのように拡張し、ロボットタスクのさらなる困難に対応するかという点や、実世界でのロボット実験の結果の補足および評価の追加も求められた。

その後の最終審査では、これらの指摘を踏まえて論文内容が修正され、すべての質問に対する回答が説明された。特に、提案手法の理論的背景や適用可能性のさらなる明確化、実験結果の追加が評価され、審査委員全員により対応が適切であることが確認され、本論文は承認された。

本論文は、ノンパラメトリック成分を強化したセミパラメトリック方策モデルとして、CGP-Flows および MSGP-Flows を提案し、マルチモーダルかつ局所的に不連続性を持つ複雑なロボット制御タスクへの新しいアプローチを示した。特に、Gaussian Processes と Normalizing Flows の統合による基底分布の高度な表現力を実現し、様々なロボットタスクにおいて高い精度と効率的な学習性能を示した点で学術的な新規性が認められる。したがって、博士(工学)の学位論文として十分に価値あるものと認める。