

**Embracing Uncertainty: Resilient Robotic Autonomy
for Rough Terrain Exploration**

February 2025

Masafumi Endo

主 論 文 要 旨

No.1

報告番号	甲	第	号	氏 名	遠藤 正文
主 論 文 題 名 : Embracing Uncertainty: Resilient Robotic Autonomy for Rough Terrain Exploration (不確実性を乗り越える不整地探索のための自律移動知能)					
(内容の要旨) 移動ロボットによる不整地探索は人類に代わって危険な環境に踏み込み、新たな知見をもたらすことで人類社会に貢献している。持続的な探索にはロボットが環境に潜在する危険を特定し、適切な意思決定を行うための頑健な環境認識技術が重要である。一方、ロボットの環境認識には不確実性が常に存在し、これによるロボットの誤った意思決定がミッションの失敗をもたらす。安全性を確保するためこれまで過度に保守的に運用されてきた一方、このような「足枷」となるアプローチはロボットの自律性を阻害し、ミッションの遅延を引き起こす。より迅速に広範な探索を実現するためにはロボットの自律性を最大限に引き出すことが重要であり、不確実性を考慮した自律知能が鍵となる。 そこで本研究では、不確実性を「受け入れて・乗り越える」という方針に基づき移動ロボットの安全性と不整地での効率的な探索活動を両立するための自律移動技術を提案した。特に不整地走行において、障害を認識するための環境理解と経路・動作計画の実行に伴う状態遷移には顕著な不確実性が存在する。これらの不確実性を考慮しない場合、誤った意思決定により、軟弱地盤での走行不能状態や障害物との衝突などの危険な状況を招く恐れがある。この課題に対し、本研究では不確実性の定量的評価とその意思決定への活用を通じて、リスクに対して頑健かつ適応的な自律移動アルゴリズムを構築した。 第1章では、不整地探索を行う移動ロボットの自律技術に焦点を当て、本研究の背景と目的を説明した。また、本論文で扱う環境理解と状態遷移における不確実性の概念を導入し、前者を第2章から第5章で、後者を第6章で論じることを示した。 第2章では、決定論的な学習モデルを用いた走行可能性予測での不確実性の反映を目的とした、地形分類器とスリップ回帰モデルの融合手法を提案し、実機実験で取得したデータを用いてその有効性を検証した。 第3章では、学習モデルの不確実性の最小化を目的とした、確率制約下における能動学習アルゴリズムを提案し、数値解析で同手法の効果的な環境適応を検証した。 第4章では、学習モデルの予測誤りに頑健な走行可能性の予測を目的とした、学習モデルの出力の確率的融合と経路計画への活用手法を提案し、シミュレータにおいて既存手法より安全な経路計画を達成することを確認した。 第5章では、不確実性の活用とモデル適応を融合し、不確実性に包括的に対処するナビゲーション手法を提案した。走行可能性の予測誤りを引き起こす原因を模擬したデータセットにおいて数値解析を行い同手法の有効性を検証した。 第6章では、事前情報が入手不能な環境における安全な自律移動の実現を目的として、周期的な自己位置推定と連続的な動作計画を扱うタスク・動作計画手法を提案した。本手法により、状態遷移の不確実性下においても頑健かつ適応的な意思決定を実現した。 第7章では、本研究の主要な結果と貢献を要約し、今後の展望について言及した。					

Thesis Abstract

No. _____

Registration Number	☒ "KOU" ☐ "OTSU" No. _____ *Office use only	Name	ENDO, Masafumi
Thesis Title Embracing Uncertainty: Resilient Robotic Autonomy for Rough Terrain Exploration			
Thesis Summary Rough terrain exploration using mobile robots contributes to humanity by venturing into hazardous scenarios. Robust perception is critical for identifying potential hazards, which risk robot damage and mission failure, to make informed decisions for persistent exploration. However, ever-present uncertainty in robotic perception causes flawed risk assessment and unsafe decisions that threaten mobile robots operating in unstructured environments. Overly conservative robot operations have been an ad-hoc solution to ensure safety, while such a "chained" approach causes prolonged mission timelines. Thus, addressing uncertainty in decision-making is key to unlocking the full potential of robotic autonomy for faster and more extensive exploration. This dissertation argues for the philosophy of embracing uncertainty, capturing knowledge of unknowns into reliable decision-making that balances safety for mobile robots and mission success for rough terrain exploration. Uncertainty on rough terrain stems from complex robot-terrain interactions through perceptions. This dissertation addresses two key sources of uncertainty: scene understanding based on machine learning (ML) for planning (Chapters 2-5) and state transition for execution (Chapter 6). Building on this quantification, the presented path and motion planning algorithms leverage uncertainty through exploitation to avoid mission-critical risks and adaptation to reduce perceptual uncertainties for safe and time-efficient robot navigation. Chapter 1 describes the motivation and purpose of this dissertation, focusing on perception and planning algorithms with applications to rough terrain exploration. Chapter 2 introduces a deterministic traversability prediction method that integrates different ML models by accounting for predictive uncertainty as a measure of accuracy. Chapter 3 presents an information-gathering method for ML models to reduce predictive uncertainty through adaptation while ensuring safety against rover immobilization. Chapter 4 focuses on probabilistic traversability prediction for multimodal slip trends and its exploitation for risk-aware path planning using statistical risk evaluation. Chapter 5 integrates uncertainty exploitation and model adaptation into a unified learning and planning framework for resilient navigation through an end-to-end probabilistic ML model. Chapter 6 establishes computationally efficient task and motion planning that achieves resilient navigation against localization failures in the presence of state transition uncertainty. Chapter 7 summarizes this dissertation and concludes the main results. The contributions of embracing uncertainty and potential future work are presented.			