


不確かさを活かす省エネAI制御： イベント駆動制御と確率推論の融合

工学研究科 電気電子情報通信工学専攻

准教授 橋本 和宗

 <https://researchmap.jp/kazumunehashimoto>


研究の概要

本研究では、自動車・移動ロボット・ドローンのように力学モデルが不確か／未知な制御対象を、データから学習しつつ「必要なときだけ」最適化計算により制御信号を決定するイベント駆動型モデル予測制御(MPC)を提案します。未知ダイナミクスは、少ないデータでも柔軟に近似でき、予測の不確かさ(分散)も同時に評価できるガウス過程回帰で学習します。得られた不確かさから誤差上限を導き、予測と実測のズレが閾値を超えた場合にのみ制御入力を再最適化することで、計算負荷を抑えつつ性能を維持します。数値例として移動ロボットの追従制御を取り上げ、有効性を確認しました。

研究の背景と結果

モデル予測制御(MPC)は、システムの数理モデルを用いて将来の挙動を一定時間先まで予測し、「目標への追従」や「入力の大ささ」などの評価指標を最小化する制御入力列を最適化で求め、最初の入力だけを実際に適用して次の時刻で再び同じ手順を繰り返す(ローリング最適化)手法です。モデル予測制御は将来を見越して最適な操作を選ぶことから、化学プロセス、ロボット、自動車、エネルギー設備など幅広い分野で利用されています。しかしシステムの数理モデルが非線形の場合、計算負荷が大きく、また予測モデルが正確に作れないと性能低下の要因になります。計算回数を減らすイベント駆動型MPCも提案されていますが、多くは「予測モデルが既知」という前提があり、複雑でモデル化が難しい実システムにはそのまま適用しにくい点が課題でした。

本研究はこのギャップを埋めるため、未知ダイナミクスをガウス過程(GP)回帰で学習し、予測の平均だけでなく不確かさ(分散)も同

時に推定します。さらに、その不確かさから「予測と実測のズレがどこまで大きくなり得るか」の上限を評価し、ズレが閾値を超えそうなときだけOCPを再計算し、それ以外は前回の計画を継続する仕組みを提案しています。

数値例では、非ホロノミック移動ロボットのリーダー・フォロワー追従(ユニサイクル)問題を扱い、追従制御の有効性を確認しました。学習(反復)によりデータ点数が増えてGPの不確かさが減るにつれて、最適化計算が11回から1回まで低減しました(通常のMPCは40回)。同時に追従誤差の総コストも51.2から14.6へ改善し、周期MPC(13.9)に近い性能を、より少ない最適化計算で実現できることを示しています。最適化問題の総計算時間も520msから68msへ短縮されるなど、省計算効果が定量的に確認されました。以上の枠組みにより、計算資源等が制約となる現場でも、学習の進展に合わせて更新頻度を自動的に調整し、実用的な性能と効率を両立できる可能性が示されました。

研究の意義と将来展望

従来のMPCは毎時刻で最適化を解く必要があり計算負荷が大きく、モデル誤差がある場合には安全側に寄りすぎて保守的になりやすいという課題がありました。本手法は、ガウス過程回帰が与える「予測平均+不確かさ」を用いて更新の要否を判断するため、いつ・なぜ再計算したのかを説明しやすく、計算資源やバッテリー容量などが限られた環境でも必要最小限の計算で性能を維持できます。さらに、学習が進んで不確かさが小さくなるほど更新頻度を自然に下げられるため、運用しながら効率化できる点も利点です。今後は、ロボットや自動運転、エネルギー設備などの実時間制御への実装に加え、外乱やセンサ誤差を含むより実環境に近い状況での安全設計へ拡張することが期待されます。

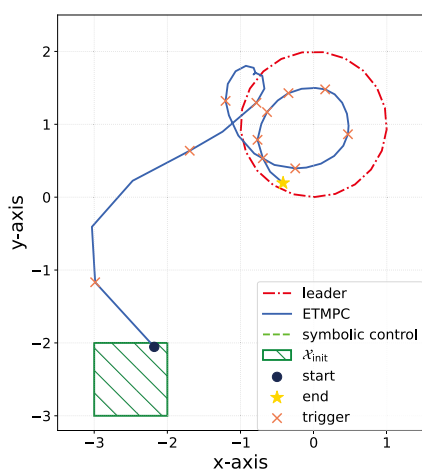


図1

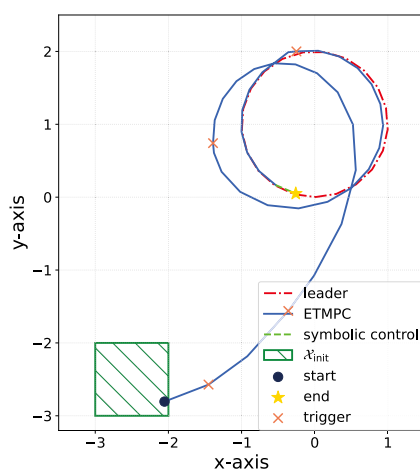


図2

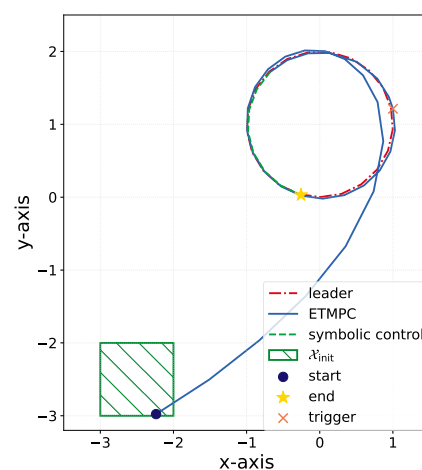


図3

移動ロボットの目標軌跡(赤の一点鎖線)と、イベント駆動型MPCによって得られたロボットの軌跡(青の実線)を示す。黄色の★印は、制御入力の最適化が再計算されたタイミングを表す。図1は反復回数1回、図2は反復回数5回、図3は反復回数10回の結果である。図に示す通り、反復回数が増えるにつれて目標軌跡への追従性が向上し、同時に制御入力の再最適化(再計算)の発生頻度が低下していることが分かる。

特許

論文

参考URL

キーワード

Hashimoto, Kazumune; Onoue, Yuga; Wachi, Akifumi et al. Learning-based event-triggered MPC with Gaussian processes under terminal constraints. IEEE Transactions on Cybernetics. 2025, 55(4), 1512-1525. doi: 10.1109/TCYB.2025.3536606

<https://sites.google.com/view/kazumunehashimotoupdate/home>

制御理論、機械学習、強化学習、最適制御