

個人嗜好のベイズ最適化におけるクラスタリング を用いたドメイン間の転移学習

齊藤 慎太郎

現代社会において、人々のパーソナライズされた嗜好分布を得ることは、企業が顧客ニーズに合ったサービスを展開し、満足度を向上させるために不可欠である。嗜好分布とは、人々の特徴量に基づく好みの傾向を統計的に表現したものである。このような嗜好分布を効率的に最適化する手法として、探索と活用の両方を考慮するベイズ最適化がある。しかし、新規ユーザーやデータが少ない状況ではコールドスタート問題が発生し、最適化が進みにくい課題がある。この問題に対処する方法として、嗜好が似ている回答者をクラスタリングしながらベイズ最適化を行う手法（CBO）が提案されている。しかし、この手法では、クラスタリング情報が 1 つのドメイン内ではしか適用できない点や、初回の探索が従来のベイズ最適化と同様のランダム探索に依存するという課題が残る。

そこで本研究では、事前に複数のドメインでクラスタリングされた情報を転移学習させることで、少ない問い合わせ回数で効率的な最適化を実現する手法を提案する。具体的には、人々の嗜好はパターン化されるという仮説のもと、ドメイン間でクラスタ情報を転移学習させることでコールドスタート問題を低減できる可能性を探った。このアプローチでは、クラスタ間の所属率に着目し、初回の問い合わせで所属率とクラスタの嗜好分布を掛け合わせた探索を行う。その後、問い合わせ結果に基づいて所属率を調整し、探索を進めるアルゴリズムを設計した。

提案手法の有効性を検証するため、クラウドソーシングを活用して回答者の嗜好データを収集し、以下の 3 つのリサーチクエスチョン (RQ) に基づきシミュレーション実験を実施した。(RQ1) 提案手法の初回探索は、ランダム探索に比べて有効であるか。(RQ2) 問い合わせ結果を反映した 2 回目以降の探索は、既存手法の CBO に比べて有効であるか。(RQ3) 提案手法の効率性は、ドメインの属性によって違いが生じるか。

実験①では、提案手法の初回探索とランダム探索を比較した結果、提案手法が統計的に有意な改善を示した。実験②では、2 回目以降の探索における提案手法と既存手法の CBO を比較し、既存手法の CBO が提案手法を上回る結果となった。実験③では、提案手法の効率性がドメインの属性に依存しないことが確認され、次元数や回答形式などの要素が最適化の結果に影響を与える可能性が示唆された。

本研究の意義は、クラスタリング情報を活用した転移学習に基づく新たなベイズ最適化手法を提案し、特に初回探索において既存手法を超える有効性を示した点にある。

(指導教員 伊藤 寛祥)