

ニューラルランク学習に対する活性化関数の比較

鄭 爽

近年、我々は生活の至る所で情報検索技術を利用している。検索エンジンをはじめとした多くのサービスの利用によって、毎日膨大な量の検索リクエストが送信されている。情報検索分野には、利用者に必要な情報を正確かつ効率的に提供するための解決すべき課題が多く存在する。その中でも重要視されている問題の一つにランキング問題がある。ランキング問題は特に文書検索や推薦システムなどの多くの分野で著しく注目を集めている。最新の手法ではランキング問題を解決するために機械学習の技術が用いられている。この手法はランキング学習と呼ばれる新しい研究分野として人気分野となっている。

過去数十年間、伝統的な発見的手法、確率的手法から現代の機械学習手法まで、多くのランキングモデルが提案されてきた。近年ディープラーニングの画期的な成功により、ニューラルネットワークは情報検索の分野で広く適用され、ニューラルネットワークによるランキングモデルの精度を高めるニューラルランク学習と呼ばれる研究分野も確立された。ニューラルネットワークの主な利点は、クエリとドキュメントを **end-to-end** に操作できる点である。また、クエリとドキュメントの潜在的な表現をその場で学習することも利点に挙げられる。

精度の高いランキング学習モデルを構築するためには、ランキングモデルの構造を最適な状態に設計することが重要である。学習モデルを構築する際に必要不可欠である活性化関数の選択方法について、画像分類モデルや自然言語処理モデルに対する比較実験が先行研究で行われているが、ニューラルランクモデルについては十分に調査されていない。したがって、本研究では、活性化関数の機能、特にニューラルランキングモデルのパフォーマンスへの影響についての比較研究を行う。データセットは **MQ2007** という広く使用されているものを使用し、ランキングモデルは典型的な **pairwise** 手法を用いる **RankNet** を採用する。比較を行う活性化関数は **ReLU** などの有名なものを使用する。具体的な実験手法は、5種類の活性化関数を **RankNet** モデルの入力層と隠れ層、出力層のそれぞれに組み合わせて適用させ、**NDCG** スコアの平均値を求めて比較を行うというものである。

比較実験の結果、入力層/隠れ層/出力層の順番に **ReLU6/Sigmoid/Sigmoid** の組み合わせで適用したモデルが最も高いパフォーマンスを発揮することが判明した。同時に、出力層の活性化関数を **Sigmoid** 関数に設定すると、**RankNet** モデルの精度が安定することも判明した。

今後の課題として、適用対象とする活性化関数の選択肢を広げ、本実験で使用したものよりも複雑な構造を持つ **RankNet** モデルに対しても高い精度を発揮できるような活性化関数の選択方法を調査する必要がある。

(指導教員 于海涛)