

A. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

I. LEARNING TO RANK

Learning to Rank (LTR) là một nhánh của học máy tập trung vào việc học hàm xếp hạng từ dữ liệu có gắn nhãn mức độ liên quan. Thay vì chỉ phân loại (classification) hay hồi quy (regression), mục tiêu của LTR là xếp hạng danh sách đối tượng (document, sản phẩm, phim, bài báo, ...) theo mức độ phù hợp với truy vấn. (Liu, T. (2011). Learning to rank for information retrieval. In *Springer eBook*).

Các ứng dụng điển hình:

- + Công cụ tìm kiếm : google search , bing,...
- + Hệ thống gợi ý : Amazon , Netflix ,..
- + Truy xuất thông tin : Google Scholar

II. Các phương pháp chính trong Learning to Rank

Có ba nhóm phương pháp phổ biến: Pointwise, Pairwise, và Listwise.

II.1. Pointwise

Phương pháp Pointwise xem bài toán xếp hạng như một dạng của hồi quy hoặc phân loại truyền thống. Trong cách tiếp cận này, mỗi cặp (query, document) được biểu diễn dưới dạng vector đặc trưng, kèm theo một nhãn liên quan thường được định nghĩa trên một thang điểm (ví dụ: 0–3 hoặc 0–5). Mục tiêu của mô hình là học cách dự đoán trực tiếp điểm số liên quan này. Sau khi huấn luyện, mô hình sẽ dự đoán giá trị cho từng document và hệ thống sẽ xếp hạng các document theo giá trị dự đoán. Ưu điểm lớn nhất của Pointwise là đơn giản, dễ triển khai và tận dụng được các thuật toán quen thuộc như Linear Regression, Logistic Regression, Neural Networks. Tuy nhiên, nhược điểm dễ thấy là phương pháp này không trực tiếp tối ưu các tiêu chí đánh giá quan trọng trong xếp hạng như NDCG hay MAP. Do đó, kết quả có thể không phản ánh đúng chất lượng xếp hạng mong muốn trong ứng dụng thực tế.

II.2. Pairwise

Khác với Pointwise, phương pháp Pairwise tập trung vào việc so sánh tương đối giữa các documents thay vì gán nhãn tuyệt đối. Ý tưởng cốt lõi là: với mỗi query, các documents được so sánh theo cặp, và mô hình được huấn luyện để xác định document nào trong cặp nên được ưu tiên xếp hạng cao hơn. Quá trình này thường được mô hình hóa thành một bài toán phân loại nhị phân, với nhãn 1 nếu document A quan trọng hơn document B, và 0 trong trường hợp ngược lại. Một số thuật toán nổi tiếng áp dụng cách tiếp cận này là RankSVM và RankNet. Ưu điểm của Pairwise là mô hình hóa trực tiếp quan hệ thứ tự giữa các documents, vốn quan trọng trong xếp hạng. Tuy nhiên, nhược điểm là dữ liệu huấn luyện tăng theo bậc hai ($O(n^2)$) số documents, dẫn đến chi phí tính toán cao. Ngoài ra, Pairwise không trực tiếp tối ưu toàn bộ danh sách kết quả, mà chỉ tối ưu các so sánh cục bộ.

II.3. Listwise

Phương pháp Listwise có thể xem như là hiện đại và mạnh mẽ nhất trong ba cách tiếp cận. Thay vì xem xét từng document riêng lẻ hoặc từng cặp document, Listwise học trực tiếp từ toàn bộ danh sách kết quả của một query. Hàm mất mát (loss function) trong các mô hình này được thiết kế dựa trên các tiêu chí đánh giá xếp hạng phổ biến như NDCG, MAP hoặc MRR, nhờ đó mô hình tối ưu trực tiếp chất lượng xếp hạng thay vì phải dùng các chỉ số phụ trợ. Các mô hình Listwise tiêu biểu có thể kể đến LambdaMART, XGBoost Ranker, ... Ưu điểm của Listwise là mức độ hiệu quả triển khai cao vì nó bám sát tiêu chí đánh giá thực tế. Tuy nhiên, cái giá phải trả là độ phức tạp cao trong tính toán, đòi hỏi nhiều tài nguyên huấn luyện và kỹ thuật tối ưu hóa tiên tiến. Chính vì vậy, Listwise thường được áp dụng trong các hệ thống lớn như công cụ tìm kiếm và hệ thống gợi ý, những ứng dụng mà tại đó mức độ thực tế và độ chính xác của mô hình ranking đóng vai trò quan trọng không chỉ trong phát triển mô hình mà còn là ảnh hưởng đến trải nghiệm của các bên tham gia.

III. KẾT LUẬN

Learning to Rank là nền tảng cốt lõi trong Information Retrieval và Recommendation. Ba hướng tiếp cận chính (Pointwise, Pairwise, Listwise) tạo nên hệ sinh thái đa dạng. Trong công nghiệp, các phương pháp dựa trên **LambdaMART** và **Deep Learning** đang là chuẩn mực. Xu hướng tương lai hướng tới **deep neural models**, **counterfactual learning**, và **fairness-aware ranking**.

B. THỰC HÀNH

- TẬP ĐÍNH KÈM NOTEBOOK THỰC HÀNH