Listwise Learning to Rank Approach Using ListNet

1th Alfendo S.P. Situmorang
Fakultas Informatika dan Teknik Elektro
Institut Teknologi Del
Balige, Indonesia
alfendosps@gmail.com

3th Frans Daniel Yehuda Sitohang Fakultas Informatika dan Teknik Elektro Institut Teknologi Del Balige, Indonesia franssitohang 12@gmail.com ^{2th} Reinheart Christian Simanungkalit Fakultas Informatika dan Teknik Elektro Institut Teknologi Del Medan, Indonesia <u>reinheartcs@gmail.com</u>

4th Dewi Purnama Napitupulu Fakultas Informatika dan Teknik Elektro Institut Teknologi Del Porsea, Indonesia fleurapurnama27@gmail.com

Abstract—Learning to Rank adalah penerapan pembelajaran mesin yang biasanya menerapkan supervised machine learning untuk melakukan pemeringkatan. Pada paper ini kelompok mengusulkan algoritma ListNet yang merupakan salah satu teknik dimana suatu peringkat akan diubah menjadi listwise classification. Algoritma ini akan mempertimbangkan pasangan query-document untuk melakukan pemeringkatan.

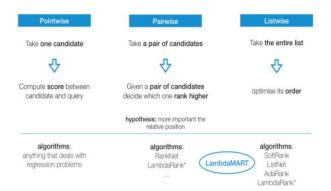
Keywords—Learning to Rank, ListNet, listwise.

I. PENDAHULUAN

Information Retrieval (IR) adalah proses mencari dan memperoleh informasi yang dibutuhkan oleh pengguna. IR membantu memuaskan para pengguna menemukan sumber informasi yang relevan dari kumpulan sumber informasi yang tersedia. Kebutuhan informasi pengguna ditentukan oleh query yang diberikan ke sistem yang telah memiliki kumpulan sumber informasi. Setiap sumber informasi yang memenuhi query memberikan tingkat relevansi yang bervariasi antar yang satu dengan yang lain sehingga dapat disimpulkan dalam pengambilan ranking sesuai tingkat relevansi yang diberikan.

Hasil *ranking* yang memiliki kualitas yang tinggi sangat berpengaruh untuk *web search*, sehingga kebutuhan informasi pengguna yang diharapkan akan ditampilkan di bagian atas mesin pencarian [1]. Salah satu bagian terpenting dari sistem IR adalah model yang dapat memberi peringkat pada dokumen, *Learning to Rank* (LTR) adalah salah satu bidang yang menyediakan teknik dan algoritma untuk pemeringkatan. [2].

Learning to Rank (LTR) merupakan salah satu metode yang dapat diterapkan secara efektif untuk menyelesaikan tugas pembuatan model pemeringkatan dalam Information Retrieval. Learning to Rank membantu memecahkan masalah IR seperti document retrieval, collaborative filtering, sentiment analysis, computational advertising, dll. Metode Learning to Rank bertujuan untuk mempelajari model yang diberikan query dan sekumpulan dokumen kandidat untuk menemukan peringkat dokumen yang sesuai sesuai dengan relevansinya. Learning to Rank adalah metode dengan pendekatan supervised learning yang menggunakan pasangan query dan dokumen yang dilengkapi dengan skor relevansi sebagai labelnya. Learning to Rank akan membuat model pemeringkatan secara otomatis dari kumpulan data yang digunakan [3]. Ranking model biasanya digunakan untuk menetapkan skor peringkat ke sekumpulan dokumen baru dengan relevansi yang tidak diketahui. Performa teknik Learning to Rank bergantung pada jumlah data pelatihan yang tersedia. Ada banyak algoritma yang tersedia untuk menyelesaikan masalah Learning to Rank. Pada kesempatan ini, kelompok menggunakan algoritma ListNet yang memiliki ide dasar yang menggabungkan pemodelan Neural Network dan algoritma Gradient Descent untuk menjalankan listwise loss function. Kinerja metode tersebut terbukti mampu melebihi metode pairwise seperti Ranking SVM, RankBoost, dan RankNet [4]. Tahapan Learning to Rank dibagi menjadi dua bagian, yakni learning system dan ranking system [6]. Pada tahap learning system akan dilakukan pelatihan terhadap data train menggunakan suatu metode ranking, dengan tujuan untuk memperoleh suatu model pemeringkatan yang paling optimal [6]. Ukuran optimal untuk sebuah model adalah ketika memperoleh akurasi pemeringkatan yang tinggi [6]. Terdapat tiga pendekatan yang dilakukan dalam menyelesaikan permasalahan pemeringkatan [6]. Ketiga pendekatan tersebut adalah *pointwise approach*, *pairwise approach* dan *listwise approach*. Perbedaan dari ketiga pendekatan dapat dilihat pada gambar di bawah ini [5].



Gambar 2. Perbedaan ketiga Pendekatan Learn to rank Sumber: Learning to (Retrieve and) Rank — Intuitive Overview, 2017

II. METODOLOGI

A. Pendekatan Listwise

Pada bagian ini akan dibahas terkait pendekatan *listwise* pada *Learn to Rank*, dimana pendekatan ini peringkat diubah menjadi *listwise classification*. Pendekatan ini mengenerasi beberapa daftar dokumen induk berdasarkan satu *query*. Masing-masing daftar *ranking* akan melakukan penghitungan skor, lalu melakukan perbandingan skor.

Pendekatan ini memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan pendekatan lain terutama pada perhitungan data latih. Namun pendekatan ini cukup kompleks.

B. ListNet

Listnet adalah metode pembelajaran yang berfokus pada optimasi *listwise loss function*. Metode ini menerapkan model *Neural Network* dan algoritma *Gradient Descent*. Dengan menekankan probabilitas tertinggi k, didapatkan

$$\Delta \omega = \frac{\partial L(y^{(i)}, z^{(i)}(f_{\omega}))}{\partial \omega} = -\sum_{j=1}^{n^{(i)}} P_{y^{(i)}}(x_j^{(i)}) \frac{\partial f_{\omega}(x_j^{(i)})}{\partial \omega} + \frac{1}{\sum_{j=1}^{n^{(i)}} \exp(f_{\omega}(x_j^{(i)}))} \sum_{j=1}^{n^{(i)}} \exp(f_{\omega}(x_j^{(i)})) \frac{\partial f_{\omega}(x_j^{(i)})}{\partial \omega}$$

untuk nilai k = 1.

C. Dataset

Pengujian terhadap metode ListNet dilaksanakan dengan dataset LETOR 4.0 yang didapatkan dari Microsoft IR Research Group [7]. Dataset telah dibagi ke dalam 5 fold untuk mempermudah analisis.

III. HASIL

Dari pengujian metode yang diusulkan, didapatkan hasil sebagai berikut.

```
INFO:root:Loading dataset
INFO:root:Loading dataset
INFO:root:Loaded 471 sets for training
INFO:root:Loaded 471 sets for dev
INFO:root:Loaded 156 sets for test
INFO:root:Loaded 156 sets for test
INFO:root:[ 0] T/loss-0.142821 T/acc-0.451238 D/loss-0.148315 D/acc-0.487140 lr-0.006708
INFO:root:[ 0] T/loss-0.137200 T/acc-0.468169 D/loss-0.147032 D/acc-0.450677 lr-0.006096
INFO:root:[ 1] T/loss-0.135625 T/acc-0.475992 D/loss-0.147032 D/acc-0.506077 lr-0.006096
INFO:root:[ 3] T/loss-0.135637 T/acc-0.475950 D/loss-0.147037 D/acc-0.515559 lr-0.006090
INFO:root:[ 5] T/loss-0.135373 T/acc-0.482647 D/loss-0.148527 D/acc-0.515559 lr-0.006090
INFO:root:[ 5] T/loss-0.133431 T/acc-0.482647 D/loss-0.148527 D/acc-0.516742 lr-0.006093
INFO:root:[ 6] T/loss-0.133131 T/acc-0.482648 D/loss-0.149555 D/acc-0.516742 lr-0.006093
INFO:root:[ 7] T/loss-0.132764 T/acc-0.483689 D/loss-0.147581 D/acc-0.59359 lr-0.006097
INFO:root:[ 8] T/loss-0.132131 T/acc-0.482648 D/loss-0.147581 D/acc-0.58993 lr-0.006097
INFO:root:[ 9] T/loss-0.132104 T/acc-0.491610 D/loss-0.149556 D/acc-0.512094 lr-0.006090
INFO:root:[ 1] T/loss-0.13141 T/acc-0.491610 D/loss-0.145987 D/acc-0.512674 lr-0.006090
INFO:root:[ 1] T/loss-0.131041 T/acc-0.491610 D/loss-0.145987 D/acc-0.512674 lr-0.006090
INFO:root:[ 1] T/loss-0.130412 T/acc-0.491610 D/loss-0.145987 D/acc-0.515641 lr-0.006090
INFO:root:[ 1] T/loss-0.130412 T/acc-0.491610 D/loss-0.145987 D/acc-0.515641 lr-0.006062
INFO:root:[ 1] T/loss-0.130412 T/acc-0.49180 D/loss-0.145930 D/acc-0.509254 lr-0.006063
INFO:root:[ 1] T/loss-0.120894 T/acc-0.49180 D/loss-0.145930 D/acc-0.512674 lr-0.006063
INFO:root:[ 1] T/loss-0.120896 T/acc-0.494533 D/loss-0.145930 D/acc-0.512054 lr-0.006063
INFO:root:[ 1] T/loss-0.125980 T/acc-0.494533 D/loss-0.145930 D/acc-0.512054 lr-0.006063
INFO:root:[ 1] T/loss-0.125980 D/acc-0.509259 D/loss-0.145930 D/acc-0.512064 lr-0.006063
INFO:root:[ 1] T/loss-0.125096 T/acc-0.495090 D/loss-0.159430 D/acc-0.510868 lr-0.006063
INFO:root:[ 2] T/loss-0.125097 D/acc-0.550790 D/loss-0.159430 D/acc-0.50630
```

Gambar 3. Perhitungan minimum average loss dari dataset LITOR 4.0.

Metode ListNet memeringkatkan setiap dokumen dengan mengiterasi perhitungan *minimum loss*. Setelah semua dokumen selesai diiterasi, dihasilkan perhitungan *minimm average loss* untuk menunjukkan rerata *loss* yang dihasilkan dari fungsi *listwise loss* yang telah dieksekusi.

Penerapan ListNet memiliki *test accuracy* awal sebesar 0.451238, *test loss* awal sebesar 0.142821, *dev accuracy* awal sebesar 0.487140, dan *dev loss* awal sebesar 0.148315.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Metode ListNet memiliki skor kinerja yang baik dalam mengolah dan memeringkatkan dokumen *dataset* LITOR 4.0. Namun, kinerja yang baik tersebut memiliki kekurangan, yaitu durasi proses implementasi yang lebih lama.

REFERENCE

- [1] S. D. N. SILVA, E. S. DE MOURA, P. P. CALADO and A. S. DA SILVA, "Effective Lightweight Learning-to-Rank Method Using Unified Term Impacts," no. 8, pp. 70420 - 70437, 2020.
- [2] M. Modry, Learning to Rank Algorithms, 2014.
- [3] M. Pereira, E. Etemad and F. Paulovich, "Iterative Learning to Rank from Explicit Relevance Feedback," p. 698–705, 2020.
- [4] Cao, Zhe, et al. "Learning to rank: from pairwise approach to listwise approach." *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning.* 2007.

- [5] M. Trevisiol, "job and talent Engineering," 04 April 2017. [Online]. Available: https://jobandtalent.engineering/learning-to-retrieveand-rank-intuitive-overview-part-iii-1292f4259315. [Accessed 30 April 2021].
- [6] A. A. Abdillah, H. Murfi and Y. Satria, "Uji Kinerja Learning to Rank Dengan Metode Support Vector," IndoMS Journal on Industrial and Applied Mathematics, vol. 2, no. 1, p. 16, 2015.
- [7] Tao Qin and Tie-Yan Liu. *Introducing LETOR 4.0 Datasets*, arXiv preprint arXiv:1306.2597.