

企業内情報検索の高度化手法の提案と評価

安藤 剛 寿^{†1} 志賀 聡 子^{†1}
岩倉 友 哉^{†1} 岡本 青 史^{†1}

本論文では、イントラネット検索の機能改善へのアプローチと、評価結果について報告する。まず、機能改善に向けて、社内のイントラネット検索に関する調査を行い、1) 検索結果のランキング精度改善、2) 検索結果に多数含まれる類似文書検出、3) 表や画像を多く含む文書に対する検索結果提示の改善、の必要性がわかった。そこで、これらの課題の解決のために、機械学習手法に基づくランキング、類似文書まとめあげ、検索結果提示改善のための文書サムネイル生成、という3つの機能を実現した。最後に、開発した機能の評価結果、および、社内でのサービス公開を通して得られた利用者からの意見について報告する。

An Upgrade Method of Enterprise Search and its Evaluation based on a Real Practice

TAKAHISA ANDO,^{†1} SATOKO SHIGA,^{†1} TOMOYA IWAKURA^{†1}
and SEISHI OKAMOTO^{†1}

This paper reports our approach for improving the intranet search of our company, and its evaluation results. To improve our intranet search, we first explore issues of our intranet search from users' opinions. Some of the issues are the followings: 1) the ranking quality of retrieved results is low, 2) retrieved document lists are covered up by similar documents, and 3) character-based retrieved documents representation is not suitable for searching enterprise documents including several figures and charts. Then we develop the following three engines for solving the above three problems; a machine learning based ranking engine, a clustering algorithm for collecting up similar documents, and a thumbnail generation engine for enriching search results. Finally, we report the evaluation results of the three engines, and the opinions of users using our search service based on the developed engines.

1. はじめに

近年の Web 上での情報増加にとどまらず、企業内においても、eメールや各種マニュアル、プレゼンテーション資料など、さまざまなタイプかつ莫大な量の電子的なドキュメントが作成・蓄積され増加している。このような蓄積されたドキュメントの中から、必要な文書を効率よく探し出すことは、企業活動の効率化において、大きな課題となってきている。この課題を解決する手段の一つとして期待されているのが企業内情報検索エンジンである。

近年、検索技術は、Yahoo!^{*1}、Google^{*2}、Bing^{*3}に代表されるように、Webを対象とした検索において、技術開発が幅広く行なわれている。Web検索では、Webリンク解析^{1),2)}や、ユーザから入力される検索クエリなどのログ解析結果利用技術³⁾の進歩により、高い精度での検索を実現できるようになってきた。しかし、Web上の文書の検索において重要な役割を担っているリンク関係の情報が、企業内の文書では十分に利用できないなどの違いがあるため、Web検索で培われてきた技術を適用するだけでは解決できない問題が数多くあると考えられる。

本論文では、我々のイントラネットの検索高度化に向けてのアプローチと、実践結果について報告する。まず、2節で、我々のイントラネット検索機能の改善にむけて行なった課題調査結果について述べる。調査結果から、1) 検索結果のランキング精度が不十分、2) 検索結果に類似文書が多数含まれる、3) html やテキストだけでなく、表計算情報やプレゼン資料など、文字列に加えて表や画像を多く含む文書の割合が多いため、従来の文字列ベースの検索結果の提示だけでは概要把握には不十分、という課題が判明した。

続いて、これらの課題に対して、機械学習手法に基づくランキング、類似文書まとめあげ、文書サムネイル生成という3つの機能を開発したので、それらについて3節にて報告する。4節にて、検索結果のランキング、類似文書まとめあげ、サムネイル生成のそれぞれの評価結果および、社内でのサービス公開を通して得られた利用者からの意見について報告し、5節にて本論文をまとめる。

^{†1} 株式会社富士通研究所
Fujitsu Laboratories Ltd.
^{*1} <http://www.yahoo.com/>
^{*2} <http://www.google.com/>
^{*3} <http://www.bing.com/>

2. 企業内情報検索の現状調査

ホワイトワーカーの業務の約 30%が検索に費やされている⁴⁾との調査結果に代表されるように、業務において検索は重要な位置を占めている。そこで、我々の企業内の検索の現状を把握するために、イントラネット検索を対象に調査を行なった。

まず、利用頻度を調査するために、イントラネット検索エンジンの検索ログを分析した。その結果、1日平均1万回以上の検索が行なわれていることが判明した。これは1日の業務時間を8時間とすると、約3秒に1回の割合で社内検索エンジンが利用されている計算になる。この回数以外にインターネット上の検索エンジンも利用されていることを考慮すると、膨大な数の検索動作が行なわれていることになる。

さらに、アンケートやヒアリングにおける調査から、多くの従業員が高頻度で検索を行なっていることがわかり、情報検索が現在の企業内の業務において、重要な要素となっていることを再認識した。

また、アンケートやヒアリングによると、社員は必要な情報を取得するために、非常に時間をかけていることがわかった。特に、社内情報の検索コストは非常に高いという意見が数多く見られた。その原因として次の3つに対して意見が多く見られた。1) 検索エンジンを用いても必要な情報が上位にランキングされない。2) 検索結果の上位のほとんどが類似文書で埋め尽くされて目的の文書の発見の妨げとなる。3) HTML やテキスト以外の文書は、タイトルや、クエリがヒットした文書の検索結果概要 (snippet) を読んで内容が良くわからない場合が多く、ダウンロードして内容を確認しなければならず探しにくい。

そこで、我々は、企業内の検索に対する上記の3つの課題の解決を目的に、エンジン試作と評価を行なう。

3. 企業内イントラネット検索エンジンの試作

本節では、前節の課題に対して開発した、機械学習手法に基づくランキング、類似文書まとめ、文書サムネイルの生成という3つのエンジンについて報告する。

3.1 機械学習に基づくイントラネット検索ランキング

検索結果のランキングの改善の一手法として、HTML であれば「タイトル」「本文」「リンク元から対象のページのリンクに使われているアンカー文字列」のような複数のフィールドを定義し、クエリがヒットした際のスコア計算に使うために、それぞれのフィールドの重みを調整するという方法が用いられている⁵⁾。

しかし、文献⁵⁾にもあるように、重み付きフィールドを定義して、単純に、従来手法を適用するだけでは、ランキングの悪化につながる事例も報告されており、そのような場合は、ランキングモデルの修正が必要となる。

また、フィールドへの適切な重みをいかにして推定するかという問題もある。フィールドへの重みの指定は、人手で実験的に指定することも考えられる。しかし、企業内検索においては、各企業で異なる文書特徴があり、それらを捉えるためにその都度人手による重みを指定する必要が生じ、その結果、チューニングの負荷が問題となる。また、ランキング改善のために、詳細なフィールドを定義したり、さらに、Page Rank¹⁾、HITS²⁾などで得られる文書重要度といった静的な手掛りをランキングに導入する場合は、重み推定の問題は、より複雑になると予想される。

そこで、検索エンジンのランキング精度向上において、教師あり学習手法に基づくリランキング手法を採用した。本論文では、検索結果上位 N 件を受けとって、その結果を再度ランキングするリランキング手法を用いる。教師あり学習手法に基づくランキング学習の利点の一つは、教師データを用意することで、ランキングのためのパラメータチューニングの調整が可能となる点である。これにより、人手調整を考えた場合と比較し、複雑なフィールド定義や、PageRank のような静的な素性の導入が容易になると予想される。

ランキング学習においては、linear regression に基づくような pointwise 法によるランキング、順序付きで与えられる2つの文書ペアを一単位として学習する Ranking SVM³⁾、Rank-Boost^{6),7)} などの pairwise 法、クエリに対する理想の検索結果を学習データとする listwise 法⁸⁾がある。この中で、本論文では、pairwise 法に基づく学習手法である RankBoost を用いた。

本論文で、pairwise 法による学習を用いた理由としては次の2つである。まず、listwise 法では検索結果のリストを想定しているのに対し、pairwise 法では、各検索結果に対し最低1つの正例を用意すれば検索結果の残りの文書を負例として学習データを生成可能であるという学習データ準備の容易さである。さらに、pairwise 法は、pointwise 法と比較し高い精度が得られる⁹⁾ という報告結果があるからである。

また、RankBoost を用いた理由としては、学習速度の面での優位性からである。今回の学習では、数十万サンプルを扱っており、大規模の学習データを扱う際には、学習時間が問題となる。そこで、今回、binary 素性の学習に関しては、RankBoost に対し、文献¹⁰⁾にある、Decision Stump に基づく分類用の Boosting に適用されている高速化手法をランキング学習に適用した。今回は、文献¹⁰⁾に用いられている高速化手法のうち、Boosting の各ラウンドで素性全体を学習対象とするのではなく、絞り込まれた部分集合を学習対象とするアプロー

チを用いる．詳しくは，文献¹⁰⁾を参照願いたい．*¹ また，ベースの検索エンジンが返すランキングなどから得られる数値素性については，文献⁷⁾にある同様の方法にて素性の重みの学習を行なう．

3.2 類似文書まとめあげ

社内でのアンケート結果から複数検索結果に類似文書が含まれることが問題であることが判明した．さらに，検索結果を分析したところ，イントラネット内のデータには，製品のバージョンアップによって情報が追加されたマニュアルや，定期的に発行される通達といった，内容が類似する文書が大量に存在することを確認した．これらの文書は，含まれる単語や URL の特徴などが非常に似ている場合が多いため，同じようなランキングスコアとなる可能性が高い．その結果，検索結果に同様の文書が数多く含まれ，ユーザが必要とする情報が埋もれて発見できなくなるという事態がおきる．

本論文では，このような類似文書が引き起こす問題に対し，検索結果の文書一覧から動的に類似文書集合を検出しまとめあげることによって解決を試みる．類似文書集合の生成は，2文書間の類似度計算結果に基づいて行なう．2つの文書間の類似度計算の手掛りには，先行研究¹¹⁾でも使われているように，2つの文書間の文書タイトル，URL といった文字列類似度を利用する．今回，2文書間の類似度計算のためには，教師あり機械学習手法により作成した類似判別用の分類器を用いる．教師あり機械学習手法としては，文献¹²⁾にある Average Parameter を推定する Perceptron を用いた．

3.3 サムネイル生成エンジン

企業内の業務では，製品のスペックや構成表，マニュアル，ハンドブックといった種々の情報が必要となる．これらの情報は，html やテキストよりも，しばしば PDF や表計算形式，プレゼンテーション形式などの文書フォーマットで作成され，また，表やグラフ，図などが数多く含まれていることが多い．すなわち，企業内検索では，文書中の表やグラフ，図など

を検索する機会が多いといえる．しかしながら，従来のタイトル，URL，snippet を主として構成される一般的な検索エンジンの検索結果の提示では，以下の2点について，これら企業内文書の検索に向いていないと考えられる．

- 前述したように，企業内文書は図表を多く含み，これらの情報がユーザにとって重要である．しかしながら，一般的なテキストベースの検索エンジンの検索結果からでは，これらの情報を確認することができない．
- また，ユーザが検索結果にランキングされたファイル系文書の内容を確認するためには，各文書をダウンロードして，専用の表示アプリケーションで開く必要がある．このような一連の流れの中では，アプリケーションの起動時間に加えて，特に画像を含むようなファイルはサイズが大きくなる傾向にあり，ダウンロードの時間も問題となる．そこで，これらの課題を解決するために，従来の検索結果に加えて，検索文書のサムネイルを付与するを行なう．まず，Web ページやファイル系文書の表示結果を画像化するエンジンを開発し，生成した画像を，検索結果の表示を行なうユーザインタフェースに組み込むことで検索結果をビジュアルに確認することを可能にした．さらに，サムネイルが作成された文書については，検索結果画面から，文書サムネイルをプレビュー可能なユーザインタフェース機能を提供することで，ファイルをダウンロードすることなく，内容を確認することが可能である．図 1 に，4種類のプレビュー機能のスナップショットを載せる．

- ノーマル型：ドキュメントを，1 ページずつのサムネイルでチェックできる．左右の矢印のクリックで，前ページ/次ページへ遷移する．自動ページ送りモードを用いると，クリックなしに全ページを流して閲覧可能である．
- ブック型：見開きで本を読むように，2 ページずつ閲覧できる．本の端をクリックすると，ページをめくることができる．
- タイル型：ドキュメントの複数ページをまとめて見たい時に用いる．各ページがタイルのように並んで，全体を俯瞰でき，だいたいの内容をつかむことができる．
- 蛇行型：タイルと同様，ドキュメントの全体を俯瞰したいときに用いる．上から下に蛇行して各ページが流れる．

3.4 システム構築

今回，本節で説明した3つの技術を，既存の検索エンジンの検索結果をラッピングする形でシステム構築を行なった．この検索エンジンラッパーは，既存の検索エンジンの検索結果を受け取り，上記3つの技術を用いて，リランキング，類似文書のまとめあげを行ない，検索結果にサムネイルを付与する．既存検索エンジンとのやり取りは，WebAPI で行なわれる

*1 今回の RankBoost は文献⁷⁾にある手法を用いている．文献⁷⁾の Appendix.A から，各 Boosting ラウンドで選択された素性に対し，Ranking におけるトレーニングエラーの上限値を減少させるよう，素性に対し重みを付与できることがわかる．よって，この証明から，各ラウンドで，常に最適な素性を選択する必要がなくてもエラー上限値が減少されることがわかる．その結果，文献¹⁰⁾にある，各ラウンドで，全ての素性からではなく，素性の部分集合から，学習するというアプローチでも RankBoost においてランキング学習が可能であると言える．また，本論文で，次の理由から文献¹⁰⁾の手法を採用した．文献⁷⁾では，自然言語処理の Parsing にて，素性のスパース性を考慮して，事例の重みの更新があった事例に出現する素性だけを対象に差分計算を行なうことでの高速化を提案している．しかし，今回のランキング学習では，単語情報などが主である自然言語と比較し，素性はさほどスパースではないため，近似手法ではあるものの文献¹⁰⁾の手法を採用することにした．



図1 プレビュー機能のスナップショット

ため、短期間、低コストでシステム構築が可能である。

4. 実験・評価

4.1 ランキング評価

まず、評価対象として、本イントラネット内からクロールしたデータ集合を用いた。検索エンジンとしては、TF-IDF ベースの検索エンジン (以降、TF-IDF エンジン) と、フリーソフトの Nutch を用いた。^{*1} TF-IDF エンジンと Nutch の大きな違いは、リンク解析を行なっていることである。クロールングの基点は同じであるが、クロールング方法が異なるため、検索対象は同一ではない。検索対象文書は、約 150 万文書である。

学習データとして、〈キーワード、そのキーワードで見つけたい URL〉で構成される 4,224 ペアを用いた。これらは、本イントラネット検索において、各サイト運営者が特定のキーワードにてそのサイトを検索結果の上位に表示するために設定したものである。

各ペアのキーワードをクエリとして、各検索エンジンによる検索結果を用いて、学習データを作成する。各エンジンが返す検索結果上位 200 件までに含まれていたのは、TF-IDF エ

表 1 ランキング精度:

	1 位	5 位以内	平均順位
TF-IDF エンジン	24%	51%	24.97
TF-IDF エンジン + リランキング	66%	89%	3.71
Nutch	39%	71%	9.27
Nutch + リランキング	69%	94%	2.29

ンジンは 933 件、Nutch は 1,121 件であった。全ての文書が見つからなかった理由としては、このペア集中には検索対象に含まれていないサイトが含まれていたり、対象 URL が 200 位以内にランクされなかったりしたためである。

学習時には、学習データ中のキーワードで得られる検索結果において、対応する URL を持つ文書が残りの検索結果に対し上位にランクするように RankBoost で学習する。ランキングのための素性は、クエリがタイトル、snippet、URL、アンカー文字列にヒットしているか、複数のキーワードから構成されるクエリであれば、二つのキーワードがヒットした場合の距離といった、クエリによって決まる動的な素性と、ファイル名称、pdf、doc、html といったファイル種別、各ページがリンクされている回数など、静的に決まる素性を用いた。

表 1 にランキング評価結果を載せる。今回の実験では、検索結果のリランキング後の結果において、クエリに対応する文書が 1 位にランクされる割合、5 位以内にランクされる割合、対象の文書の平均順位の 3 点で評価した。評価は、5 分割の交差検定で行なった。^{*2} 表 1 から、2 種類の異なるエンジンにおいて、ランキングが改善していることがわかる。Web 検索においては、文献^{3),13)} などで、機械学習の適用による精度改善が報告されているが、イントラネット検索でも適用可能であることがわかる。

4.2 類似文書まとめあげ評価

類似文書まとめあげの評価結果について報告する。まず、類似文書判別のために必要な距離関数の学習のために、学習データを作成した。学習データは、あるクエリについての検索結果上位 80 件のうち、類似する文書を、主観で、クラスタにまとめたものである。これを 30 クエリ分用意した。

二つの文書の類似度は、タイトル、snippet などの文字列類似度を計算し、ベクトルで表現したものである。

*1 <http://nutch.apache.org/>.

*2 今回の評価データでは、一つのクエリに対して、2 件以上の URL が存在するのは 2.6%であったので、このような評価とした。

実際の評価では、各クエリでの検索結果の上位 5 件を対象として行った。1 件とは類似文書 1 クラスタに相当する。Precision については、クラスタリング済みの検索結果のうち、上位 5 クラスタの中身を人手でチェックし、誤った文書が含まれていないかを評価した。Recall については、検索結果の上位 200 件をチェックし、上位 5 クラスタの中に入るべき文書に漏れがないかを評価した。Precision, Recall とも、5 クエリ分の評価を実施した。今回の類似文書まとめあげの評価は、評価者の主観による。この評価者は、学習データ作成者とは異なる人物である。

評価結果は、Precision 89.22%、Recall 95.42% であった。2 名の異なる主観に基づく評価でありながら、かなり高い精度が得られていることがわかる。今回の評価は、主観的かつ小規模な評価であるため、今後は、より正確な評価のために明確な類似文書基準を用いることが必要であると考えられる。

4.3 サムネイルの評価

検索結果に対するサムネイル付加の効果を測定するために、ある質問に対しての回答を探すタスクを用意し、サムネイルの有り・無しでの違いで、答を見つけるために必要な時間に違いがあるかで評価した。この評価実験では、富士通の公開サイト^{*1}上の文書に対しサムネイルを作成して実施した。

評価には、以下の 3 つの質問を用いた。

- Q1. A 社に対し 2000 年に E-Mail できた質問数は？
- Q2. 製品 B のスパムメールを食い止める新機能は？
- Q3. 光沢紙をオーダーする取引先の会社は？

これら質問の答えは、Q1 はワードプロセッサ系ファイル、Q2 はプレゼンテーションファイル、Q3 は図表系ファイル、から見つかる。

被験者は、上記 3 つの質問に対する答えを検索結果から見つけ出す。この時、UI1 と UI2 という 2 種類の検索結果表示 UI を用いる。

UI1 は「本報告書で提案したサムネイル付きの検索結果(サムネイル有り)」、UI2 は「タイトル、snippet、URL で構成される通常よく見られる文字列ベースの検索結果(サムネイル無し)」である。

この評価方法では、同じ問題を 2 回解くため、検索クエリに対し、同一の結果を返すと、2 回目では、短時間で答えが見つけれられてしまう。そこで、検索結果に提示される文書の順

*1 <http://jp.fujitsu.com/>

実験 1

質問 / ユーザ	グループ 1 (UI1)				グループ 2 (UI2)			
	A	B	C	AV.	C	D	E	Av.
Q1	147	284	28	153	162	180	249	197
Q2	43	66	53	54	104	45	41	63.3
Q3	26	26	61	37.66	240	15	50	101.66

実験 2

	グループ 1 (UI2)				グループ 2 (UI1)			
	A	B	C	AV.	C	D	E	Av.
Q1	60	23	14	32.33	26	90	50	55.33
Q2	25	30	9	21.33	18	80	20	39.33
Q3	40	10	51	33.66	14	10	13	12.331

表 2 サムネイル効果測定実験結果：Av. は 3 つのクエリの平均時間。

番はランダムで提示するようにした。被験者には、ランダムに「検索結果」が与えられるため、答えを探すためにキーワードを用いて検索を行なうというより、検索結果の一覧から目的の答えをいかに見つけるかと言うタスクの意味合いが強くなる。

6 人の被験者を 2 グループに分け、グループ 1 は、先に UI1 を使用して実験を行ない、その後 UI2 を用いて同様の実験を行なった。グループ 2 は先に UI2 を使用して実験を行ない、その後 UI1 を使用して実験を行なった。

表 2 に実験結果を示す。表の各値は、答えを見つけるまでにかかった時間(秒)を表す。最初の実験では、3 つの質問のいずれにおいても、UI1 を利用した被験者の方が UI2 を利用した被験者よりも早く答えを見つけることが出来た。とくに Q3 については、各ユーザの平均値で 2.7 倍ほど早くなっている。この実験結果から、本報告書で提案したユーザインタフェースは、3 種類のファイルタイプのどの場合においても有効であると言える。2 回目の実験では、全てのユーザが答えを知っているため、答えを見つけるまでにかかった平均時間は、1 回目の実験に比べて早くなっている。グループ 1 とグループ 2 との比較では、グループ 1 の方がより早く答えを見つけているが、実験 1 と実験 2 との比較では、グループ 2 の方がわずかながら見つけるまでの時間を短縮できていることがわかる。

4.4 利用者アンケートによる評価

最後に、本システムを我々のイントラネット内で 1 年間運用した結果得られた利用者からの意見について報告する。本システムを利用したユーザに対するアンケートを実施したところ、我々の評価結果を裏付けるような、「検索精度がよくなり必要な情報がすぐ見つかった」、「サムネイルにより目的情報を視認しやすい」、「類似する文書がまとめられて探しやすい」

くなった」といった意見が数多く得られた。また、ユーザだけでなく、検索サイト管理者からは、「ランキングを検索エンジン運営者で調整できる点が良い」、「導入の面からラッパー型の構成は良い」という意見も得られた。

一方、今回のアンケートから、「ランキング以前に、欲しい情報が検索対象になっていない」、「幅広く情報を集めて欲しい」、「セキュリティの都合上必要な情報にたどり着けない」、「古い情報はいらぬ」といった、今回ターゲットとした課題以外での検索エンジンへの新たな課題が明らかとなった。

5. ま と め

本論文では、我々のイントラネット検索の機能改善へのアプローチと、評価結果について報告した。本論文では、企業内のイントラネット検索の課題の調査結果に基づき、1) 機械学習手法に基づくランキング、2) 類似文書まとめげ、3) 文書サムネイルの提示という3つの機能を開発した。これらの3つの技術の評価結果および、開発した機能を全社公開による実運用を通しての評価から、本開発技術により、企業内イントラネット検索における有効性を確認した。

参 考 文 献

- 1) Page, L., Brin, S., Motwani, R. and Winograd, T.: The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web., Technical report, Stanford InfoLab (1999).
- 2) Kleinberg, J.M.: Authoritative sources in a hyperlinked environment, *J. ACM*, Vol.46, No.5, pp.604–632 (1999).
- 3) Joachims, T.: Optimizing Search Engines Using Clickthrough Data, *ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, pp.133–142 (2002).
- 4) Feldman, S. and Sherman, C.: The high cost of not finding information (2001).
- 5) Robertson, S., Zaragoza, H. and Taylor, M.: Simple BM25 extension to multiple weighted fields, *CIKM '04: Proceedings of the thirteenth ACM international conference on Information and knowledge management*, New York, NY, USA, ACM, pp.42–49 (2004).
- 6) Freund, Y., Iyer, R.D., Schapire, R.E. and Singer, Y.: An Efficient Boosting Algorithm for Combining Preferences, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.4, pp.933–969 (2003).
- 7) Collins, M. and Koo, T.: Discriminative Reranking for Natural Language Parsing, *Comput. Linguist.*, Vol.31, No.1, pp.25–70 (2005).
- 8) Xia, F., Liu, T.-Y., Wang, J., Zhang, W. and Li, H.: Listwise approach to learning to rank: theory and algorithm, *ICML*, pp.1192–1199 (2008).
- 9) Zhang, M., Kuang, D., Hua, G., Liu, Y. and Ma, S.: Is learning to rank effective for Web

search?, *SIGIR'09 workshop: Learning to Rank for Information Retrieval (LR4IR 2009)* (2009).

- 10) Iwakura, T. and Okamoto, S.: A Fast Boosting-based Learner for Feature-Rich Tagging and Chunking, *Proc. of CoNLL 2008*, pp.17–24 (2008).
- 11) Finley, T. and Joachims, T.: Supervised clustering with support vector machines, *Proc. of ICML'05*, pp.217–224 (2005).
- 12) Collins, M.: Discriminative Training Methods for Hidden Markov Models: Theory and Experiments with Perceptron Algorithms, *EMNLP'02*, pp.1–8 (2002).
- 13) Burges, C. J.C., Shaked, T., Renshaw, E., Lazier, A., Deeds, M., Hamilton, N. and Hullender, G.N.: Learning to rank using gradient descent, *ICML*, pp.89–96 (2005).