

## **Samenvatting Learning to rank for Information Retrieval from User Interactions**

Information Retrieval (IR) systems, zoals een web search engine als Google geven ons gemakkelijke toegang tot een steeds grotere bron van informatie. De gebruiker voelt in wat hij zoekt en krijgt een gerangschikte lijst terug met links, waarin bovenaan de meest veelbelovende staan. De IR systemen van tegenwoordig zijn zeer complex omdat ze proberen honderden resultaten zo goed mogelijk te rangschikken voor de gebruikers op elk moment.

Zo'n rangschikking maken is in sommige gevallen makkelijk maar hangt vaak af van bijvoorbeeld de context. Denk aan de achtergrond informatie van de gebruiker, de leeftijd, de locatie, of hun specifieke zoekdoelen. Web search engines zijn nog maar het puntje van de ijsberg, deze zijn door iedereen te gebruiken. Er zijn echter ook een hoop IR systemen, zoals voor bedrijven of gebruikers, die geen web search engine zijn en meer gespecialiseerd zijn. Het is onmogelijk om al deze context voor elk IR systeem te achterhalen. Er moet gezocht worden naar zelf lerende IR systemen.

Er kan geleerd worden door interactie met de gebruikers. Echter deze interacties zijn niet oneindig en bevatten vaak ruis. De interacties zijn ook sterk afhankelijk van de rangschikking, er zal altijd meer geklikt worden op een link die bovenaan staat dan eentje die onderaan staat.

In dit artikel worden er meerdere oplossingen hiervoor uitgelegd. Bijvoorbeeld, de interleaved comparison, het modelleren en compenseren voor click bias, online learning voor IR, balans tussen exploration en exploitation en methodes om ruis te verminderen.

Een van de moeilijkste dingen van het rangschikken van resultaten is het interpreteren van gebruikers feedback. Deze zijn niet direct betrouwbaar.

Er zijn meerdere aanpakken gemaakt voor het interpreteren van deze data door relativering. Een van die aanpak methodes heet interleaving. Deze methode vergelijkt de resultaten tussen paren.

De methode werkt door bij elke zoekopdracht twee originele resultaten lijsten te maken en deze te combineren op zo'n manier dat beide lijsten een even grote kans hebben om de hoogste resultaten in de top van de resultaten lijst te krijgen. Deze lijst wordt gepresenteerd aan de gebruiker en het aantal clicks wordt geobserveerd. Deze worden toegepast op de originele lijst om te kijken welke link waarschijnlijk de meeste voorkeur heeft door de gebruiker. Dit wordt vele malen herhaald en daardoor wordt de uiteindelijke lijst beter.

De nieuwe methode gebruikt ook nog kansberekeningen tijdens de interleaved comparison methode. Dit geeft meer betrouwbare en preciesere resultaten. Het belangrijkste voordeel aan deze methode is dat er aan importance sampling gedaan kan worden, wat belangrijk is bij het evalueren van historische data. De data kan dus hergebruikt worden. Waardoor er meer vergelijkingen gemaakt kunnen worden. Deze methode werkt een stuk beter dan voorgaande methodes.

Direct leren van gebruiker interacties is fundamenteel dan het voorgaande leren onder supervisie. Bij het leren van gebruiker interacties heeft het systeem geen controle over welke zoekopdrachten het krijgt, het krijgt alleen de resultaten van de rangschikking binnen. De lijsten die het programma genereert moeten ook nog eens van hoge kwaliteit zijn om gebruiker tevredenheid te garanderen. Eerdere onderzoeken resulteerden in oplossingen via relatieve vergelijkingen.

Om nu het online leren te beoordelen is er een uitbreiding gemaakt op het vorige leersysteem. Het nieuwe model kan beter inschattingen maken over de hoeveelheid ruis in gebruikers interacties. Hierdoor kan er beter online geleerd worden.

Om de online kwaliteit te verbeteren is er ook gekeken naar de balans tussen exploration en exploitation. Online leer systemen moeten lijsten zo maken dat de feedback van gebruikers ook daadwerkelijk nuttig is. Dit wordt bereikt door exploration, nieuwe rangschikkingen worden verkend. Echter de exploitation van het al geleerde moet ook gedaan worden zodat de kwaliteit van de lijst goed genoeg is voor de gebruiker. Door de balans hiertussen goed te krijgen zal het leren beter verlopen.

Er werd ook een nieuwe leermogelijkheid gemaakt die gebruik maakt van historische data door Probabilistic interleaved comparisons te gebruiken. Er zijn twee nieuwe manieren, de ene zorgt ervoor dat de vergelijkingen tussen ranglijsten betrouwbaarder is (RHC) en degene die ervoor

zorgt dat er met historische data meer exploratie wordt gedaan (CPS). De oplossingen samen zorgen ervoor dat het leren met ruis in de feedback beter gedaan kan worden. Vooral CPS zorgt voor een enorme verbetering.

Door al deze technieken te combineren worden voor gebruikers steeds betere resultaten weergegeven bij een bepaalde zoekopdracht door de zoekmachine van real-time gebruik en historische data te laten leren.