

Implicit Information Retrieval

*Verbetering van Implicit Information Retrieval door middel van Implicit
Relevance Feedback en User Modeling*

Bachelorscriptie Informatiekunde

Matthijs Smith

*MatthijsSmith@student.ru.nl
0334065*

12 januari 2009

Informatiekunde

Radboud Universiteit, Nijmegen

Begeleider: prof. dr. ir. Theo van der Weide

Inhoudsopgave

INTRODUCTIE	3
MOTIVATIE	5
SCRIPTIE OPZET	7
ONDERZOEKSVRAAG	7
KLIKDATA ALS IMPLICIETE RELEVANCE FEEDBACK	8
BINARY VOTING MODEL	11
USER MODELING	15
GEBRUIKERSWENSEN	18
DEEL 1	18
RELEVANTIE	19
OPSTELLEN QUERIES	19
ZOEKSTRATEGIEËN	20
DEEL 2	20
INTEGRATIE VOORSTEL	22
VOORBEELD	24
TOEKOMSTIG ONDERZOEK	27
LITERATUUR	28

Introductie

In het hedendaagse leven is het informatieaanbod overweldigend groot. Waar je ook bent overal heb je een enorm aanbod van producten. Of het nou in de supermarkt is, op tv of in de bibliotheek. Iedere keer sta je voor een grote zoekactie om te vinden wat je zoekt. Als we dit nu projecteren op het 'World Wide Web' dan zie je dezelfde overeenkomsten, maar in exponentiële mate. Het aantal 'producten', c.q. documenten, dat hier verkrijgbaar is, is ontelbaar. Men zal meer documenten niet, dan wel zien. Het probleem hierbij is niet het aanbod, maar het gaat juist om de vergaring van de documenten. Hoe krijg je de meest relevante documenten die je zoekt en hoe krijg je überhaupt wat je zoekt?

Zoekacties van gebruikers op het internet bestaan uit het invoeren van zoektermen en het bekijken van de relevant geachte resultaten. Het is zelfs zo dat de gebruikers niet verder kijken dan de eerste pagina met resultaten [1,2]. Vaak is men zich er niet van bewust dat er meer relevante informatie is die betrekking kan hebben op datgene wat ze zoeken. Maar je kunt het de gebruikers nauwelijks kwalijk nemen. Het is onmogelijk om alles af te gaan om te controleren of iets daadwerkelijk relevant is.

Om deze zoekacties te structureren en ondersteunen is het nuttig om extra informatie omtrent de gewenste resultaten te verkrijgen. Het is dus de bedoeling dat ze in een context geplaatst worden waarmee grenzen worden afgebakend voor de opgegeven zoekactie. Een voorbeeld is dat men zoekt op de term 'fiets'. Hoe 'weet' het zoekstelsel waar het precies om draait. Gaat het hier om een kinderfiets, mountainbike of wielrenfiets? Of is de gebruiker juist op zoek naar informatie over het repareren van fietsen of informatie over de Tour de France?

Het stelsel moet dus aan achtergrondinformatie zien te komen van de gebruiker bij de zoekactie. Eenmalige gebruikers zijn zeldzaam, hoogstwaarschijnlijk komen er meerdere zoekacties met verschillende contexten waarmee rekening gehouden moet worden. Daarnaast zijn de zoekacties van gebruikers een afgekapt vorm van de informatie die men nodig heeft. Zeker als de informatiebehoefte vaag is en de gebruiker van het zoekstelsel weinig tot geen verstand heeft van het domein waarbinnen gezocht wordt, wordt het lastig om relevante informatie te vinden. Het is nu dus de bedoeling dat het zoekstelsel een goede representatie krijgt van de informatiebehoefte van de gebruiker en zodoende beter in staat is de gebruiker te assisteren bij het vergaren van relevante informatie.

Via 'Relevance Feedback' (RF) is het mogelijk om informatie te vergaren over de wensen en eisen van de gebruiker omtrent de informatiebehoefte, waarmee de relevantie van documenten bepaalt kan worden. RF is gebaseerd op expliciete inbreng van de gebruiker en gaat uit van maar een en dezelfde informatiebehoefte bij de gebruiker. Als

we kijken naar de veranderlijke aard van de mens en het gemak waar we van houden dan is dit niet ideaal.

De impliciete vorm van RF kan dit wegnemen, maar dit zorgt er ook voor dat de prestaties achteruit gaan. Dit moet dan gecompenseerd worden met de hoeveelheid aan achtergrondinformatie die vergaard wordt.

De eerste vormen van impliciete RF waren technieken als leestijd van documenten, scrolling door een pagina en interactie [3]. Het probleem hierbij is dat ze context gevoelig zijn [4] en niet betrouwbaar [5,6] genoeg omdat ze per gebruiker verschillen. Het kan zo zijn dat een gebruiker die veel domeinkennis heeft en dus kort interacteert met het document, wat leidt tot de conclusie dat het niet relevant is, het toch als relevant bestempeld. Er moeten dus eenvoudigere systemen dan expliciete RF zijn en bovendien ook betere dan de eerste vormen van impliciete RF.

Naast het vergaren van de benodigde achtergrondinformatie om het systeem een representatie van de informatiebehoefte van de gebruiker te laten creëren is het noodzakelijk om een verband te leggen tussen alle gebruikers. Miljoenen gebruikers zoeken dagelijks naar informatie met allemaal hun eigen interesses en informatiebehoeften. De meeste systemen zien iedere zoekactie als een nieuw en opzichzelfstaand proces en beginnen zodoende op nul. Het is dus de kunst om algemene relaties te vinden tussen alle vormen van impliciete information retrieval (IR) en deze dan te benutten voor het afstemmen van de retrieval op de behoefte voor individuele gebruikers.

Deze nieuwe impliciete RF technieken en het modelleren van gebruikers zou bij moeten dragen aan meer relevante en meer afgestemde informatie resultaten voor de gebruiker. Dit zal komen doordat de systemen een betere representatie hebben van de informatiebehoefte van de gebruikers en hen dus beter kan assisteren bij het zoekproces van deze personen. Het klinkt allemaal mooi en aardig, maar wordt het zoekproces daar ook zoveel beter van? De vraag is dan ook of mensen daarop zitten te wachten.

Ik zal in mijn scriptie kijken naar twee modellen omtrent impliciete RF die richting de expliciete vorm moeten gaan qua prestaties, maar zonder alle ongemakken. Daarnaast kijk ik naar een user modeling (UM) model waarmee verbanden gelegd worden en afgestemde retrieval mogelijk moet worden. Tevens bestudeer ik het onderzoek over of de gebruiker hier wel behoefte aan heeft en gebruik wil maken van systeemondersteuning door middel van impliciete IR.

Motivatie

Normaal gesproken is RF altijd gebaseerd op expliciete input van de gebruiker. Dit is een omslachtige en tijdrovende klus die een cognitieve last op de persoon legt [7, 8]. Het is dus zaak om RF toe te kunnen passen zonder alle ongemakken die erbij komen. De impliciete variant van RF is een stap in de goede richting. Hierbij is het mogelijk om zonder (teveel) tussenkomst van de gebruiker informatie te vergaren die het IR proces moet ondersteunen en uiteindelijk verbeteren.

De eerste meetmethoden bij impliciete RF, zoals kijk-/leestijd van documenten, scrolling door documenten en interactie, waren onbetrouwbare meetinstrumenten voor het vergaren van impliciete RF [5]. Ook de prestaties van impliciete RF konden niet tippen aan die van expliciete RF. Dit kan wel gecompenseerd worden door de hoeveelheid achtergrondinformatie die verkregen wordt door de systemen. Hierdoor moet het mogelijk zijn om gewenste ondersteuning te bieden bij de relevantie oordelen over documenten, zonder dat de gebruiker zelf expliciet de RF moet uitvoeren.

De twee RF modellen die bestudeerd worden voor het verbeteren van impliciete IR zijn klikdata als RF en het 'Binary Voting Model' (BVM).

Op het eerste gezicht lijkt klikdata veel op de meetinstrumenten hierboven genoemd en lijkt het dat het ook niet betrouwbaar en nuttig is om toe te passen als impliciete RF. De veronderstelling is dat mensen documenten waarop ze klikken relevanter vinden dan documenten die ze overslaan. Anderzijds gaat het om een bron die overvloedig aanwezig is en relevante informatie kan bevatten [9].

Het verschil tussen het onderzoek van Jung et al [10] dat hier besproken wordt en voorgaande onderzoeken is dat niet alleen de klikdata van de resultatenpagina, maar ook de klikdata na deze pagina onderzocht wordt. Dus in plaats van de pagina met zoekresultaten te onderzoeken, wordt het hele zoekproces meegenomen.

Het BVM [11] probeert ook de gebreken van de simpelere meetinstrumenten te verbeteren en relevantere informatie aan te bieden. Het verschil met het voorgaande model is dat het BVM ook rekening houdt met de veranderlijke aard van de gebruiker. Dus naast het impliciet vergaren van RF wordt er ingespeeld op dynamische informatiebehoefte. Maar de hoofdgedachte achter dit model blijft hetzelfde als bij het eerdergenoemde model. Het gaat om een betere representatie te vormen van de informatiebehoefte zonder alle ongemakken van expliciete RF met als gevolg dat er meer relevante informatie wordt aangeleverd.

Een andere methode voor impliciete IR is 'User Modeling'. Waarbij het BVM rekening houdt met de dynamische informatiebehoefte, gaat het 'User Modeling System' (UMS) nog meer in detail in op het veranderen van informatiebehoefte bij de gebruikers van de zoekmachine. Het UMS probeert de globaal gelegde relatie tussen diverse

feedbackbronnen af te stemmen op individuele gebruikers wat ook weer moet zorgen voor relevantere zoekresultaten.

Het bestudeerde UMS [12] doet de volgende zaken:

- Volgen van informatiebehoefte en interacties in de loop der tijd
- Representeer meerdere informatiebehoefte, zowel voor de korte als de lange termijn
- Toestaan dat er veranderingen komen in de informatiebehoefte in de loop der tijd
- Verkrijg en update het 'User Model' automatisch zonder expliciete assistentie van de gebruiker
- Houdt rekening met verschillen als domeinkennis en de duur van de behoefte

Bron: [12]

En uiteraard moet het systeem doen waarvoor het bedoelt is, namelijk het personaliseren van de interactie in IR.

In theorie klinkt het allemaal leuk en aardig, maar zit een gebruiker hierop te wachten? Om daadwerkelijk effect te hebben moeten deze systemen én iets toevoegen én de gebruikers moeten het accepteren en ook echt nuttig vinden. Het is in ieder geval zo dat impliciete IR de omslachtige expliciete RF moet vervangen met een adequate vorm van impliciete RF. Dit zorgt voor minder cognitieve last, minder intensief werk en het ondersteunt mensen die onbekend zijn met het domein of niet goed weten wat hun informatiebehoefte is.

Maar zoals gezegd, zijn de modellen er wel geschikt voor en met name, zitten de gebruikers hierop te wachten? Het bestudeerde onderzoek [13] analyseert in hoeverre de gebruikers controle willen houden over hun acties en dus ook hoeveel ze los kunnen laten zodat het systeem door middel van impliciete RF hen kan helpen. Het is dus van groot belang om uit te zoeken in hoeverre de gebruiker controle wil hebben en wanneer het systeem zijn inbreng kan toepassen [14].

Gebruikers zijn altijd verantwoordelijk geweest voor het opstellen van queries om hun informatiebehoefte te bevredigen. Door het gebruik van expliciete of impliciete RF is het mogelijk om dit te delegeren aan het te gebruiken systeem. De mate waarin dit gebeurt kan verschillen. Met aan beide zijden twee uitersten. Waarbij het ene systeem alles overneemt. En bij de ander houdt de gebruiker absolute controle. Uiteraard heb je hier verschillende gradaties tussen.

Scriptie Opzet

Deze scriptie richt zich op de vraag hoe de voorgenoemde technieken kunnen bijdragen aan het verkrijgen van meer relevante informatie en dus de resultaten voor de zoekstelselgebruikers kan verbeteren.

Dit zal gebeuren middels het bestuderen en verbinden van de technieken en modellen in diverse wetenschappelijke artikelen, waarmee dan geprobeerd wordt om onderstaande onderzoeksvraag te beantwoorden.

Onderzoeksvraag

Uit de opzet volgt de volgende onderzoeksvraag die centraal zal staan.

Hoe dragen 'implicit relevance feedback' en 'user modeling' bij tot een verbetering van 'implicit information retrieval'?

Klikdata als impliciete Relevance Feedback

Het onderzoek [10] dat is gedaan naar klikdata als impliciete RF vergaart zowel de klikdata als de expliciete relevantie rating van gebruikers. De gebruikers konden expliciet aangeven of een document al dan niet relevant is. Door beide vormen van feedback te vergelijken is het mogelijk om te achterhalen of klikdata eenzelfde niveau haalt als expliciete RF. Wat hier belangrijk bij is, is dat niet alleen de data, dus zowel expliciete RF als klikdata, van de resultaten lijst wordt verkregen, maar juist de data gedurende het hele zoekproces. Aangezien het voor de hand ligt dat gebruikers op documenten klikken waarin ze geïnteresseerd zijn. Om zeker te zijn worden deze, alleen klikdata van de hoofdresultaten en klikdata van het gehele zoekproces, met elkaar vergeleken.

Om te controleren of de klikdata daadwerkelijk naar meer relevante documenten leidde moesten alle queries en resultaten met de hand op relevantie gecontroleerd worden.

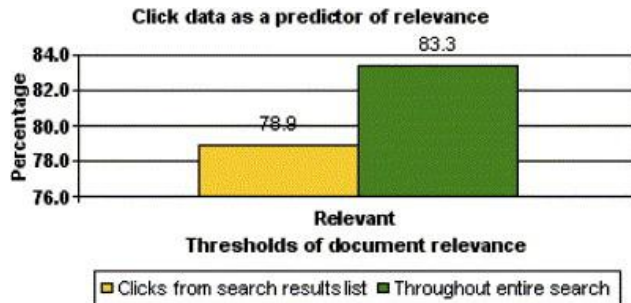


Fig. 1 (bron: [10])

Uit de resultaten van het onderzoek blijkt inderdaad dat het beter is om klikdata te gebruiken gedurende het hele zoekproces. Klikdata uit alleen de resultatenpagina levert een lager relevantiepercentage op dan wanneer gekeken wordt naar de klikdata tijdens het hele verloop van het zoekproces.

In het begin van dit stuk werd er gesproken over klikdata in het algemeen. Het is nu mogelijk om dit nog verder toe te spitsen op diverse soorten klikdata. Om preciezer te zijn wordt klikdata in de volgende subsets opgedeeld.

- Klikdata van resultatenpagina
- Documenten bezocht direct na zoekresultaten
- Laatst bezochte pagina's
- Het document als laatste aangevraagd voordat het systeem verlaten werd of een nieuwe zoekactie geïnitieerd werd.
- Expliciet relevant gewaardeerd
- Document binnen klikdata expliciet relevant gewaardeerd.
- Klikdata voorbij zoekresultaten
- Documenten bereikt door het volgen van een link van een andere pagina dan de resultatenpagina

Uit de resultaten van de subset van klikdata valt weer goed op te maken dat het nuttig is om het gehele zoekproces mee te nemen. Als er doorgezocht wordt, worden er meer relevante documenten

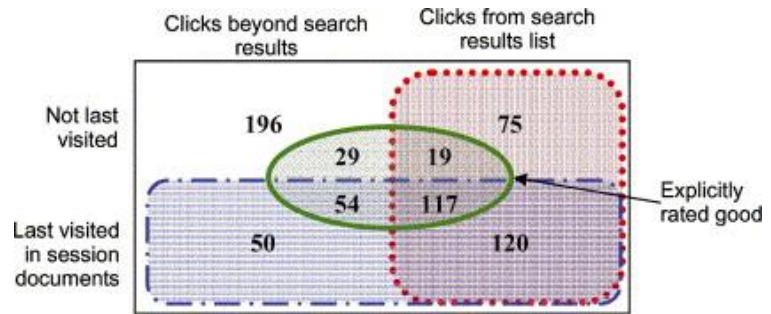


Fig. 2 (bron: [10])

gevonden. Als na de pagina met zoekresultaten de relevante informatie gevonden is, is het logisch dat er niet meer wordt doorgezocht. Maar met name de precisie bij expliciet goedgekeurde documenten die tevens het laatst bezochte document waren, is omhoog gegaan [fig. 2].

Uit dit resultaat viel nog iets anders af te leiden, namelijk het verschil tussen relevant en strikt relevant. Als gebruikers hun antwoord hebben gevonden en dus stoppen met zoeken dan is dit blijkbaar een strikt relevant document. Een van de doelen van het onderzoek [10] was om de prestatie bij vaak gevraagde antwoorden te verhogen. Door uit te gaan van het verschil tussen relevant en strikt relevant is dit mogelijk.

	Lowest relevance → Highest relevance			
	Clicks beyond search results	Implicit	Last visited	Explicit
		From the search results		Ratings
Strictly relevant	35.6% (109)	52.8% (168)	68.0% (225)	84.6% (198)
Relevant	84.6% (259)	82.1% (261)	84.9% (281)	93.1% (218)
Unrelated	15.4% (47)	17.9% (57)	15.1% (50)	6.8% (16)
Total	(306)	(318)	(331)	(234)

Tabel 1 (bron: [10])

Uit het overzicht [tabel 1] van de resultaten is duidelijk dat het laatst bezochte document meer precisie oplevert voor de relevante documenten. Het is zelfs zo dat deze vorm de expliciete RF ratings benadert wat betreft relevantieniveau (Impliciet: 84,9%; Expliciet: 93,1%).

Hieruit blijkt ook dat door het verschil tussen strikt relevant en relevant te nemen de precisie afneemt. Zeker als het vergeleken wordt met de expliciete vorm. In theorie klinkt het goed, maar er is nog ruimte voor verbetering op het gebied van strikte relevantie.

Uit dit onderzoek [10] valt dus te concluderen dat voor impliciete RF voornamelijk gekeken moet worden naar de klikdata subset 'laatst bezochte documenten'. Hiermee is

het mogelijk om het relevantieniveau van expliciete RF te benaderen. Als door het verschil te maken tussen strikt relevant en relevant ook de precisie omhoog gaat zou het nog nuttiger zijn om klikdata te gebruiken als impliciete RF. Wellicht zou het mogelijk zijn om in combinatie met andere impliciete RF technieken het precisieniveau nog meer op te schroeven zodat expliciete RF achterhaald wordt.

Binary Voting Model

Het tweede impliciete RF model is het 'Binary Voting Model' [11]. Om te begrijpen hoe dit model werkt, moet eerst uitgelegd worden wat het systeem doet wat gebaseerd is op dit model.

Het genoemde systeem is een zoekmachine met meerdere representaties. Het bestaat uit zes representaties die ieder op een eigen manier informatie over het document representeert. Deze zes document representaties zijn: de titel, 'top ranked sentences' (TRS), samenvatting, zinnen uit de samenvatting, zinnen in hun context uit de samenvatting en de volledige tekst. De TRS zijn de zinnen uit de top dertig documenten die gevonden zijn. De samenvatting is een samenvatting van het document gebaseerd op de query. De zinnen in deze samenvatting zijn ook weer een representatie op zich. Deze zinnen hebben weer een equivalente zin die in de context van het document staat.

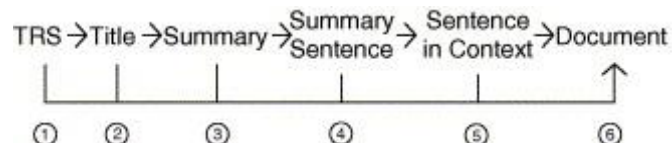


Fig. 3 (bron: [11])

Deze zes document representaties vormen samen een 'Relevance Path' (RP) [fig. 3]. Dit RP is het pad dat een gebruiker geheel of gedeeltelijk aflegt om bij het volledige document te komen. Vanuit iedere stap binnen het RP is het mogelijk om naar het volledige document te springen. Hoe verder in het pad, des te relevante de informatie moet worden. Sommige van deze representaties zijn afhankelijk van de query. Het is dus mogelijk dat een document meerdere RP's heeft.

$$\begin{matrix}
 & t_1 & t_2 & \dots & t_n \\
 Q_0 & \begin{bmatrix} t_{01} & t_{02} & \dots & t_{0n} \\
 D_1 & t_{11} & t_{12} & \dots & t_{1n} \\
 D_2 & t_{21} & t_{22} & \dots & t_{2n} \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\
 D_d & t_{d1} & t_{d2} & \dots & t_{dn} \end{bmatrix}
 \end{matrix}$$

Fig. 4 (bron: [11])

Termen uit vocabulaire

t_1, t_2, \dots, t_n

Waarden voor termen

$t_{01}, t_{02}, \dots, t_{0n}$

Q: Query D: Document

Het BVM bestaat uit een vocabulaire en een matrix bestaande uit door vectoren gerepresenteerde documenten [fig. 4]. Het vocabulaire wordt opgebouwd uit de unieke niet stopwoorden en niet tot de stam teruggebrachte woorden die beschikbaar zijn in de top dertig documenten die gevonden zijn tijdens het retrieval proces. De vectoren in de matrix hebben een lengte van n , dit is het aantal unieke niet stopwoorden.

De eerder genoemde representaties die bekeken worden door de gebruiker kunnen 'stemmen' voor de termen die het bevat tijdens het bekijken ervan. Dus als een representatie wordt bekeken en een van de termen uit het vocabulaire aanwezig is, krijgt deze term een stem van de representatie. Deze termen kunnen dan gebruikt worden om de query uit te breiden met relevante termen voor de informatiebehoefte.

Er zijn zes representaties met ieder hun eigen hoeveelheid informatie die het kan geven aan de gebruiker. De een zal dus informatiever/relevanter zijn voor een gebruiker dan de ander. Daarom moeten sommige termen uit bepaalde representaties gewogen worden. Zo kunnen belangrijkere representaties de termen zwaarder laten meewegen. Ook de termen van de oorspronkelijk query worden meegenomen in de matrix. Om deze niet te zwaar te laten meewegen wordt deze vector genormaliseerd. Zo blijven de waarden van de query termen in het bereik van [0, 1] en is de som ervan 1.

Voorbeeld:

	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	t_9	t_{10}
Q_0	0	0	0	0	.5	0	0	0	.5	0
D_1	.4	0	0	.1	.4	0	.2	.2	.7	0
D_4	.1	.1	.2	0	.2	0	0	0	.1	0

Fig. 5 (bron: [11])

In dit voorbeeld zijn al meerdere representaties bekeken en is de matrix, met een vocabulaire van 10 termen iedere keer geüpdate met de nodige waarden [fig. 5]. Als nu een gebruiker interesse toont in de titel van document 1, dan moeten de waarden van de termen die voorkomen in de titel bijgewerkt worden. In dit geval zijn het de termen t_1 , t_2 en t_7 . Het gewicht van de titel is 0.1 [fig. 6]. Zo zijn deze termen belangrijker geworden.

	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	t_9	t_{10}
Q_0	0	0	0	0	.5	0	0	0	.5	0
D_1	.5	.1	0	.1	.4	0	.3	.2	.7	0
D_4	.1	.1	.2	0	.2	0	0	0	.1	0

Fig. 6 (bron: [11])

Uiteindelijk moet de gebruiker geholpen worden tijdens het zoekproces. Dit gebeurt door alle gemiddelden van alle termen te berekenen. Hieruit volgt dan een overzicht van de belangrijkste termen [fig. 7]. Het kan dus zijn dat de originele query termen niet terugkomen, doordat andere termen belangrijker blijken te zijn.

	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	t_9	t_{10}
Q_0	0	0	0	0	.5	0	0	0	.5	0
D_1	.5	.1	0	.1	.4	0	.3	.2	.7	0
D_4	.1	.1	.2	0	.2	0	0	0	.1	0
average score	.2	.07	.07	.03	.37	0	.1	.07	.4	0

Fig. 7 (bron: [11])

Wat ook mogelijk is met dit systeem is dat de verandering in informatiebehoefte bijgehouden wordt. Doordat het vocabulaire statisch is, is het mogelijk om de mate van verandering in de informatiebehoefte te berekenen. Dit is mogelijk door de verandering in ordening van de termen in de lijst bij te houden. Hiermee kunnen veranderingen in de informatiebehoefte voorspeld worden.

Voor deze lijsten worden de top 100 termen (na toepassing van het BVM) gebruikt plus de termen die de lijst verlaten en binnenkomen. Deze termenlijst moet hetzelfde zijn, alleen de ordening is anders. Zo is het mogelijk om ze te vergelijken en het correlatiecoëfficiënt uit te rekenen.

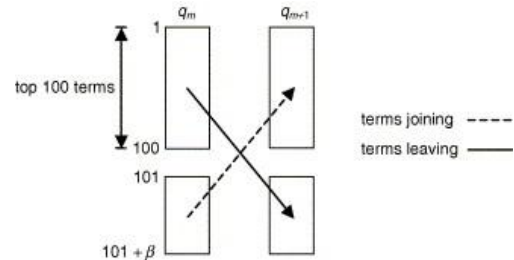


Fig. 8 (bron: [11])

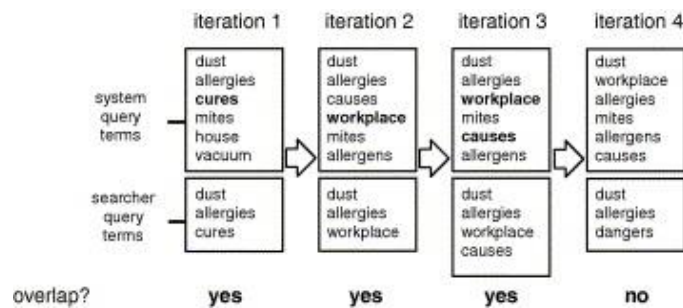


Fig. 9 (bron: [11])

Om te testen hoe goed dit impliciete model werkt is er een test uitgevoerd waarbij gebruik gemaakt werd van een compleet expliciet systeem [fig. 9]. Hierbij is de gebruiker verantwoordelijk voor het opstellen van de query en kiezen van de juiste strategie, opnieuw rangschikken van TRS, opnieuw rangschikken van

documenten of het web opnieuw afzoeken. Op de achtergrond doet het BVM ook zijn werk zodat vergeleken kan worden hoe beide technieken (impliciet vs. expliciet) tot elkaar verhouden.

Hierbij werden de gebruikers gevraagd vier opdrachten uit te voeren. Namelijk het zoeken naar een feit, een besluit nemen op basis van gevonden informatie, zoeken naar achtergrondinformatie en zoeken naar een aantal items.

Uit de resultaten van het onderzoek [11] is te concluderen dat bij het zoeken naar feiten vaker hergerangschikt en opnieuw gezocht wordt en verder worden kortere queries opgesteld. Dus als de behoefte duidelijk is voor de gebruiker, dan is het makkelijker om de relevantie beter te bepalen en dus ook meer queries op te stellen.

Verder was de overlap tussen de termen van de gebruiker en het impliciete RF model groot [tabel 2]. Hierbij was de overlap groter bij de meer ervaren gebruiker dan bij de beginnende. Dit zal waarschijnlijk komen door de mate van interactie en het selecteren van de relevante termen.

Task Type	Subject group	
	Inexperienced	Experienced
Fact	69.13	73.19
Decision	72.11	75.63
Background	70.24	74.62
Number of items	67.90	74.33
All	69.85	74.44

Waarden zijn in percentages

Tabel 2 (bron: [11])

De resultaten die met dit model zijn behaald, gemeten door overlap van termen, zijn bemoedigend. Er was een hoge overlap en als er geen overlap was kwam dit vooral voor bij de opdrachten waar het probleem nieuw was en de gebruiker dus weinig kennis had van het domein. Hierdoor zullen ze termen gebruiken die wellicht niet passen, terwijl het systeem juist wel termen kan kiezen waar de gebruiker nog niet aan heeft gedacht.

De informatiebehoefte verandering zal bij zoekacties vaak minimaal zijn, maar kan toch net iets extras bieden om nog betere en relevantere informatie terug te geven.

Het gebruik van RP is hier wel van groot belang. Door het op te splitsen in meerdere representaties met ieder een eigen gewicht is het mogelijk om de belangrijkste termen eruit te halen. Bij een gewone zoekmachine zullen gebruikers het hele document bekijken of het nuttig is, dit zou met dit model meteen irrelevante termen toevoegen, met een groot gewicht, aan het BVM. Dit in tegenstelling tot bij RP, hierbij kan de selectie al gedaan worden op een hoger niveau, waardoor onbelangrijke termen minder gewaardeerd worden.

User Modeling

Er zijn nu twee impliciete RF modellen besproken en hebben ieder een aandeel in het verbeteren van impliciete IR. Er is ook kort gesproken over het veranderen van de informatiebehoefte en kennis van het domein.

Het volgende model [12] is specifiek en meer in detail gericht op het bijhouden van de informatiebehoefte en alle veranderingen erin. Zoals al eerder vermeld zijn dit de punten die het systeem moet kunnen doen.

- Volgen van informatiebehoeften en interacties in de loop der tijd
- Representeer meerdere informatiebehoeften, zowel voor de korte als de lange termijn
- Toestaan dat er veranderingen komen in de informatiebehoeften in de loop der tijd
- Verkrijg en update het 'User Model' automatisch zonder expliciete assistentie van de gebruiker
- Houdt rekening met verschillen als domeinkennis en de duur van de behoefte

Bron: [12]

Het 'User Modeling System' bestaat uit drie grote model klassen, namelijk het 'general behaviour model' (GBM), 'personal behavioral model' (PBM) en het 'topical model' (TM).

Het GBM is ervoor om de zoekacties naar informatie en het gedrag van gebruikers te beschrijven zodat de informatiebehoefte geïdentificeerd en gevolgd kan worden. Dit model is, zoals de naam als suggereert, generaal en voor alle gebruikers. Het PBM doet hetzelfde op het niveau van de individuele gebruikers. Het PBM karakteriseert de individuele informatie zoekacties en het gebruikersgedrag wat betreft document voorkeur en 'states of knowledge' (SOK). SOK zijn concepten van gebruikers die behoren bij een bepaald onderwerp, hoe deze tot elkaar verhouden en hoe groepen van deze concepten tot andere groepen verhouden. Het laatste model is het TM. Dit model bestaat uit de representatie van de termen en concepten die behoren bij een bepaalde informatiebehoefte.

Het GBM bevat dus de algemene beschrijvingen van een grote groep gebruikers waarmee de informatiebehoeften gevolgd en geïdentificeerd kunnen worden. Dit model wordt gebruikt om uit de algemene relaties het individuele gedrag te begrijpen en te

relacioneren aan de voorkeur van de gebruiker van documenten en de SOK. Daarnaast kan ongebruikelijk gebruik of verandering van gedrag bij de gebruiker verklaard worden door het GBM.

Aan de hand van het GBM kan door het monitoren van het individuele gebruikersgedrag het persoonlijke model (PBM) gedestilleerd worden. Tijdens het zoeken door gebruikers wordt door het GBM het gedrag zo goed mogelijk verklaard aan de hand van eerder gevonden relaties en gedrag. Zodoende wordt het PBM opgebouwd. Het PBM wordt iedere keer bijgewerkt nadat er veranderingen komen in het zoekgedrag, voorkeur voor documenten of SOK. Het hoeft niet zo te zijn dat al deze onderdelen voorkomen of een sterke relatie vertonen bij een gebruiker. Het kan zo zijn dat het ene gedrag sterk voorkomt bij een gebruiker, maar juist niet bij een ander. Of dat een bepaald gedrag alleen in combinatie voorkomt met een ander soort gedrag.

Om de individuele verschillen te onderscheiden wordt hetzelfde gewichtssysteem als bij het BVM gebruikt. Het gaat om een gewicht in het bereik van [0,1] en als blijkt dat een gebruiker een bepaald gedrag vaker vertoont, wordt dit zwaarder gewogen. Uiteraard kan het hier ook de andere kant op gaan, dan gaat het gewicht richting de nul. Wat dus aangeeft dat een bepaald gedrag minder voorkomt.

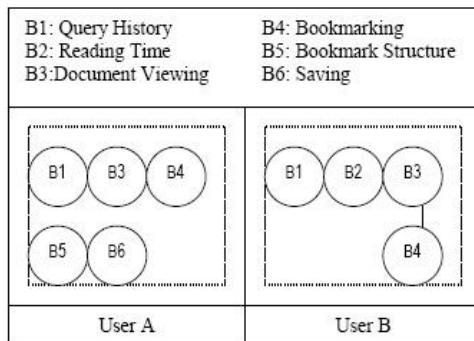


Fig. 10 (bron: [12])

Figuur 10 toont een voorbeeld van twee PBM's van twee verschillende gebruikers. Hier is goed te zien dat de PBM's verschillen per persoon. De impliciete RF methoden die hier zijn gebruikt worden aangegeven door B1 t/m B6. Voor gebruiker A wordt het model opgebouwd uit B1, B3, B4, B5 en B6. Terwijl gebruiker B gedrag B1 t/m B4 vertoont, waarbij B3 en B4 tegelijk moeten voorkomen. Nu is het mogelijk om uit deze modellen de voorkeur voor documenten en SOK te herleiden van beide gebruikers.

Er zijn nog twee aspecten die invloed hebben op de zoekacties en het gedrag dat de gebruiker toont. Het gaat hier om de contextuele factoren domeinkennis en de duur van de behoefte. Domeinkennis betekent hoe bekend een gebruiker is met een bepaald onderwerp en duur van de behoefte houdt de tijdsduur in die een gebruiker actief bezig is met een informatie behoefte. Figuur 11 toont hoe de 'behaviour models' geplaatst kunnen worden binnen de dimensies van beide contextuele factoren.

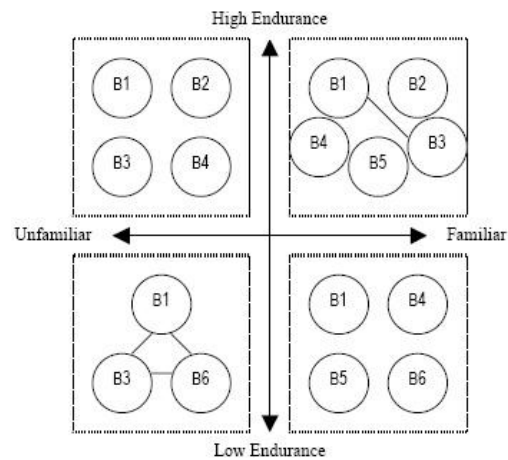


Fig. 11 (bron: [12])

Dit model is dynamisch en het is dus mogelijk dat behoeften veranderen in hoge of lage duur of naar het bekend of onbekend zijn met het domein.

Als laatste is er nog het TM. Het TM moet voor een context bij het PBM zorgen. Het kan gezien worden als een associatief netwerk van concepten. Relaties tussen de concepten worden gerepresenteerd als connecties [12]. Uit de individuele zoekacties en het gebruikersgedrag kan de 'topical information' gedestilleerd worden. Door deze informatie te classificeren is het mogelijk om de 'tacit' kennis van gebruikers te achterhalen.

Figuur 12 is een evolutie van figuur 11 waarbij duidelijk is hoe de TM's ingezet worden. Hier is goed de relatie te zien tussen de behaviour models (BM), topical models (TM), high/low endurance (duur van de behoefte) en familiarity (bekendheid met het domein).

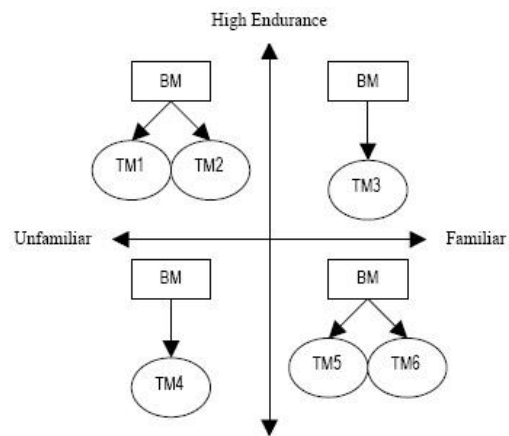


Fig. 12 (bron: [12])

UM is dus een goede ondersteuning voor impliciete RF om de zoekprogressie van gebruikers te volgen, omgaan met veranderingen in zoekgedrag en het relateren hiervan aan eerdere en andere zoeksessies. Het enige punt van kritiek is de impliciete RF methoden die ze gebruiken. Er is eerder al gebleken [4, 5, 6] dat impliciete RF methoden als leestijd van documenten, scrolling door een pagina en interactie context gevoelig zijn en niet betrouwbaar genoeg.

Een eventuele combinatie van eerder besproken impliciete RF modellen met UM zou goede resultaten kunnen opleveren.

Gebruikerswensen

Deel 1

De hier voorafgaand besproken modellen nemen de cognitieve last en het omslachtige gebruik van expliciete RF weg. Dit wordt allemaal overgenomen door het systeem en er is gebleken dat de impliciete modellen dicht in de buurt komen van hun expliciete equivalenten qua resultaten. Maar wat naast de cognitieve last en alle andere nadelen weggenomen wordt is ook de controle op het zoekproces. Het is voor de gebruiker bij de impliciete systemen in mindere mate of zelfs helemaal niet meer mogelijk om het zoekproces naar eigen wens in te delen doordat het systeem alles voor zijn rekening neemt. Zaken als het toevoegen van zoektermen en het herordenen van documenten worden uit handen genomen en de gebruiker moet erop vertrouwen dat dit allemaal goed gaat.

Hieruit kunnen meerdere vragen en problemen afgeleid worden. Zoals wil de gebruiker wel zijn controle afstaan? En hoeveel controle wil de gebruiker dan afstaan? Heeft de gebruiker wel voldoende vertrouwen in het systeem? Willen impliciete RF methoden slagen dan is het zeer relevant om antwoord te vinden op deze vragen. Als een gebruiker zijn controle niet wil afstaan zullen ze het systeem links laten liggen. Er is onderzoek [13] gedaan naar of de gebruiker zijn controle wil afstaan en in welke mate dit zou moeten gebeuren.

Dit onderzoek zoekt uit hoeveel controle de gebruiker wil over iedere taak. Dit gebeurt door drie systemen in te zetten met ieder hun eigen mate van implicieteit. Deze zijn gebaseerd op hetzelfde systeem als in het onderzoek van White et al [5]. Hierbij werd gebruik gemaakt van de 'top ranked sentences' en het 'Relevance Path'.

De drie systemen zijn: het 'manual system' (MS), 'assisted system' (AS) en het 'automatic system' (AUS). Bij het MS heeft de gebruiker volledige controle. Hierbij kan hij zelf aangeven welke documenten relevant zijn en hoe de query opgebouwd moet worden. Het is mogelijk dat het systeem aan de hand van de gemarkeerde relevante documenten termen toevoegt, tenzij de gebruiker dit niet wil. Ook is het mogelijk voor de gebruiker om zelf te bepalen wanneer welke actie, bijvoorbeeld herordering van documenten, gedaan wordt.

Het AS is verschillend van het MS in de zin dat het niet mogelijk is om expliciete RF toe te passen. Hier wordt impliciete RF toegepast en het systeem trekt conclusie over relevantie. Wat ook anders is, is dat het systeem nu een lijst van toptermen samenstelt uit de relevante documenten. Deze kunnen toegevoegd en/of verwijderd worden uit de originele lijst van querytermen. Hierbij is het ook nog mogelijk om eigen termen toe te voegen.

Het laatste systeem, het AUS, neemt geheel de controle over. Nadat de gebruiker een query heeft ingevoerd neemt het systeem de beslissingen. Het kiest impliciet de

relevante documenten, verandert de query en gebruikt een zoekstrategie. Het is dus zelfs mogelijk dat de originele querytermen niet meer voorkomen in de uiteindelijke query. De gebruiker wordt wel op de hoogte gehouden van alle veranderingen die het systeem doorvoert.

De resultaten van dit onderzoek [13] kunnen onderverdeeld worden in drie onderdelen. Namelijk het aangeven van relevantie, opstellen van queries en interactieve zoekstrategieën.

Relevantie

Bij het aangeven van relevantie kwam het onderscheid tussen im- en expliciet naar voren. Bij expliciete RF heeft de gebruiker een grotere verantwoordelijkheid over het aanduiden van relevante documenten. Het voordeel hiervan is dat de gebruiker alle controle behoudt. Het nadeel is dat dit een cognitieve last met zich meebrengt en dat het tijdrovend is. De impliciete variant is het tegenovergestelde en draait de voor- en nadelen hiermee om.

Uit de resultaten van het onderzoek blijkt dit ook daadwerkelijk naar voren te komen. De impliciete RF methode vonden de deelnemers gemakkelijk, effectief en bruikbaar. En bij de expliciete vorm voelden zij zich meer in controle, maar niet per se meer comfortabel. Ook werd deze vorm moeilijker bevonden dan zijn tegenhanger [13]. Hieruit blijkt dus dat de mensen bereid zijn om dit onderdeel te delegeren aan het systeem.

Opstellen Queries

Bij het opstellen van de queries waren er weer verschillende niveaus van aanpasbaarheid. Namelijk het zelf opstellen met eventuele systeem aanvulling, het opstellen uit voorgestelde termen met eventueel eigen aanvulling en het compleet delegeren aan het systeem. Uit de onderzoeksresultaten blijkt dat gebruikers de voorkeur geven aan het systeem waarbij ze zelf controle houden over het opstellen van de query. Maar daarnaast wordt het ook fijn bevonden dat het systeem termen voorstelt die nuttig kunnen zijn voor het zoekproces, zolang het zoekproces maar niet verstoord wordt. Een andere belangrijke factor naast controle is het vertrouwen dat de gebruiker heeft in het systeem. Als de gebruiker geen vertrouwen heeft in de acties en methoden van het systeem zullen de impliciete onderdelen nooit aanslaan. Het onderzoek [13] toont aan dat mensen vertrouwen in het systeem hebben zolang ze maar de mogelijkheid hebben om de beslissingen van het systeem te verifiëren. Ook hierbij komt dus weer het onderdeel controle. De gebruiker wil hulp bij het opstellen van queries door het systeem nieuwe termen te laten kiezen, zolang ze maar de controle hebben om dit te veranderen of verwerpen.

Zoekstrategieën

Het laatste onderdeel gaat over de zoekstrategieën. Bij het zoekstelsel was het mogelijk om verschillende zoekstrategieën, zoals het opnieuw zoeken, het herordenen van de TRS en het herordenen van documenten te kiezen. Ook hier was weer een mate van verschil in hoeverre de gebruiker invloed had op dit proces. Van het MS waarbij de gebruiker zelf beslist welke strategie gekozen wordt tot aan het AUS waar het stelsel zelf de beslissing neemt. Zoals te verwachten viel komen de resultaten overeen met de vorige onderdelen. De gebruikers hadden een voorkeur voor de systemen waarbij ze controle hadden over het proces. In dit geval dus het MS en het AS. Van deze twee had het AS een lichte voorkeur doordat het de controle niet wegnam en bovendien ook nog suggesties deed over de te gebruiken strategie. Het AUS nam deze controle weg en verstoortte het zoekproces teveel.

Deel 2

Een ander onderzoek [5] van dezelfde auteur (White) bevestigt dit resultaat. Hierbij werd ook gebruik gemaakt van eenzelfde stelsel waarbij het stelsel een aantal impliciete acties voor zijn rekening nam.

Een subsectie van dit onderzoek keek naar hoe de impliciete techniek ontvangen werd bij de gebruikers. Hierbij werd gevraagd of de impliciete handeling op het juiste moment gebeurde, niet vervelend was voor de persoon en hulpvol voor het afronden van het zoekproces. Tevens werd gekeken hoe vaak de impliciete acties omgekeerd werden door de testpersoon. Als een impliciete handeling omgekeerd wordt geeft het aan dat de proefpersoon niet blij is met het resultaat van de impliciete handeling van het stelsel. Bij de resultaten werd dan nog onderscheid gemaakt tussen beginnende en gevorderde gebruikers.

Deze resultaten werden net zoals bij het vorige onderzoek [13] vergeleken tussen een expliciet en impliciet stelsel.

De verwachting is dat van de eerder genoemde reacties, niet vervelend voor gebruiker, op het juiste moment en hulpvol voor het afronden van het zoekproces, positiever zouden uitvallen voor het expliciete stelsel aangezien de gebruiker hier totale controle heeft over de termen en acties.

Dit is inderdaad het geval. Het expliciete stelsel wordt beter gewaardeerd op deze onderdelen dan zijn impliciete variant. Maar wat vooral opvalt is dat de verschillen tussen beide systemen niet statistisch significant zijn. Het impliciete stelsel mag dan slechter gewaardeerd worden, maar het verschil is niet zo groot dat je dit stelsel ook veel slechter kunt waarderen.

Wat wel opvalt uit de resultaten is dat de gevorderde gebruikers zich meer ergeren aan zowel het im- als het expliciete stelsel dan de beginnende gebruiker. Een mogelijke

conclusie zou kunnen zijn dat de gevorderde gebruiker andere systemen gewend is en dus niet blij is met hoe dit systeem met bepaalde handelingen omgaat.

De laatste meting om te kijken naar hoe tevreden gebruikers zijn met de handelingen van de systemen is het nagaan van hoe vaak een actie omgekeerd werd. Ook bij deze resultaten is er geen groot verschil tussen beide systemen te vinden. Het expliciete systeem scoort wel weer iets beter, maar niet significant beter. Het valt zelfs op dat de gevorderde gebruiker het herzoeken van het web vaker omkeerde bij het expliciete dan bij het impliciete systeem.

Uit dit onderzoek [13] blijkt dat de impliciete technieken een iets minder, maar vergelijkbaar resultaat halen als de expliciete. Verder kunnen deze op zo'n manier toegepast worden dat de gebruikers ervan weinig tot geen hinder ondervinden. De mate van hinder hangt af van hoeveel controle de gebruiker uiteindelijk behoudt over de acties en het eindresultaat. Zolang de gebruiker niet het gevoel heeft dat hij de volledige controle kwijtraakt aan het systeem kunnen de impliciete systemen een substantiële bijdrage leveren.

Daarnaast hangt deze controle af van de impact van het resultaat en de domeinkennis die een gebruiker al bezit. Als de impact kleiner is, is de gebruiker eerder geneigd om controle af te staan aan het systeem. En met weinig domeinkennis bij de gebruiker is het mogelijk voor de IR systemen om een beter resultaat te behalen. Verder halen deze technieken de cognitieve last weg van het expliciet markeren. De gebruiker hoeft minder na te denken over wat relevant is, wat het dus eenvoudiger voor hen maakt. Dus de conclusie die hieruit getrokken kan worden is dat het afhangt van de gewenste controle en de beschikbare voorkennis in welke mate de impliciete RF systemen een bijdrage kunnen leveren aan het zoekproces.

Integratie Voorstel

Er zijn nu twee impliciete relevance feedback modellen en een user modeling model besproken en uitgelegd. Hierbij is tevens gekeken of een gebruiker daadwerkelijk baat heeft bij dergelijke technieken. Nu blijft de vraag open hoe deze technieken samen tot een verbetering kunnen zorgen van het impliciete information retrieval proces. Hiermee wordt dan meteen ook de onderzoeksvraag beantwoord.

Alle drie de modellen die beschreven zijn, voegen afzonderlijk al een verbetering op ten opzichte van de huidige impliciete systemen, zoals al gebleken is uit de resultaten van de diverse onderzoeken. Naar mijn inziens zouden deze technieken gecombineerd een nog grotere verbetering opleveren dan afzonderlijk.

Een eerste koppeling zou kunnen zijn om de technieken sequentieel of parallel te combineren binnen een systeem. Hiermee kunnen de impliciete RF technieken de behoeften in kaart brengen en de user modeling techniek kan de afzonderlijke gebruikers modeleren.

Een volgende en betere stap zou zijn om de besproken technieken te integreren in elkaar. Het user modeling model dat hier beschreven is maakt gebruik van impliciete RF technieken die verouderd zijn en niet altijd even betrouwbaar zijn gebleken [4,5,6]. Als we nu de twee impliciete RF systemen integreren in het user modeling model krijg je een sterk associatief netwerk van relevante termen en documenten die zowel globale als individuele gebruikers in kaart kan brengen. In plaats van de achterhaalde technieken als 'reading time', 'document viewing' en 'saven' gebruik je de verkregen termen van het BVM en de documenten die door middel van de klikdata achterhaalt zijn.

Ik wil de integratie van de impliciete RF feedback in de user modeling techniek als volgt voorstellen. Het user model bestaat uit een overzicht van 'behaviours' van een enkele gebruiker of een groep gebruikers. Hieraan is een 'topical model' gekoppeld wat gezien kan worden als een associatief netwerk van concepten. Hiermee creëer je een context voor de 'behaviours' in het model.

Nu wil ik de oude RF technieken van het user model vervangen door de documenten vergaard uit de klikdata analyse. Het TM zal bestaan uit de concepten die verkregen worden door het toepassen van het BVM. Zo ontstaat er een model van documenten wat gekoppeld kan worden aan een bepaald onderwerp door middel van de concepten in het TM die verzameld zijn door het BVM.

Binnen het UMS werd al gesproken over het gebruik van gewichten, maar dit werd niet toegepast op de grafische representatie van het model. Voor zowel de documenten als de concepten is het mogelijk om er gewichten aan toe te kennen. Dit kan grafisch weergegeven worden door de grootte van de cirkel te variëren. Hiermee wordt er meer

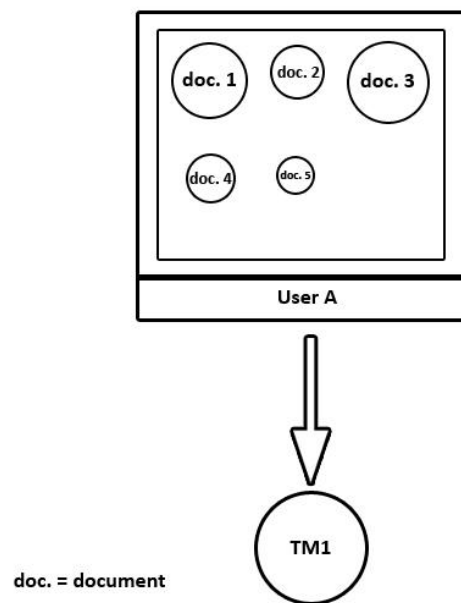
detail gecreëerd, wat zowel als voor- als nadeel gezien kan worden. Door dit model kan de gebruiker nog specifiekier geholpen worden bij het zoekproces. Maar het zorgt tevens voor veel meer individuele modellen, doordat er meer variatie gekweekt wordt met de gewichten.

Zowel het BM als het TM kunnen grafisch weergegeven worden zoals besproken in het onderzoek van Kelly [12]. Met eventueel de optie om de gewichten ook grafisch te representeren.

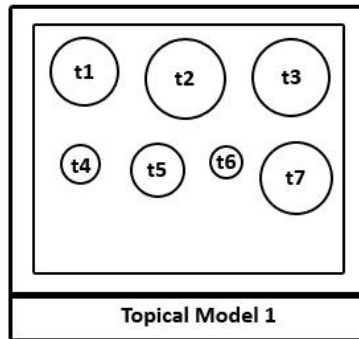
Het eerste voordeel wat hiermee bereikt wordt is dat de oude niet altijd representatieve RF technieken die in het UMS gebruikt werden, vervangen worden door technieken die nieuwer zijn en betere resultaten leveren.

Een andere verbetering is dat er nu een koppeling is tussen het onderwerp, de concepten en de relevante documenten. Als een gebruiker op zoek is naar een bepaald concept via een zoekterm, is het nu veel eenvoudiger om hierop in te spelen met de relevante documenten. Dit geldt ook voor de omgekeerde weg. Als een gebruiker bepaalde documenten bezoekt, dan is het makkelijker om hier het onderwerp en de bijbehorende concepten aan te koppelen. Waarmee weer nieuwe relevante documenten voorgesteld kunnen worden.

Hieronder staat een grafische weergave van het voorgestelde integratiemodel



Hieronder is TM1 uitgewerkt in detail



t = term

Het belangrijkste hierbij is dat de gebruiker zijn controle niet ontnomen mag worden. Het is de bedoeling dat het systeem impliciet blijft, maar wel duidelijk is in wat er gebeurt en/of verandert. De gebruiker moet altijd de mogelijkheid hebben om in te zien wat er aan de hand is en eventueel de mogelijkheid hebben om in te grijpen en het te veranderen naar zijn of haar smaak.

Dus om het impliciete information retrieval proces te verbeteren is het mogelijk om de impliciete relevance feedback technieken te integreren in het user modeling model. Zolang er rekening mee gehouden wordt in hoeverre de controle van de gebruiker afgenomen wordt, kunnen de impliciete systemen binnen het nieuwe integratiemodel een aanzienlijke bijdrage leveren.

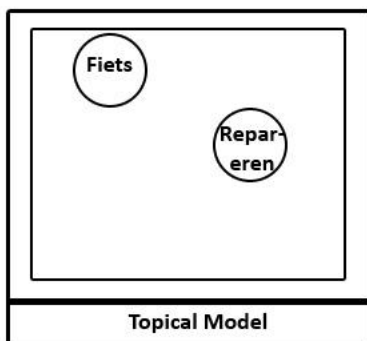
Voorbeeld

Om het voorstel wat te verduidelijken zal hier een voorbeeld gegeven worden omtrent het al eerder aangehaalde concept 'fiets'.

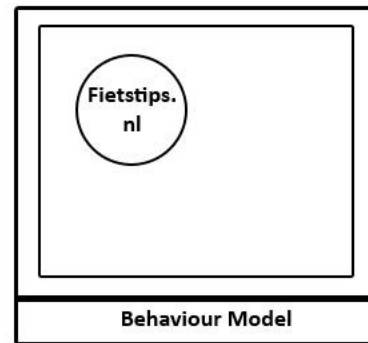
Stel men is op zoek naar een website waarop uitgelegd wordt hoe je een specifiek onderdeel van een fiets kunt repareren. Deze persoon is onbekend met het domein en

weet dus niet wat de benamingen zijn van alle onderdelen. Hij weet alleen hoe het onderdeel eruit ziet wat kapot is.

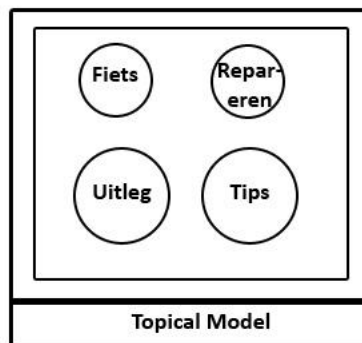
Het zoekproces begint met de zoektermen: 'fiets' & 'repareren'. Dit zijn de beginconcepten voor het TM.



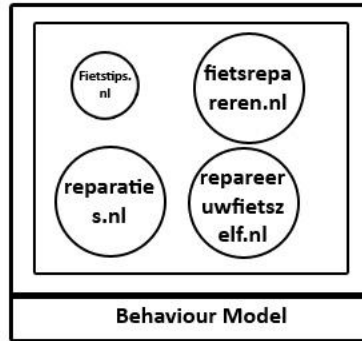
De zoekmachine vindt allerlei websites. De meeste websites zijn van bedrijven die reparatiediensten aanbieden. Maar een gaat over tips, www.fietstips.nl. Deze website wordt bezocht en bekeken. Het gaat over algemene fietstips, maar een klein subgedeelte gaat over het repareren. Het is nuttig, maar nog niet precies wat de persoon wilt. Het systeem voegt deze website toe aan het BM en door middel van het BVM kunnen allerlei termen geëxtraheerd worden uit de laatst bezochte pagina met de uitleg over het repareren.



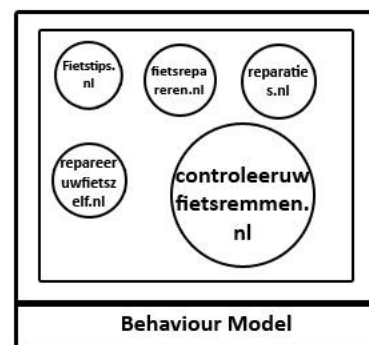
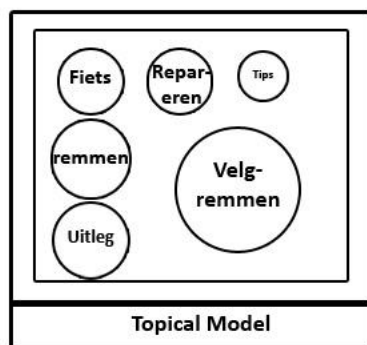
Het BM bestaat nu uit 1 website en het TM uit de volgende termen: 'fiets, repareren, uitleg en tips'. De gebruiker heeft zijn informatie behoefte nog niet bevredigd. Door de nieuwe termen in het TM kan het model gematched worden aan generieke TM's die opgebouwd zijn uit eerdere zoekacties.



Na deze matching wordt het BM uitgebreid met nog meer documenten. Het BM bestaat nu uit: 'www.fietstips.nl, www.fietsrepareren.nl, www.reparaties.nl en www.repareeruwfietszelf.nl'.



De gebruiker van het zoekstelsel vindt de laatste website zeer interessant. De plaatjes van de remmen komen overeen met waar het probleem bij hem zit. Hij komt er hier achter dat zijn fiets 'velgremmen' heeft. Helaas is dit onderdeel nog niet uitgewerkt op de website omdat het net pas is opgezet. Het TM is op de achtergrond alweer aangevuld door het BVM. De termen 'remmen' en 'velgremmen' zijn toegevoegd. Door het TM te matchen met generieke modellen kan het BM aangevuld worden. Nu komt de website 'www.controleeruwfietsremmen.nl' naar boven in het BM. Deze website blijkt uiteindelijk de informatie behoefte van de persoon te kunnen bevredigen.



Opmerkingen

1. Alle genoemde websites zijn fictief.
2. Er is nu maar een kant besproken van het integratiemodel, het aanvullen van het TM en het updaten van het BM. Maar in principe is dit een wisselwerking tussen beide. Door nieuwe documenten in het BM kan het TM ook bijgewerkt worden.

Toekomstig Onderzoek

De voorgestelde koppeling is een hypothese en er is nog geen onderzoek verricht of het daadwerkelijk de gewenste resultaten oplevert. Een vervolg onderzoek zou het voorstel moeten implementeren en testen gedurende een lange periode, waarbij uiteraard het controle aspect in acht genomen wordt.

Gedurende dit onderzoek moet gekeken worden naar de resultaten en er moet uitgezocht worden of en hoe het nieuwe model om kan gaan met 'familiarity' en 'endurance'. Deze twee concepten dreigen nu verloren te gaan doordat er binnen het user model gebruik wordt gemaakt van maar één impliciete RF techniek.

Tevens zal bekeken moeten worden in hoeverre het gewichtaspect een toegevoegde waarde is. Het kan zijn dat het een veel gedetailleerder user model oplevert, wat de resultaten ten goede komt. Maar het omgekeerde kan ook waar zijn. Door de mate van detail is het lastiger om generalisatie toe te passen.

Desalniettemin is het in mijn ogen een erg goed voorstel voor verbetering van het impliciete IR proces. Toekomstig onderzoek moet uitwijzen of dit ook geldt als het getest wordt in de praktijk.

Literatuur

- 1) Jansen, B.J. and Pooch, U. (2000). A Review of Web Searching Studies and a Framework for Future Research. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*. 52(3), 235-246
- 2) Jansen, B.J., Spink A. and Saracevic, T. (2000). Real life, real users, and real needs: a study and analysis of users on the Web. *Information Processing and Management*. 36(2), 207-227.
- 3) Claypool et al., 2001 Claypool, M., Le, P., Waseda, M., & Brown, D. (2001). Implicit interest indicators. In *Proceedings of the 6th international conference on intelligent user interfaces* (pp. 33–40).
- 4) Kelly, 2004 Kelly, D. (2004). Understanding implicit feedback and document preference: a naturalistic user study. Unpublished doctoral dissertation, Rutgers University, New Jersey.
- 5) Kelly, D. & Belkin, N. J. (2001). Reading time, scrolling and interaction: Exploring implicit sources of user preferences for relevance feedback during interactive information retrieval. *Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Research and Development in Information Retrieval (ACM SIGIR '01)*(pp. 408-409). New Orleans, LA. ACM Press.
- 6) Kelly, D. & Belkin, N. J. (2002). Reading time as an implicit measure of relevance in an information-seeking task. Manuscript submitted for publication.
- 7) Beaulieu and Jones, 1998 M. Beaulieu and S. Jones, Interactive searching and interface issues in the okapi best match retrieval system, *Interacting with Computers* 10 (1998) (3), pp. 237–248.
- 8) Morita and Shinoda, 1994 Morita, M., & Shinoda, Y. (1994). Information filtering based on user behavior analysis and best match text retrieval. In *Proceedings of the 17th annual ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval* (pp. 272–281).
- 9) Joachims et al., 2005 T. Joachims, L. Granka, B. Pan and G. Gay, Accurately interpreting clickthrough data as implicit feedback. In: R. Baeza-White and N. Ziviani, Editors, *Proceedings of the 28th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information, ACM Press, New York, NY (2005)*, pp. 154–161.

- 10) Jung et al., 2007 S. Jung, J.L. Herlocker and J. Webster, Click data as implicit relevance feedback in web search, *Information Processing & Management* 43 (2007), pp. 791–807 Retrieved October 1, 2007, from LISTA.
- 11) White et al., 2006 R.W. White, J.M. Jose and I. Ruthven, An implicit feedback approach for interactive information retrieval, *Information Processing and Management* 42 (2006) (1), pp. 166–190.
- 12) Kelly, D., Belkin, N.: A user modeling system for personalized interaction and tailored retrieval in interactive information retrieval. In: *Proc. 65th Asist Annual Meeting*, vol. 39, pp. 316–325 (2002)
- 13) White, R. W., & Ruthven, I. (2006). A study of interface support mechanisms for interactive information retrieval. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 57(7), 933–948.
- 14) Beaulieu, M., & Jones, S. (1998). Interactive searching and interface issues in the Okapi best match retrieval system. *Interacting with Computers*, 10(3), 237–248.