Les Signaux Sociaux émotionnels : Quel impact sur la recherche d'information ?

Ismail Badache, Mohand Boughanem

▶ **To cite this version:**

Ismail Badache, Mohand Boughanem. Les Signaux Sociaux émotionnels : Quel impact sur la recherche d'information ?. Conférence en Recherche d'Information et Applications (CORIA 2017), Mar 2017, Marseille, France. hal-01490083

HAL Id: hal-01490083
https://amu.hal.science/hal-01490083

Submitted on 19 Nov 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Les Signaux Sociaux Émotionnels : Quel impact sur la recherche d'information ?

Ismail Badache[1] — Mohand Boughanem[2]

[1] *LSIS UMR 7296 CNRS, Université Aix-Marseille, Marseille, France*

[2] *IRIT UMR 5505 CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse, France*

[1] *Ismail.Badache@lsis.org* - [2] *Mohand.Boughanem@irit.fr*

RÉSUMÉ. *Une grande partie des traces des utilisateurs exprimées par des signaux sociaux (ex. j'aime, +1, rating) sont attribuées aux ressources web. Ces signaux sont souvent exploités par les systèmes de RI comme des sources d'évidence additionnelles pour trier les résultats de recherche. Notre objectif dans cet article est d'étudier l'impact des nouveaux signaux sociaux, appelés Facebook reactions (j'adore, haha, grrr, wouah, triste) sur le tri de ces résultats. Ces réactions permettent aux utilisateurs d'exprimer des émotions plus nuancés par rapport aux signaux classiques (ex. like, share). Nous analysons tout d'abord ces réactions et montrons la manière dont les internautes les utilisent pour interagir avec les ressources (ex. posts, vidéo, etc). Ensuite, nous évaluons l'impact de ces réactions dans le tri des résultats de recherche en les comparant à un modèles de tri textuel et à un modèle qui prend en compte le signal j'aime. Ces caractéristiques sociales sont modélisées comme une probabilité a priori du document et elles sont intégrées dans un modèle de langue. Nous avons effectué une série d'expérimentations sur la collection INEX IMDb. Nos résultats révèlent que la prise en compte de ces signaux améliore significativement la qualité des résultats de recherche.*

ABSTRACT. *A large amount of social feedback expressed by social signals (e.g. like, +1, rating) are assigned to web resources. These signals are often exploited as additional sources of evidence in search engines. Our objective in this paper is to study the impact of the new social signals, called Facebook reactions (love, haha, angry, wow, sad) in the retrieval. These reactions allow users to express more nuanced emotions compared to classic signals (e.g. like, share). First, we analyze these reactions and show how users use these signals to interact with resources (e.g. posts, video, etc). Second, we evaluate the impact of each such reaction in the retrieval, by comparing them to both the textual model without social features and the first classical signal (like-based model). These social features are modeled as document prior and are integrated into a language model. We conducted a series of experiments on INEX IMDb dataset. Our findings reveal that incorporating social features is a promising approach for improving the retrieval ranking performance.*

MOTS-CLÉS : *Réactions Émotionnelles , Signaux Sociaux, RI Sociale, Classement.*
KEYWORDS: *Emotional Reactions, Social Signals, Social IR, Ranking.*

1. Introduction

La majorité des systèmes de recherche d'information (RI) exploitent deux classes de critères pour trier les documents répondant à une requête donnée. La première classe, la plus exploitée, dépend de la requête, elle concerne tous les critères liés aux statistiques des termes telles que leur fréquence dans le document (*tf*), et dans la collection de documents (*Idf*). La deuxième classe concerne les critères indépendants de la requête, qui mesurent la qualité ou l'importance a priori du document. On y trouve par exemple, le nombre de liens entrants vers un document (Kraaij *et al.*, 2002), PageRank (Brin et Page, 1998), la localité thématique du document (Davison, 2000), la présence d'URL dans le document (Westerveld *et al.*, 2002), ses auteurs (Macdonald et Ounis, 2006) et les signaux sociaux (Badache et Boughanem, 2014) (Badache et Boughanem, 2017).

La majorité des approches existantes (Badache et Boughanem, 2014), (Chelaru *et al.*, 2013), (Khodaei et Alonso, 2012) utilisent des signaux non-émotionnels tels que (*+1, share, tweet*) pour estimer l'importance a priori du document en prenant en compte la quantité de signaux associés au document. Ces travaux ont montré que la prise en compte de ces signaux améliore les performances, en termes de précision des résultats. Dans cet article, nous nous intéressons à un nouveau type de signaux sociaux, il s'agit des *Facebook Reactions*.

Notre objectif est d'étudier l'impact de ces nouveaux signaux émotionnels (*j'adore, haha, grrr, wouah* et *triste*) sur la performances des Systèmes de RI qui les exploitent. Avant même d'évaluer cet impact nous souhaitons aussi étudier la manière dont les utilisateurs manipulent ces réactions. Les questions de recherche abordées dans cet article sont les suivantes :

1) Comment les utilisateurs utilisent-ils ces réactions pour interagir avec les ressources web ?

2) Comment modéliser ces critères et les prendre en compte en RI ?

3) Quel est l'impact de ces réactions sur les performances d'un système de RI ?

Le reste de cet article est organisé comme suit : La section 2 présente brièvement les signaux sociaux et certains travaux connexes. La section 3 présente une analyse statistique motivant l'utilisation des réactions de Facebook. La section 4 décrit notre approche. Dans la section 5, nous évaluons l'efficacité de notre approche et discutons les résultats. Enfin, la section 6 conclut cet article et annonce quelques perspectives.

2. Contexte et travaux connexes

Dans cette section, nous introduisons tout d'abord quelques notions générales sur les signaux sociaux, ensuite nous décrivons les travaux connexes exploitant les signaux sociaux comme source d'évidence additionnelle pour mesurer la pertinence a priori de la ressource.

2.1. *Signaux Sociaux*

Les signaux sociaux représentent l'un des UGC (User Generated Content) le plus populaire sur le web. En effet, les pages web comprennent des boutons de différents réseaux sociaux que les internautes peuvent utiliser pour exprimer s'ils aiment, recommandent ou non le contenu de la page (texte, image, vidéo, etc.) (Alonso et Kandylas, 2014). Ces boutons qui décrivent les actions relevant d'activités sociales (ex. *j'aime*, *partage*, +1, etc.) sont liés à des réseaux sociaux spécifiques (ex. Facebook et Google+) avec des compteurs indiquant le taux d'interaction avec la ressource web (ex. la figure 1 montre un article publié par "The Telegraph" qui a été partagé 442 fois sur Facebook et 5 fois sur LinkedIn). En février 2016, Facebook a introduit des signaux supplémentaires, nommés, *Facebook reactions*, permettant aux utilisateurs d'interagir avec des ressources à travers les actions : *j'adore, haha, grrr, wouah* et *triste*, en anglais, *love, haha, angry, wow* et *sad* (voir la figure 2). Ces réactions sont une extension du bouton *j'aime*, pour donner aux utilisateurs plus de liberté dans l'expression de leurs sentiments à l'égard d'un contenu de manière rapide et facile. L'objectif de ces nouveaux signaux est d'encourager les utilisateurs à réagir même si le contenu est difficile à *aimer* comme dans le cas de catastrophes, des nouvelles choquantes, l'émotion sur un film, etc. Pour utiliser ces réactions de Facebook, il suffit de laisser le curseur de la souris juste un moment sur le bouton *j'aime*, et les 5 réactions seront affichées.

Figure 1. *Exemple de ressource contenant des signaux sociaux*

Figure 2. *Les nouvelles 5 réactions de Facebook (Février 2016)*

En général, chaque réseau social a ses propres signaux sociaux avec des règles de fonctionnement différentes. Le tableau 1 liste les signaux les plus populaires.

Type	Exemple	Réseau social
Vote	J'aime +1	Facebook, LinkedIn, Google+, StumbleUpon
Message	Tweet Post	Facebook, Google+, LinkedIn, Twitter
Partage	Partage Re-tweet	Google+, Twitter, Buffer, Facebook, LinkedIn
Tag	Bookmark Pin	Delicious, Diigo, Digg Pinterest
Commentaire	Commentaire Réponse	Facebook, Google+, LinkedIn, Twitter
Émotion	J'adore, Haha, Wouah Triste, Grrr	Facebook
Relation	Suiveurs Amis	Facebook, Twitter

Tableau 1. *Liste des différents types de signaux sociaux*

2.2. *Exploitation des signaux sociaux en RI*

Cet état de l'art se concentre principalement sur les travaux ayant exploités les signaux sociaux pour améliorer le tri des résultats de recherche. Il existe par ailleurs des travaux qui se sont davantage intéressés à analyser les signaux sociaux en termes de leurs caractéristiques (Cheng *et al.*, 2008), de quantité associés aux ressources ou au regard du comportement de l'utilisateur dans leur quête d'information (Cunningham et Nichols, 2008) ou la manière de consommer ces contenus au fil du temps (Khodaei et Alonso, 2012).

Les principaux travaux ayant exploités les signaux sociaux pour améliorer le tri des résultats sont ceux effectués par (Bao *et al.*, 2007), (Inagaki *et al.*, 2010), (Khodaei et Alonso, 2012), (Chelaru *et al.*, 2013), (Badache et Boughanem, 2014), (Buijs et Spruit, 2014), (Badache et Boughanem, 2015), (Zhang *et al.*, 2016) et (Badache et Boughanem, 2017).

En particulier, les travaux qui sont le plus reliés à notre approche incluent (Chelaru *et al.*, 2013), (Badache et Boughanem, 2014), (Buijs et Spruit, 2014) et (Badache et Boughanem, 2017) qui tentent d'améliorer le tri (*ranking*) des documents retournés par une requête à l'aide des signaux sociaux. *Chelaru et al.* ont étudié l'impact des signaux sociaux (*aime, n'aime pas, commentaire*, etc.) sur l'efficacité de la recherche sur YouTube. Ils ont montré, bien que les critères de base fondés sur la similarité de la requête avec le titre de la vidéo et les annotations soient efficaces pour la recherche de vidéo, les critères sociaux sont également utiles. Ils permettent en effet d'améliorer le classement des résultats de recherche pour 48% des requêtes. Les auteurs ont exploré l'impact des retours sociaux (social feedback) sur la recherche des vidéos dans YouTube en utilisant des techniques de sélection d'attributs (greedy feature selection

algorithm), ainsi que des fonctions d'apprentissage d'ordonnancement issues de l'état de l'art. *Badache et Boughanem* (Badache et Boughanem, 2014) montrent l'impact de différents signaux (*j'aime, partage, +1*, etc) pris en compte individuellement et groupés sous forme de propriétés, popularité et réputation. Ces facteurs sociaux ont été modélisés comme des probabilités a priori dans un modèle de langue. (Buijs et Spruit, 2014) proposent une approche sociale appelée *Social Score Method* basée sur plusieurs signaux sociaux issus de différents réseaux sociaux. Le score social est estimé avec un simple comptage des signaux (partage, bookmark, tweet), et il est combiné avec le TF-IDF. Le score social est utilisé pour déterminer quelles ressources devraient être retournées en premier. Les résultats montrent que l'idée derrière cette approche est une alternative prometteuse aux méthodes existantes (ex. PageRank) afin de déterminer l'importance des pages web indépendamment de la requête. (Badache et Boughanem, 2017) proposent une étude plus approfondie sur les signaux sociaux. Ils considèrent que le moment (la date) où les actions de l'utilisateur se produisent et la diversité des actions peuvent avoir un impact sur la performance de la recherche. Ils modélisent ces caractéristiques sociales hétérogènes comme des probabilités a priori du document. Les expérimentations réalisées sur deux collections différentes d'INEX, à savoir SBS et IMDb, enrichis par plusieurs données sociales collectées à partir de plusieurs réseaux sociaux, ont confirmé l'intérêt d'intégrer la fraîcheur et la diversité des signaux sociaux dans le processus de RI.

La majorité des travaux de l'état de l'art se sont focalisés sur l'exploitation des annotations sociales (tags). Mais à notre connaissance, aucun de ces travaux ne s'est intéressé aux signaux émotionnels de type *emoji* tels que *j'adore, haha, wouah*, etc. Nous avons également constaté que, à l'exception des travaux de (Badache et Boughanem, 2017), les travaux sur les signaux sociaux se sont principalement intéressés à l'exploitation locale de ses signaux (utiliser les UGCs de Twitter pour la RI dans Twitter, utiliser les signaux de Youtube pour la recherche dans Youtube, etc).

L'approche que nous proposons dans cet article est dans la même lignée que certains travaux de l'état de l'art, c'est-à-dire exploiter les caractéristiques sociales autour d'une ressource (document) web pour améliorer le tri des résultats des moteurs de recherche basés uniquement sur le texte. Cependant, notre travail se différencie de l'état de l'art sur les points suivants. D'abord, nous analysons de nouveaux signaux (réactions de Facebook : *j'adore, haha, grrr, wouah et triste*), leur distribution dans les ressources web ainsi que la façon dont les utilisateurs utilisent ces actions relevant d'activités sociales. Ensuite, nous proposons une approche qui exploite et évalue l'impact de ces signaux émotionnels sur le classement des résultats en RI. En particulier, nous estimons l'importance d'un document en exploitant ces nouveaux signaux, pris en compte individuellement et groupés selon leur signification en termes de sentiment (positif ou négatif) dans un modèle de RI.

3. Motivation : analyse des réactions sur Facebook

Nous avons mené une étude statistique préliminaire sur les réactions émotionnelles qui seront utilisées par notre approche (présentée dans la section 4). Le but de cette étude est :

– de montrer la façon dont les utilisateurs utilisent ces réactions,
– et d'illustrer leur distribution dans deux types de ressource (médias et films).

3.1. *Réactions dans les médias internationaux et les films*

Nous avons étudié les réactions des utilisateurs sur les 10 meilleurs films de l'année 2016 ainsi que 4650 articles sur 10 médias internationaux célèbres entre le 2 Mars et 2 juin 2016 : «The Guardian (Royaume-Uni)», «The Wall Street Journal (USA)», «New York Times (USA)», «The Washington Post (USA)», «China Daily (Chine)», «The Times of India (Inde)», «The Sydney Morning Herald (Australie)», «Fox News (USA)», «Dawn (Pakistan)», «CNN (USA)».

Remarque : Nous avons utilisé à la fois l'API de Facebook et le *parsing* des pages web pour collecter le nombre de chaque réaction (*j'adore, haha, wouah, grrr, triste*) pour chaque post Facebook concernant les médias ou les films étudiés.

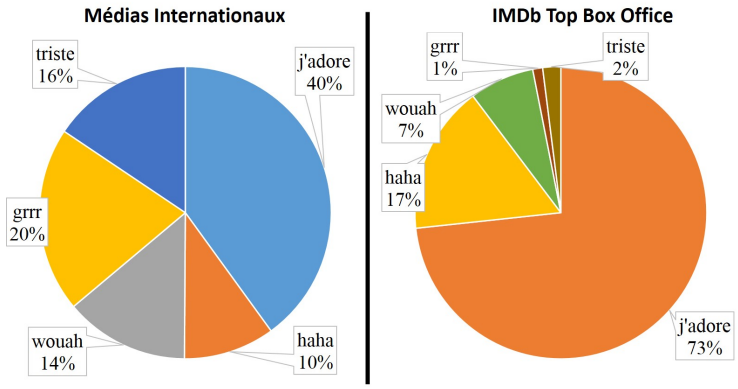

Figure 3. *Moyenne des réactions dans les médias internationaux et IMDb Box Office*

La figure 3 présente la moyenne en pourcentage des réactions de Facebook effectuées sur des posts (ressources) liés aux médias internationaux et les films d'IMDb Top Box Office. Globalement, nous avons constaté que les utilisateurs utilisent beaucoup plus des émotions de type *j'adore*. Quarante pour cent (pour les médias internationaux) et Soixante-treize pour cent (pour le Top Box Office d'IMDb) de toutes les réactions sont des signaux *j'adore*. Les utilisateurs étaient moins susceptibles d'utiliser les deux réactions négatives (*grrr* et *triste*) dans les films, ainsi que les réactions drôles (*haha* et *wouah*) dans les médias.

Nous avons également examiné le taux d'utilisation de chaque réaction (signal) (*j'adore, haha, grrr, wouah*, et *triste*) au sein de chaque post lié aux médias et films étudiés. Les résultats sont présentés dans les figures 4, 5, 6, 7 et 8, où l'on montre la

répartition en pourcentage de chaque réaction sur les deux ensembles de données : les médias internationaux et les films d'IMDb Top Box Office 2016.

Dans toute les figures 4, 5, 6, 7 et 8, on constate d'abord que *j'adore* est le signal le plus utilisé sur tous les posts. Il représente plus de 50% pour tous les posts, à l'exception des posts des médias «The Wall Street Journal», «Sydney Morning Herald», «Times of India» et «The Dawn», pour lesquels *j'adore* ne représentent que 24%, 21%, 11% et 10%, respectivement.

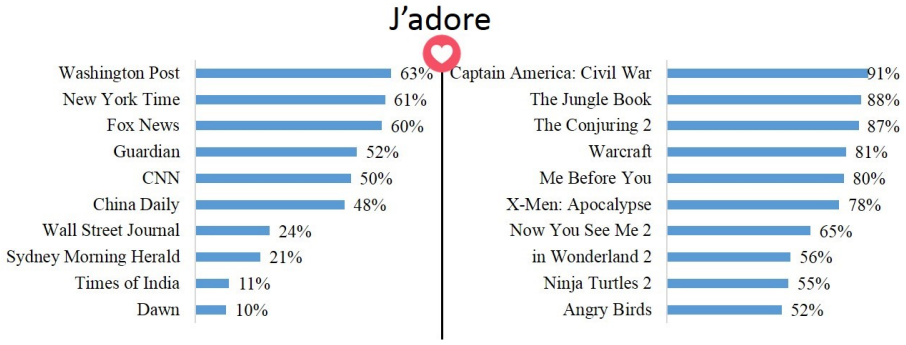

Figure 4. *"j'adore" dans les médias internationaux et les films d'IMDb Box Office*

Nous remarquons également dans la figure 5 que l'audience des posts liés aux films «Angry Birds», «Ninja Turtles 2», «Alice in Wonderland 2», «Now You See Me 2» ainsi qu'au média «The Dawn» sont les plus susceptibles d'utiliser la réaction *haha*. Les fans des posts relatives aux «Conjuring 2», «Warcraft», «China Daily» et «Sydney Morning Herald» sont les moins susceptibles d'utiliser la réaction *haha* (des taux de 1%, 2% et 3%).

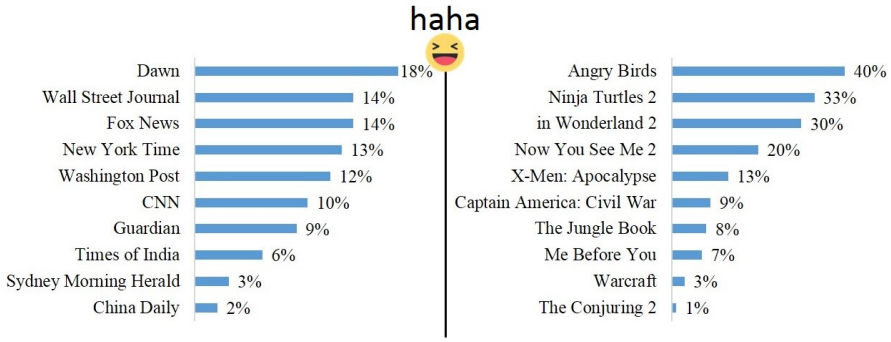

Figure 5. *"haha" dans les médias internationaux et les films d'IMDb Box Office*

Sur la figure 6, la réaction de *wouah* représente un quart ou plus de toutes les réactions pour les fan de «CNN» et «Wall Street Journal». L'audience des posts de

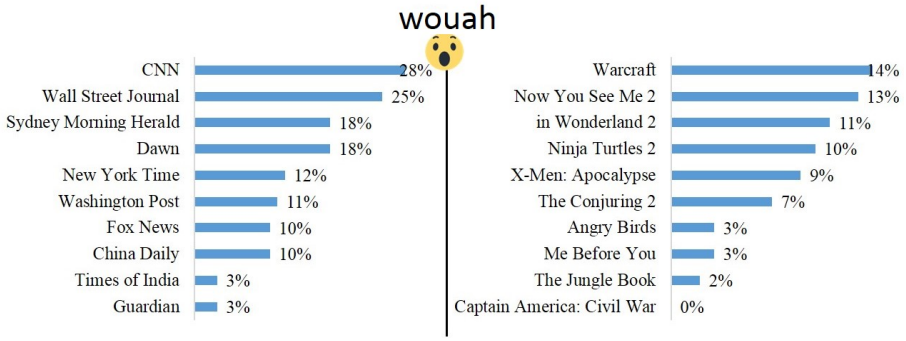

Figure 6. *"wouah" dans les médias internationaux et les films d'IMDb Box Office*

«Times of India», «The Guardian», «The Jungle Book» et «Captain America : Civil War» était la moins corrélée avec la réaction *wouah*.

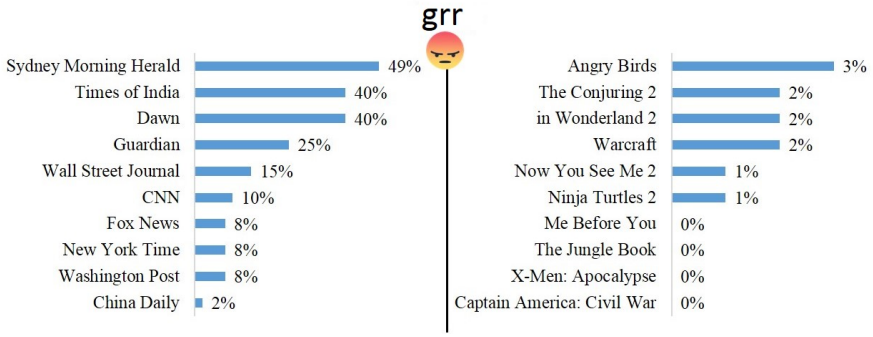

Figure 7. *"grrr" dans les médias internationaux et les films d'IMDb Box Office*

Nous remarquons sur la figure 7 que les fans de «Sydney Morning Herald», «Times of India» et «The Dawn» sont les plus en colère par une large marge. Quarante-neuf pour cent des réactions sur «Sydney Morning Herald» sont des *grrr*. Les journaux «Times of India» et «The Dawn» sont à la deuxième place avec 40% de leurs réactions. «China Daily» a eu le moins de fans en colère. Nous avons également remarqué que les films n'attirent pas beaucoup de réactions de type *grrr*.

Enfin, nous observons que la réaction *triste* a été utilisée le moins uniformément parmi les fans de films. La réaction de *triste* a représenté 10% des réactions sur les films «Me Before You» et «The Conjuring 2», mais seulement 1%, 2% ou 3% pour le reste des films. Concernant les médias tels que «Times of India» et «China Daily», la réaction *sad* a représenté respectivement 40% et 38% de l'ensemble des réactions.

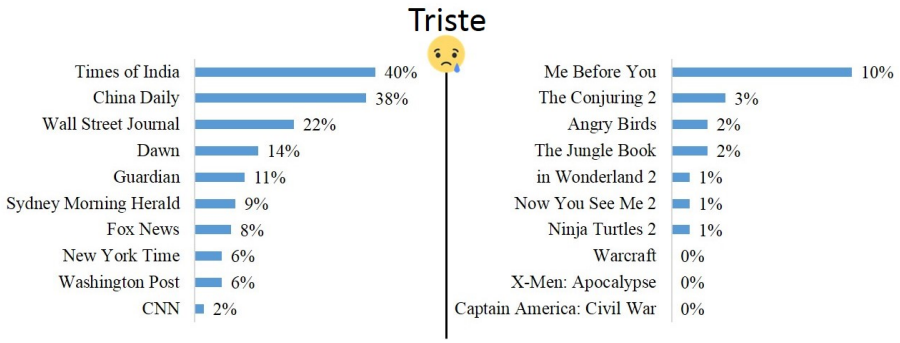

Figure 8. *"triste" dans les médias internationaux et les films d'IMDb Box Office*

3.2. *Réactions des utilisateurs Facebook : cas de l'attentat de Bruxelles*

Nous avons analysé les réactions des utilisateurs de Facebook au premier reportage sur l'attaque du 22 mars à Bruxelles. Au petit matin du 22 mars, des explosions ont eu lieu à Bruxelles, près de l'aéroport de Zaventem et d'une voiture de métro. Les premiers messages sur l'attaque étaient très semblables dans plusieurs médias. Nous avons répertorié 4 nouvelles publiées sur les pages Facebook officielles de 4 médias ainsi que le titre de l'article auquel elles ont été associées dans leurs messages (voir tableau 2). Bien que les posts aient été faits tôt le matin, ils ont reçu une moyenne de 4200 de réactions. Nous avons constaté qu'avec cette tragédie très émotionnelle, les utilisateurs étaient plus susceptibles d'utiliser des réactions autres que le signal *j'aime*. En fait, les fans de «CNN» et de «Fox News» ont utilisé beaucoup plus les nouvelles réactions que le signal classique de Facebook *j'aime*.

Média	Titre de l'article
CNN	Breaking : Belgium police at the airport at Zaventem told CNN that 'there has been an explosion' and 'something has happened'.
Fox News	Breaking News : At least 13 Killed in explosions at Brussels airport, metro station, Belgian media report.
Sydney Morning Herald	Multiple explosions reported in Brussels, Belgium.
Times of India	Brussels airport explosion : Several feared dead, shouts in Arabic.

Tableau 2. *Liste des articles publiés sur les pages Facebook officielles de 4 médias*

Selon la figure 9, quand nous avons examiné les réactions *nonlike* individuellement, nous avons constaté que «CNN» et «Sydney Morning Herald» ont les fans les plus en colère (*grrr*) avec 71% et 73%, respectivement. Le «Times of India» a eu les fans les plus *triste* en réaction à l'article sur l'attaque avec 68%, et les fans de «Fox News» étaient entre la tristesse et la colère (45% *grrr* et 49% *triste*). Bien qu'il y ait eu des réactions de type *wouah*, et quelques réactions dispersées *j'adore* et *haha*, elles ont représenté moins d'un dix-millième pour cent des réactions globales.

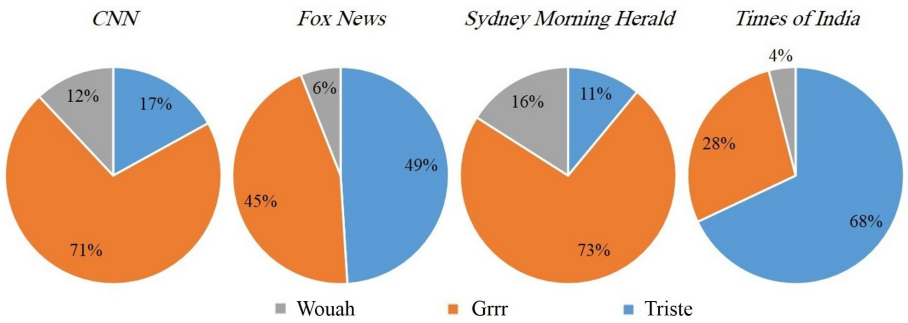

Figure 9. *Les réactions des utilisateurs à l'attenant de Bruxelles 22 mars 2016*

Enfin, à travers l'utilisation des réactions par les utilisateurs de Facebook, nous pourrions avoir la capacité de mesurer le sentiment d'une façon encore plus dynamique. Le bouton *j'aime* permet déjà de connaître le contenu qui intéresse l'utilisateur. Maintenant, avec plus de cinq *réactions* (ou *emoji*), nous pouvons enregistrer des réactions plus nuancées. Grâce à ces réactions, l'utilisateur fournit des informations sur ce qu'il *adore* ou ce qui le rend en colère (*grrr*). En considérant toutes ces données, nous pouvons établir un profil détaillé des goûts et de la personnalité de l'utilisateur. Notre étude de ces réactions sociales a uniquement pour but de comprendre comment les gens les utilisent. Cependant, ces nouveaux signaux peuvent être exploités dans l'analyse du sentiment ou considérés comme une connaissance a priori pour estimer la pertinence du document en réponse à un besoin d'information de l'utilisateur.

Dans la section suivante, nous allons présenter un modèle de RI exploitant ces réactions comme un facteur de pertinence pour mesurer l'importance a priori d'une ressource.

4. Impact des réactions sociales en RI

Notre approche consiste à exploiter les réactions de Facebook comme des connaissances a priori à prendre en compte dans le processus de recherche. Nous combinons la pertinence textuelle d'un document vis-à-vis d'une requête et son importance sociale estimée à travers les réactions des utilisateurs de Facebook.

4.1. *Notations*

L'information sociale que nous exploitons dans le cadre de notre modèle peut être représentée par 3-uplets $< U, C, R >$ où *U, C* et *R* sont des ensembles finis d'instances *Utilisateurs*, *Documents* et *Réactions*.

4.1.1. *Documents*

Nous considérons une collection *C* = $\{D_1, D_2, ... D_n\}$ de *n* documents, où chaque document D_i représente un film. Nous supposons qu'un film peut être représenté à la fois par un ensemble de mots textuels $D_i^w = \{w_{i1}, w_{i2}, ... w_{iz}\}$ et par un ensemble de réactions sociales *R* effectuées sur le document, $D_i^r = \{r_{i1}, r_{i2}, ... r_{im}\}$.

4.1.2. *Réactions*

Nous considérons l'ensemble *R* = {r_1, r_2, ... r_m} de m le nombre de réactions. Ces réactions représentent la relation entre les utilisateurs *U* = {u_1, u_2, ... u_h} et les documents *C*.

4.2. *Pertinence thématique et probabilité a priori du document*

Nous exploitons des modèles textuels pour estimer la pertinence d'un document à une requête. Notre approche combine la probabilité a priori du document $P(D)$ et la valeur d'état de pertinence $RSV_{textuel}(Q, D)$ entre une requête Q et le document D comme suit :

$$RSV(D, Q) \overset{\text{rank}}{=} P(D) \cdot RSV_{textuel}(Q, D) \quad [1]$$

Où $RSV_{textuel}$ peut être estimé avec différents modèles tels que BM25 et le modèle de langue. La probabilité a priori $P(D)$ est une probabilité indépendante de la requête. Nous utilisons cette hypothèse comme première approximation. Cette probabilité $P(D)$ est utile pour représenter et incorporer d'autres sources d'évidence dans le processus de RI. Notre principale contribution est d'estimer $P(D)$ en exploitant les réactions.

4.3. *Estimation des probabilités a priori*

Nous proposons d'estimer $P(D_i)$ en considérant uniquement les signaux sociaux qui sont associés au document. En particulier nous l'estimons en comptant simplement le nombre de réactions réalisées sur le document D_i. Nous supposons que ces caractéristiques sociales sont indépendantes. Ainsi, la formule générale pour calculer $P(D_i)$:

$$P(D_i) = \prod_{r_j \in R} P(r_j | D_i^r) \quad [2]$$

Où $P(r_j|D_i)$, liée à l'apparition d'une réaction r_j dans un document D_i, est estimée en utilisant le maximum de vraisemblance comme suit :

$$P(r_j | D_i^r) = \frac{|r_j(D_i)|}{|r_\bullet(D_i)|}, \quad [3]$$

Où $|r_j(D_i)|$ est le nombre de réactions de type r_j sur le document D_i et $|r_\bullet(D_i)|$ le nombre total de réactions sur le document D_i. En outre, afin d'éviter les probabilités nulles nous utilisons un lissage de Dirichlet pour lisser les estimations de probabilités initiales $P(r_j|D_i)$ par collection C. Cela mène à la formule suivante :

$$P(D_i) = \prod_{r_j \in R} \left(\frac{|r_j(D_i)| + \mu \cdot P(r_j|C)}{|r_\bullet(D_i)| + \mu} \right), \quad [4]$$

Où $P(r_j|C)$, de manière analogue à $P(r_j|D_i^r)$, est estimé en utilisant le maximum de vraisemblance.

$$P(r_j | C) = \frac{\sum_{D_i \in C} |r_j(D_i)|}{\sum_{D_i \in C} |r_\bullet(D_i)|} \quad [5]$$

5. Évaluation expérimentale

Afin d'évaluer notre approche, nous avons effectué une série d'expérimentations sur la collection INEX IMDb (Internet Movie Database). Notre objectif principal dans ces expériences est d'évaluer l'impact des signaux émotionnels (réactions) sur le système de RI vis-à-vis à la fois d'approches qui ne prennent pas en compte ce type de facteurs et aussi celles qui ne considèrent pas du tout cette notion de probabilité a priori.

5.1. *Description de la collection de test*

Nous avons utilisé une collection de documents fournies par INEX IMDb. Chaque document décrit un film, et est représenté par un ensemble de méta-données, listées dans le tableau 3. Chaque document a été indexé en fonction des mots clés se trouvant dans les balises ayant le statut indexé dans le tableau 3. L'indexation est classique, utilisation de Porter et les mots grammaticaux sont supprimés. Pour chaque document, nous avons collecté les réactions de Facebook via leur API correspondante. Nous les avons mises dans la balise UGC (User Generated Content). Ce champ n'a pas été indexé. Nous avons choisi 30 requêtes parmi l'ensemble des requêtes d'INEX IMDb[1] (voir tableau 5 qui présente 3 exemples de requêtes). Pour obtenir les jugements de pertinence, nous utilisons les Qrels fournies par INEX IMDb 2011.

Champ	Description	Statut
ID	Identifiant du film (le document)	-
Title	Le titre du film	Indexé
Year	L'année de sortie du film	Indexé
Rated	Classement des films selon le type du contenu	-
Released	Date de réalisation du film	Indexé
Runtime	Durée du film	Indexé
Genre	Genre de film (Action, Drame, etc.)	Indexé
Director	Le directeur du projet du film	Indexé
Writer	Les écrivains et les scénaristes du film	Indexé
Actors	Les acteurs principaux du film	Indexé
Plot	Résumé textuel du film	Indexé
Poster	Le lien URL de l'affiche du film	-
url	Le lien URL qui mène à la source originale du document	-
UGC	Les différentes données sociales	-

Tableau 3. *Liste des différents champs d'un document dans la collection*

Le tableau 4 montre un exemple d'un document d'IMDb contenant des réactions (*j'adore, haha, grrr, wouah, triste*) et le signal *j'aime*. L'URL du document est donnée par la syntaxe suivante : *www.imdb.com/title/{id}/*

		Facebook					
Titre du film	id	j'aime	j'adore	haha	wouah	triste	grrr
Sinister	*tt1922777*	14763	8520	12	10256	647	146

Tableau 4. *Exemple d'un document ayant des réactions sociales*

1. https ://inex.mmci.uni-saarland.de/tracks/dc/2011/

Requête	Description	Narrative
action biker	search for all action movies with bikers in it.	As i like action movies, specially if bikers are in it, i like to get a list of all these movies.
ancient Rome era	find the movies about the era of ancient Rome.	I am interested in the movies about era of ancient Rome. I am looking for movies talking stories in the era of ancient Rome.
true story drugs +addiction -dealer	find movies about drugs (drug addiction but not drug dealers) that are based on a true story.	I am working with teens and I want to show them a movie about drugs that is based on a true story. A relevant movie is any true story based movie about drug use and addiction. Movies about drug dealers are not relevant. I would like to see as much information as possible about the movie in order to decide whether the movie is appropriate or not.

Tableau 5. *Exemple de requêtes d'évaluation INEX IMDb*

5.2. *Résultats et discussion*

Nous avons effectué des expérimentations avec un modèle basé uniquement sur le contenu textuel (modèle de langue Hiemstra (Hiemstra, 1998)), ainsi que des approches combinant la texte et les caractéristiques sociales comme des probabilités a priori de document. Nous notons que la meilleure valeur de $\mu \in [90, 100]$. Nous avons utilisé $\mu = 97$ comme valeur optimale, et la valeur par défaut pour le paramètre lambda du modèle Hiemstra ($\lambda = 0.15$).

Afin de construire les résultats de notre approche, nous avons effectué le réordonnancèrent des 1000 premiers documents envoyés par le modèle textuel de base en combinant l'importance sociale de chaque document avec son score thématique de base (Équation 1).

Modèles de RI	P@10	P@20	nDCG	MAP
Base : Modèles textuel				
ML.Hiemstra	0.3700	0.3403	0.4325	0.2402
Base : Modèle basé sur J'aime				
j'aime	0.3938	0.3620	0.5130	0.2832
Réactions de Facebook exploitées Individuellement				
j'adore,	0.4122*	0.3702*	0.5300*	0.2978*
haha	0.3900	0.3624	0.5100	0.2766
wouah	0.4031*	0.3755*	0.5203*	0.2889*
triste	0.3800	0.3505	0.4811	0.2700
grrr	0.3111	0.2814	0.3421	0.1601
Combinaison des réactions de Facebook				
(triste, grrr)$^-$	0.3021	0.2614	0.3167	0.1574
(j'adore, haha, wouah)$^+$	0.4275*	0.4112*	0.5773*	0.3168*

Tableau 6. *Résultats de P@{10, 20}, nDCG et MAP*

Le tableau 6 compare les différentes configurations de notre approche en termes de précision@k ($k \in \{10, 20\}$), nDCG et MAP. Nous avons évalué différentes configurations en tenant compte des réactions sociales de Facebook individuellement et

regroupées selon leur signification : émotions positives ou négatives (étiquetées $^+$ ou $^-$ dans le tableau 6, respectivement). Afin de vérifier si les résultats obtenus sont statistiquement significatifs par rapport aux modèles de base, nous avons effectué le t-test (test de Student apparié). Les résultats marqués par l'astérisque (*) dans le tableau 6 indiquent que les améliorations sont statistiquement significatives avec un valeur-p (*p-value*) < 0.05. Nous discutons dans ce qui suit les résultats de chacune des configurations que nous avons étudiées.

5.2.1. *Impact des réactions prises en compte individuellement*

Les meilleurs résultats sont obtenus par les réactions *j'adore* et *wouah* avec 0.4122 et 0.4031 en termes de $P@10$, respectivement. Certaines requêtes telles que «romance movies by Leonardo DiCaprio or Tom Cruise» et «romance movies by Richard Gere or George Clooney» ont enregistré la plus haute précision lorsque la réaction *j'adore* est prise en compte dans le processus de recherche (avec 0.8801 et 0.9112 en termes de $P@10$, respectivement). La réaction *wouah* est plus efficace avec des requêtes qui représentent un fait réel ou des informations bizarres et passionnantes comme «true story event movies» qui ont enregistré une $P@10$ de 0.7754. Les réactions *haha* et *triste* fournissent les résultats les plus faibles par rapport au modèle basé sur le signal *j'aime*, mais apportent des améliorations significatives par rapport au modèle textuel *ML.Hiemstra*. La réaction *grrr* est la caractéristique la plus faible, il est proche d'un signal négatif qui est associé beaucoup plus avec des documents non pertinents.

5.2.2. *Impact des réactions groupées selon leur signification*

La probabilité a priori du document basée sur le groupement des réactions positives améliore significativement les résultats en termes de nDCG par rapport au *ML.Hiemstra*, en particulier lors de l'utilisation des réactions positives (*j'adore, haha, wouah*)$^+$: 34%, ainsi que par rapport à la prise en compte individuelle des réactions. Nous pouvons également remarquer que lorsque les réactions négatives sont groupées, la pertinence des documents retournés devient très faible et en dessous des modèles de base (*ML.Hiemstra* et le modèle basé sur le signal classique *j'aime*). Ces faibles résultats peuvent êtres expliqués par le manque de requêtes qui expriment un besoin portant des émotions de tristesse et de colère (*triste* et *grrr*). Dans notre cas, les deux requêtes d'IMDb qui peuvent concernées des documents suscitant des émotions négatives sont «Worst actor century» et «Chernobyl» qui ont enregistré des $P@10$ significatives de 0.7126 et $0,7610$, respectivement. Par conséquent, ce type de signaux peut être vu comme un sentiment négatif et dans ce cas devient utile pour capturer les documents non pertinents lorsque les requêtes sont émotionnellement positives.

5.2.3. *Corrélation entre les réactions et la pertinence*

Afin de déterminer le lien entre les réactions de Facebook et la pertinence des documents, nous avons effectué une étude de corrélation utilisant le coefficient de Spearman (Bolboaca et Jantschi, 2006).

La figure 10 montre les valeurs des corrélations entre les réactions et la pertinence des documents. Cette étude montre que *J'adore* (0.33) a la corrélation la plus élevée, suivie du nombre de *Wouah* (0.27) et *Haha* (0.26). Les réactions *Triste* et *Grrr* sont les moins corrélées avec la pertinence. Ce résultat justifie les résultats obtenus ci-dessus (voir le tableau 6) et confirme que ces nouveaux signaux émotionnels contribuent à l'amélioration de la performance des systèmes de RI. En effet, les ressources bien positionnées ont un grand nombre de réactions et le contenu fréquemment *adoré* ou *plus drôle* est de plus en plus corrélé avec le bon classement de pertinence.

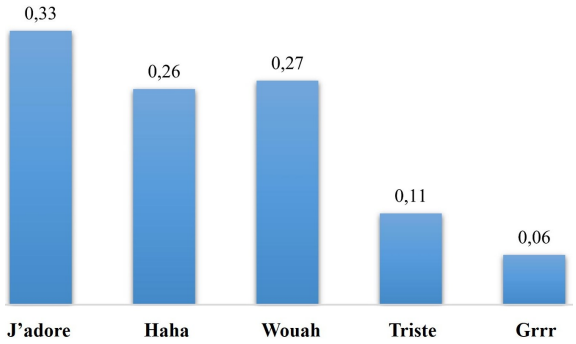

Figure 10. *Correlations entre les réactions et la pertinence*

Enfin, ces résultats montrent que les réactions Facebook semblent être utiles pour les systèmes de RI, et peuvent être plus efficaces pour la recherche spécifique qui prennent en compte l'aspect émotionnel dans la recherche. Par conséquent, le regroupement de ces signaux selon leur signification, où certains signaux sont positifs et liés à la réputation du document, est plus efficace par rapport à la prise en compte individuelle des signaux pour améliorer la RI. Nous notons également que l'impact de ces réactions est lié à la nature et aux émotions exprimées dans les requêtes.

6. Conclusion

Dans cet article, nous avons réalisé une étude préliminaire sur l'impact de nouveaux signaux liés aux réactions des utilisateurs de Facebook (*j'adore, haha, grrr, wouah* et *triste*) sur la RI. En analysant les réactions de Facebook, nous remarquons que toutes les réactions sociales améliorent les performances en RI. Ils nous permettent de mieux comprendre si l'utilisateur a apprécié le contenu du document ou non. Nous avons proposé d'estimer l'importance sociale d'un document en considérant ces réactions comme une source d'évidence supplémentaire pour mesurer la pertinence des documents. L'évaluation expérimentale menée sur la collection IMDb montre que la prise en compte de ces caractéristiques sociales combinées avec un modèle textuel améliore la qualité des résultats de recherche retournés. L'analyse de corrélation montre que les réactions positives sont positivement corrélées avec la pertinence.

Pour les travaux futurs, nous prévoyons d'évaluer l'impact de ces réactions dans la détection de sentiments en prenant en compte leur temporalité. D'autres expérimen-

tations sur d'autres ensembles de données sont également nécessaires. Malheureusement, jusqu'à présent, ces fonctionnalités sociales ne sont pas encore disponibles sur d'autres documents de données standard tels que INEX Social Book Search.

7. Bibliographie

Alonso O., Kandylas V., « A Study on Placement of Social Buttons in Web Pages », *arXiv preprint arXiv :1410.2828*, 2014.

Badache I., Boughanem M., « Social Priors to Estimate Relevance of a Resource », *IIiX Conference*, IIiX'14, ACM, NY, USA, p. 106-114, 2014.

Badache I., Boughanem M., « Document Priors Based on Time-Sensitive Social Signals », *ECIR*, p. 617-622, 2015.

Badache I., Boughanem M., « Fresh and Diverse Social Signals : any impacts on search ? », *ACM SIGIR CHIIR*, 2017.

Bao S., Xue G., Wu X., Yu Y., Fei B., Su Z., « Optimizing web search using social annotations », *Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web*, p. 501-510, 2007.

Bolboaca S. D., Jantschi L., « Pearson versus Spearman, Kendall's Tau Correlation Analysis on Structure-Activity Relationships of Biologic Active Compounds », *LJS*, 2006.

Brin S., Page L., « The Anatomy of a Large-scale Hypertextual Web Search Engine », *WWW*, p. 107-117, 1998.

Buijs M., Spruit M., « Determining the relative importance of webpages based on social signals using the social score and the potential role of the social score in an asynchronous social search engine », *KDD*, Springer, p. 118-131, 2014.

Chelaru S., Orellana-Rodriguez C., Altingovde I. S., « How useful is social feedback for learning to rank YouTube videos ? », *World Wide Web*p. 1-29, 2013.

Cheng X., Dale C., Liu J., « Statistics and social network of youtube videos », *16th Interntional Workshop on Quality of Service*, p. 229-238, 2008.

Cunningham S. J., Nichols D. M., « How people find videos », *ACM/IEEE-CS JCDL*, 2008.

Davison B. D., « Topical locality in the Web », *SIGIR*, p. 272-279, 2000.

Hiemstra D., « A Linguistically Motivated Probabilistic Model of Information Retrieval », *ECDL Conference*, vol. 1513, p. 569-584, 1998.

Inagaki Y., Sadagopan N., Dupret G., Dong A., Liao C., Chang Y., Zheng Z., « Session Based Click Features for Recency Ranking. », *AAAI Press*, 2010.

Khodaei A., Alonso O., « Temporally-Aware Signals for Social Search », *SIGIR TAIA*, 2012.

Kraaij W., Westerveld T., Hiemstra D., « The Importance of Prior Probabilities for Entry Page Search », *SIGIR*, p. 27-34, 2002.

Macdonald C., Ounis I., « Voting for candidates : adapting data fusion techniques for an expert search task », *CIKM*, p. 387-396, 2006.

Westerveld T., Kraaij W., Hiemstra D., « Retrieving web pages using content, links, urls and anchors », 2002.

Zhang B.-W., Yin X.-C., Zhou F., « A generic Pseudo Relevance Feedback framework with heterogeneous social information », *Information Sciences*, 2016.