République Algérienne Démocratique ET Populaire
Ministère de L'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Amar Telidgi - Laghouat

Faculté des sciences
Département de mathématiques et d'informatique

Mémoire de Master

Domaine : Mathématiques et Informatique.

Filière : Informatique.

Option : Systèmes d'Information et de Décision.

Mémoire de fin d'étude en vue d'obtention de diplôme
Master en systèmes d'information et de décision

Réalisé par : **Rouane Oussama**

Thème :

Étude comparative entre deux Algorithmes de Prédiction des Liens dans les Réseaux Sociaux

---

Soutenu publiquement devant le jury composé de :

Mr	Y. Guellouma	Université de Laghouat	(Président)
Mr	B. Ziani	Université de Laghouat	(Examinateur)
Mr	A. Lakhdari	Université de Laghouat	(Examinateur)
Mr.	Y. Ouinten	Université de Laghouat	(Encadreur)
Mr.	M. Bouakkaz	Université de Laghouat	(Co-Encadreur)

Année universitaire : 2014/2015

Dédicaces

“

Je dédie affectueusement ce modeste travail :

A mes chers parents :

- *A mon cher père Rouane Ali, c'est à toi que je dois tout. Ce travail est le fruit de la rigueur de ton éducation.Que Dieu le garde et protège pour moi.*
- *A ma chère mère Rouane Zohra qui m'a éclairée mon chemin et qui m'a encouragée et soutenue tout au long de mes études. Que Dieu la garde et protège pour moi aussi.*

A mon frère et mes soeurs : *Abd Eslam, Saida , Nour el houda et Rihem auxquels je souhaite tout le bonheur, le succès et la réussite.*

A tous mes amis : *en particulier à Gasmi Aissa , Bakha Abesse, Khorsi Ahmed, Benlehbib Abd essatar.*

A tous mes enseignants : *qui ne m'ont guère privé de leur savoir et de leur bienséance.*

Enfin à tous qui portent le nom Rouane et à tous ceux qui connaissent.”

Rouane Oussama

Remerciements

“

Je remercie tout d'abord ALLAH , le tout puissant de m'avoir donné la force et la patience et de m'avoir rapprocher des personnes qui m'ont soutenu et aidé pour accomplir ce travail.

Mes remerciements s'adressent également à tous les personnes qui ont contribué de près ou de loin avec leurs conseils ou avec leurs encouragements à l'accomplissement de ce travail.

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance et remerciements à M^r. Ouinten Youcef, professeur à l'université de Laghouat d'avoir accepté d'encadrer et de diriger mes travaux. Mes remerciement vont aussi à mon co-encadreur M^r.Bouakkaz Mustapha qui n'a pas cessé de m'aider et de m'encourager pour l'accomplissement de ce mémoire.

Je remercie tous le personnel de l'université Amar telidgi de Laghouat ,l'université qui m'a accueilli bras ouvert , mes remerciements vont particulièrement aux enseignants et administrateurs du département de mathématique et informatique.

Enfin, j'exprime mes vifs remerciements à toute ma famille et spécialement à mes parents ,que je leurs souhaite une longue vie pleine de bonheur, de santé et de prospérité, c'est à eux que je dois tout . ”

ROUANE OUSSAMA

Résumé

Ce mémoire présente une étude comparative entre deux algorithmes de prédictions des liens dans les réseaux sociaux en se basant sur les motifs topologiques d'un réseau social.

Nous commençons ce mémoire par une petite introduction sur les réseaux sociaux, ensuite nous présentons une vision globale sur le domaine de l'analyse des réseaux sociaux. Enfin nous présentons un état de l'art sur les différentes techniques proposées pour résoudre le problème de prédiction des liens.

Nous nous focalisons dans ce travail sur les mesures de similarités topologique. nous avons choisi d'expérimenter les deux mesures : Adamic/Adar et voisins communs.

Nous avons implémenté, comparé et mesuré les performances de chacun de ces deux algorithmes.

Mots-clés : Analyse des réseaux sociaux, prédiction des liens dans les réseaux sociaux, mesure de similarité topologique, Adamic/Adar, Voisins communs.

Abstract

THIS dissertation presents a comparative study between two algorithms of link prediction in social networks based on topological motifs of social network.

We begin this dissertation by a small introduction about social networks, then we present a global vision about social network analysis domain's. We present a state of art for different technics proposed to resolve the link prediction problem.

We focus in this work on topological mesures of similarity, we chose to experiment two mesures of simiarity : Adamic/Adar and Commons Neighbors.

We implemented, compared, mesured, the preformances of each of these two functions.

Keywords : social networks analysis, link prediction in social networks, topological mesures of similarity, Adamic/Adar, Commons Neighbors.

Table des matières

Résumé **i**

Abstract **ii**

Introduction **ix**

1 Généralités sur les réseaux sociaux **1**
1.1 Historique des réseaux sociaux 1
1.1.1 Panorama des réseaux sociaux 2
1.1.1.1 1997-2001 :les réseaux sociaux foisonnent 2
1.1.1.2 2002-2003 :Les réseaux sociaux envahissent la toile 3
1.1.1.3 Myspace 3
1.1.1.4 Facebook 4
1.2 Types des réseaux sociaux 4
1.2.1 Réseaux sociaux professionnelles 5
1.2.1.1 LinkedIn 5
1.2.1.2 Viadeo 6
1.2.2 Les réseaux sociaux grands publics 7
1.2.2.1 Facebook 7
1.2.2.2 Twitter 7
1.2.2.3 Google+ 8

2 État de l'art **10**
2.1 Analyse des réseaux sociaux 10
2.1.1 Définition 10
2.1.2 Représentation d'un réseau social 11
2.1.3 Indicateurs d'un réseau social 13
2.1.3.1 Densité 13
2.1.3.2 Centralité 13
2.1.4 Caractéristiques d'un réseau social 14
2.1.4.1 Six degrés de séparation (petit monde) 14
2.1.4.2 Coefficient de Clustering élevé 15
2.1.4.3 Structure en communautés 16
2.1.4.4 Distribution de degré en loi de puissance 16
2.2 Prédiction des liens 17
2.2.1 Problématique 17

2.2.2 Domaines d'applications 18
2.3 Techniques de prédiction des liens 18
2.3.1 Les approches non supervisé 19
2.3.1.1 Mesures basées sur le contenu d'un nœud 19
2.3.1.2 Mesures basées sur les motifs topologiques 20
• Mesures de similarité locales 21
• Mesures de similarité globales 24
• Mesures basées sur les marches aléatoires 25
2.3.1.3 Mesures basées sur la théorie social 25
2.3.2 Méthodes basées sur l'apprentissage supervisé 26
2.3.2.1 Classification binaire 26

3 Les fonctions : Adamic/Adar et voisins communs 28
3.1 La fonction de similarité : Adamic/Adar 28
3.1.1 Origine de la méthode 28
3.1.2 Principe de la méthode 29
3.1.2.1 Calcul de la matrice de similarité 29
3.1.3 Exemple pratique 29
3.2 La fonction de similarité : Voisins communs 34
3.2.1 Origine de la méthode 34
3.2.2 Principe de la méthode 34
3.2.2.1 Calcul de la matrice de similarité 34
3.3 Mesures de performances 37
3.3.1 Le rappel 38
3.3.2 La précision 39
3.3.3 La F-mesure 39

4 Implémentation et Expérimentations 40
4.1 Environnement de travail 40
4.2 Description de l'application 42
4.2.1 Algorithmes et explications 42
4.2.1.1 Construire la matrice de Adamic et Adar 44
4.2.1.2 Construire la matrice de Commons Neighbors . . . 46
4.2.1.3 Construire la nouvelle matrice d'adjacence 46
4.2.1.4 Calculer les mesures de performance 47
4.2.2 Représentation de l'application 49
4.3 Expérimentations et résultats 50
4.3.1 Interprétation des résultats 55
4.3.1.1 Point de vue temps d'exécution 55
4.3.1.2 Point de vue Rappel 55
4.3.1.3 Point de vue Précision 55
4.3.1.4 Point de vue F-mesure 56

Conclusion 57

Bibliographie 58

Table des figures

1.1 Chronologie des réseaux sociaux 5
1.2 Logo de LinkedIn 6
1.3 Logo de Viadeo 6
1.4 Logo de Facebook 7
1.5 Logo de Twitter 8
1.6 Logo de Google+ 9

2.1 Représentation d'un réseau social avec une matric d'adjacence . . . 13
2.2 Théorie de six degrés de séparation 15
2.3 Coefficient de clustering élevée 15
2.4 Structure en communautés 16
2.5 Distribution de degrés en loi de puissance 16
2.6 Problématique 17

3.1 Exemple d'une capture d'un reseau social 30
3.2 L'état du réseau aprés l'exécution de Adamic/Adar 33
3.3 L'état de réseau social aprés l'exécution de Common Neighbors . . . 37
3.4 Les différents types des liens : TP, FP, FN 38

4.1 L'interface de NodeXL 42
4.2 L'organigramme de l'application 43
4.3 L'interface globale de l'application 49
4.4 Capture du réseau de collaboration construite en 2011 50
4.5 Capture du réseau de collaboration construite en 2015 51

4.6 Réseau social obtenu après l'exécution de la fonction : Adamic/Adar 52

4.7 Réseau social obtenu après l'exécution de la fonction : Commons neighbors 53

4.8 Représentation graphique du rappel, précision, F-mesure et temps d'exécution 54

Liste des tableaux

2.1 Quelques caractéristiques des mesures de similarité locale [Wp15] . 23

3.1 Représentation du réseau social par une matrice d'adjacence 31
3.2 Matrice de similarité : Adamic/Adar 31
3.3 Liste de similarité de Adamic/Adar 32
3.4 Nouvelle matrice d'adjacence aprés l'exécution de Adamic/Adar . . 33
3.5 Matrice de similarité : common Neighbors 35
3.6 Liste de similarité de Common Neighbors 36
3.7 Nouvelle matrice d'adjacence aprés l'exécution de Common Neighbors 36
3.8 Matrice de confusion 38

4.1 Mesures de performances 54

Liste des algorithmes

1 Algorithme de Adamic et Adar 45
2 Algorithme de Commons Neighbors 46
3 Construction de la nouvelle matrice d'adjacence 47
4 Précision, Rappel et F-mesure 48

Introduction

Les réseaux sociaux sont omniprésents depuis l'avènement d'Internet. Ils permettent aux différents utilisateurs d'interagir en communautés et de se regrouper selon des critères qui leur sont importants.

Ces réseaux sociaux sont de différents types. Certains sont connus de tous et comptent des millions de membres. D'autres exploitent des niches moins connus et peuvent passer relativement inaperçus ou rester confidentiels, tels les réseaux d'entreprise.

Tous ces réseaux sociaux amassent de très nombreuses données : les amis, les messages, les images, la fréquence d'utilisation... tous ces échanges et informations sont soigneusement enregistrés. Dès lors se pose le problème de l'exploitation de cette masse d'informations.

L'analyse de ces réseaux et l'exploration de cette énorme quantité de données peut permettre de chercher à détecter des groupes d'acteurs fortement connectés entre eux. On peut aussi prédire des caractéristiques des acteurs ou de liens entre eux. C'est ce sujet qui est au cœur de ce mémoire, où nous nous intéressons à la prédiction des liens dans les réseaux sociaux.

Le problème de prédiction des liens dans les réseaux sociaux est un sujet central de la recherche pour l'ensemble de la théorie des réseaux sociaux. On s'intéresse souvent à la dynamique d'un réseau par rapport aux arêtes. Dans les réseaux sociaux, non seulement des nouveaux nœuds apparaissent mais aussi les interactions entre les personnes changent et il serait de savoir estimer l'état de ce réseau à un instant ultérieur.

L'objectif de ce travail est de présenter un état de l'art sur ce domaine et d'effectuer une étude comparative entre deux algorithmes de prédiction des liens en présentant en détail les principes de chacune de ces algorithmes. Nous avons organisé ce mémoire en quatre chapitres, qui commenceront tous par quelques mots introductifs :

Dans LE PREMIER CHAPITRE, nous présentons **des généralités sur les réseaux sociaux.**

LE DEUXIÈME CHAPITRE sera consacré à **un état de l'art sur l'analyse des réseaux sociaux**, comment ils ont modélisé, leurs caractéristiques et indicateurs, **une grande partie consacré au problème de prédiction des liens**. Nous citons les différents travaux de recherches qui ont été menés autour de ce problème, et surtout les algorithmes basé sur la topologie d'un réseau social.

Dans LE TROISIÈME CHAPITRE, nous avons expérimenté les deux algorithmes qui sont basées sur la topologie d'un graphe : **Adamic/Adar et Voisins Communs** en donnant des exemples pour faciliter leurs compréhensions.

Dans LE QUATRIÈME CHAPITRE, nous présentons l'environnement de travail que nous avons choisi. Nous décrivons le réseau social que nous avons expérimenté, c'est un réseau de collaboration des chercheurs au sein de laboratoire de mathématiques et d'informatique de l'université "Amar Telidgi-Laghouat", ainsi l'application que nous avons développé. Puis nous présentons les résultats d'expérimentation. Nous essayons d'interpréter, comparer et juger la performance de chacune des algorithmes que nous avons abordés.

Nous concluons ce travail par une vision globale et synthétique sur le travail que nous avons fait en particulier et sur le domaine de prédiction des liens en général. Nous parlons de l'expérience que nous avons acquise à travers ce mémoire.

Nous pouvons remarquer finalement que dans ce travail, nous analysons l'efficacité des méthodes de prédiction de liens en termes d'un ensemble de mesures. Nous n'effectuons pas une étude de complexité des algorithmes et nous ne concentrons pas ce travail sur la meilleure façon pour implémenter ces méthodes. Les méthodes ont été implémentées en JAVA d'un point de vue pragmatique, sans optimiser les codes au point de vue de complexité ou de stockage des données...

Chapitre 1

Généralités sur les réseaux sociaux

Actuellement, avec le développement rapide de l'Internet, les réseaux sociaux en ligne deviennent un partie importante de la vie des personnes. Ils sont caractérisés par des ensembles de sites Internet axés sur des communautés. Mais le terme de réseau social provient initialement d'une théorie sociologique. Le terme de réseau social est souvent employé pour désigner les médias sociaux qui regroupent les médias intégrant [Pat10] technologies et interactions sociales. Ce sont généralement un ensemble de sites Internet qui permettent de se constituer un réseau d'amis, ou de relations professionnelles, et qui proposent des interactions entre ses membres via des moyens de communication. Le réseau social permet aussi d'échanger du contenu multimédia comme des images ou des liens hypertextes. Les médias sociaux permettent à l'utilisateur de se créer un profil, une carte d'identité virtuelle, qui lui permet d'échanger avec les autres. Basés sur la création de liens, souvent virtuels, les réseaux sociaux ont tendance à regrouper des communautés en fonction de leurs centres d'intérêts, opinions politiques, religions, relations professionnelles ou autre.

1.1 Historique des réseaux sociaux

La place importante des réseaux sociaux aujourd'hui n'est pas simplement due au hasard, elle est inscrite dans l'évolution technologique de ces quarante dernières années. Pour comprendre l'apparition des réseaux sociaux il faut avant tout faire un petit éclairage rétrospectif sur l'être humain. Se souvenir que l'Homme a

génétiquement tendance à **se regrouper en sociétés plus ou moins structurées**. Ce mode de fonctionnement existe depuis toujours et il est constitué d'un ensemble de moyens et d'outils de liens sociaux autour d'un thème fédérateur (religion, loisir, activité professionnelle...). Souvent assimilés au développement du Web 2.0, les sites de réseaux sociaux voient le jour durant les années 90. Aujourd'hui, les utilisateurs de réseaux sociaux se comptent en centaines de millions pour certains sites. Mais, comment cela a débuté.

1.1.1 Panorama des réseaux sociaux

C'est en 1995 que le premier réseau social voit le jour [Pat15] .*Classmates*[1], fondé par "Ranry Conrad" est lancé sur l'Internet. Le site permet de retrouver ses amis d'écoles, du primaire au lycée, et ses collègues abandonnés. La plate forme a une très forte connotation nostalgique. Mais Il n'offre pas cependant toutes les possibilités des réseaux sociaux actuels.

Sixdegrees[2] Lancé en janvier 1997 par la société Macroview [Pat15], fondée par Andrew Weinreich, est le premier réseau social dont la forme se rapproche réellement de ce que nous connaissons aujourd'hui. Basé sur le concept des six degrés de séparation, ce réseau social permet de créer un profil et une liste d'amis. Les utilisateurs peuvent envoyer des messages mais aussi poster des messages sur leur propre profil, qui seront visibles jusqu'au troisième degré, c'est-à-dire par les amis des amis de leurs amis. Il est possible d'accéder aux connexions de tous les utilisateurs. Malgré ses millions d'utilisateurs, le site dû fermer en 2000 faute de viabilité économique.

1.1.1.1 1997-2001 :les réseaux sociaux foisonnent

Entre 1997 et 2001 [Pat15] , de nouvelles plateformes de réseaux sociaux se sont développées, permettant des combinaisons variées de profils et la publication de réseaux d'amis. nous notons :

1. **AsianAvenue** : communauté asiatique.
2. **BlackPlanet** : communauté noire.
3. **MiGente** communauté latino.

Une nouvelle vague de sites de réseaux sociaux tournés vers le développement de réseaux d'affaires permettaient aux utilisateurs de créer des profils personnels,

1. www.classmates.com
2. www.sixdegrees.com

professionnels ou de faire des rencontres. Arriva avec le lancement de **Ryze**[3] en 2001. Mais, ce réseau ne connut pas de succès, c'est **LinkedIn** qui devient un solide réseau d'affaires et un réseau professionnel très actif aujourd'hui.

1.1.1.2 2002-2003 :Les réseaux sociaux envahissent la toile

Entre 2002 et 2003, les réseaux sociaux deviennent le premier courant du web et peuvent apparaître comme une réponse à l'explosion de l'internet en 2000 .L'avènement de site comme **Friendster**[4] fondé par "Jonathan Abrams" à Santa Clara en 2002, lancé en 2003, marque le phénomène de **petit monde** aussi connu sous la formulation, et le modèle de réseautage social du **cercle d'amis**. **LinkedIn**[5], le premier réseau professionnel en ligne, permet aux professionnels du monde entier de mettre en avant leur parcours, de développer leur réseau et de rester informé sur leur secteur d'activité. L'entreprise a vu le jour en 2002 dans le salon de Reid Hoffman, co-fondateur, et a été lancé officiellement le 5 mai 2003. Le siège social est situé à Mountain View en Californie, mais l'entreprise possède des bureaux dans plus d'une vingtaine de villes aux Etats-Unis et dans le monde. Aujourd'hui on compte plus de 200 sites de réseaux sociaux qui font référence au phénomène de **YASNS : Yet Another Social Networking Service**, dont les plus significatifs dans l'histoire d'Internet sont Facebook et Myspace. Il convient donc de faire un rapide historique de ces deux sites de réseaux sociaux qui sont aujourd'hui les plus populaires au monde.

1.1.1.3 Myspace

Peu de journalistes notèrent le lancement en 2003 de MySpace[6] à Santa Monica, Californie, à quelques centaines de miles de la Silicon Valley [Pat15]. Un des fondateurs Tom Anderson expliquait que MySpace a pu récupérer les utilisateurs du site "Friendster" qui avait perdu son audience après des rumeurs prétendant qu'il voulait adopter un système d'abonnement payant. Les premiers utilisateurs furent des groupes de musiciens rocks indépendants de la région de Los Angeles. Ce succès attira les clubs de musique populaire qui utilisèrent MySpace pour faire de la publicité. Puis l'expansion de MySpace se confirma en devenant une plateforme de contact entre les groupes et leurs fans.
Le site qui, au départ, était conçu pour tous les publics, acquit très vite une

3. www.ryze.com
4. www.friendster.com
5. www.linkedin.com
6. www.myspace.com

spécificité de réseau social du milieu artistique, ce qui est encore vrai aujourd'hui. L'autre particularité de MySpace fut d'offrir la possibilité à ses utilisateurs de créer le design de leur page en leur permettant d'entrer du code spécifique.
Les jeunes commencèrent à rejoindre MySpace en masse à partir de 2004. A cause du manque de couverture de la presse en 2004, peu de personnes remarquèrent la popularité grandissante du site.

1.1.1.4 Facebook

Facebook[7] est lancé le 4 février 2004 par "Mark Zuckerberg" [Pat15] . Alors encore étudiant à Harvard, Mark Zuckerberg décide de créer un site de réseau social fermé réservé aux étudiants de l'université, l'utilisateur devait avoir une adresse e-mail universitaire Harvard.edu. Mais c'est entre 2005 et 2006, sous l'influence de Sean Parker (fondateur de Napster), que le nom de domaine est acheté et que facebook élargi son audience et autorise l'inscription a toute personne âgée d'au moins 13 ans. En 2007 Facebook connaît une ascension phénoménale grâce à son système de micro-blogging.
Le nom du site s'inspire d'ailleurs des albums photo *trombinoscopes ou facebooks* en anglais regroupant les photos des visages de tous les élèves prises en début d'année universitaire.
Aujourd'hui, D'après les taux de fréquentation fournis par le site Alexa[8] : Facebook est le réseau social numéro 1 dans le monde, en février 2015, les statistiques parlent de plus de 1,393 milliard utilisateurs .

1.2 Types des réseaux sociaux

Le monde des réseaux sont très diversifiés, il existe de ce fait plusieurs plateformes de réseaux sociaux, parmi ces plateformes, il faut distinguer deux catégories, ceux à usage exclusivement professionnel, orienté sur la mise en valeur et les échanges professionnels de ses membres, et ceux à usage privé, ceux qui sont devenus grand public comme MySpace (construit au départ pour favoriser la mise en relation d'artistes) ou Facebook (conçu à l'origine par et pour des universitaires).

7. www.facebook.com
8. www.alexa.com

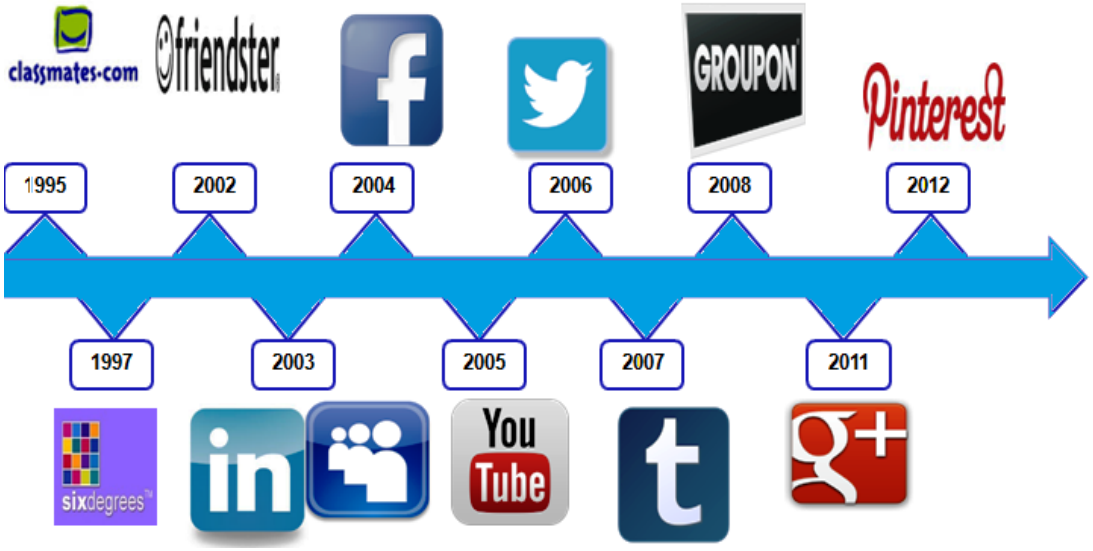


FIGURE 1.1 – Chronologie des réseaux sociaux [Pat15]

1.2.1 Réseaux sociaux professionnelles

Parmi les principales fonctionnalités et ou raisons de créer son compte sur un réseau social professionnel, nous notons [Har12] :

- trouver du travail ou recruter.
- s'ouvrir de nouvelles perspectives d'affaires.
- disposer d'un carnet d'adresse en ligne accessible et à jour.

Ainsi, la première action et finalité des réseaux sociaux professionnels est de remplir sa fiche personnelle sur le réseau, et d'indiquer ainsi que l'on existe professionnellement. Cette mise en avant de son profil professionnel, régulièrement mise à jour, permet aux potentiels recruteurs de prospecter et recruter, privilégiant même les réseaux sociaux professionnels aux sites d'emploi.

1.2.1.1 LinkedIn

LinkedIn[9] est un réseau social professionnel . Il est l'un des leaders sur ce créneau. Une des finalités de LinkedIn est de rechercher un emploi, des contacts ou des opportunités de business, et d'être recommandé par quelqu'un. Enfin, les employeurs peuvent y diffuser des offres d'emplois. Depuis peu, vous pouvez d'ailleurs recevoir des listes personnalisées d'offres d'emplois [Har12].
LinkedIn a aussi lancé des pages de profils de sociétés : elles permettent aux

9. www.linkedin.com

sociétés de se présenter, de connaître les connexions avec les membres de linkedIn. Ces pages privées, accessibles aux inscrits, présentent des informations telles que la description de la société, le type d'industrie, les statuts officiels, et son adresse. LinkedIn utilisera ces données pour publier aussi les récentes embauches, promotions, et offres d'emplois. Aujourd'hui , LinkedIn compte plus de 400 millions de membres dans plus de 200 pays et territoires.

FIGURE 1.2 – Logo de LinkedIn

1.2.1.2 Viadeo

Le premier réseau social professionnel français, a été co-fondé en 2004 par Dan Serfaty [Har12]. Il revendique en tout 2 millions de membres. C'est en fait le prolongement d'un club d'entrepreneurs créé en 2000.

Une de ses particularités réside dans ses "hubs", sortes de forums de discussion communautaires et thématiques, publics (lisibles par tous les membres de Viadeo) ou privés (réservés à une poignée d'inscrits).

Viadeo[10] propose un service de base gratuit mais, en fait, il faut souscrire au service payant premium pour accéder à la plupart des fonctionnalités (consulter le profil et contacter sans limites les autres membres, partager et échanger sur les hubs, publier ses événements, discuter en temps réel avec les autres membres...). Par ailleurs, Viadeo offre la possibilité d'abonner à des flux d'informations provenant du site (offres d'emploi, messages hubs, etc.).

FIGURE 1.3 – Logo de Viadeo

10. www.viadeo.com

1.2.2 Les réseaux sociaux grands publics

L'objectif des réseaux sociaux est de connecter les individus, de partager de l'information, des liens et de créer du contenu qui sera ainsi partagé. Selon la version imaginée par les créateurs de ces réseaux sociaux, chaque contact qui accepte l'invitation accroît le réseau de nouveaux contacts. Les arrivants inscrivent à leur tour leurs contacts et ainsi de suite... jusqu'à ce le monde entier soit relié. En réalité, la plupart d'entre nous n'invite personne, mais recherche quelles sont ses connaissances déjà présente dans le réseau, principalement des individus que l'on connaît par Internet interposé.

1.2.2.1 Facebook

Le réseau social le plus connu , dépasse du milliard de membres d'inscrits (à l'heure du post). Le principe est d'échanger avec sa communauté d'amis sur tout et n'importe quoi. L'inscription est obligatoire pour l'utiliser. Pour être amis sur Facebook avec une personne, il faut lui envoyer une demande et que cette dernière l'accepte. Facebook permet également de réagir sur les commentaires et news postés par ses amis via le "Like" ou J'aime. C'est un moyen pour dire que l'on a trouvé un commentaire ou un post à son goût. Il est devenu fréquent d'entendre le verbe "like" dans une conversation. Facebook permet beaucoup d'autres choses : discussion instantanée, envoi de message direct, identifier des amis sur une photo[Har12]...

FIGURE 1.4 – Logo de Facebook

1.2.2.2 Twitter

Bien que ne partageant pas la plupart des caractéristiques des autres réseaux sociaux, Twitter s'en apparente de par son nombre d'utilisateurs (232 millions de membres en octobre 2013) et de son utilisation finale. Créé en 2006, Twitter [11] est un site de microblogging qui permet à ses utilisateurs de faire part à leur "suiveurs" (followers) d'informations courtes ("tweets") ne dépassant pas 140 signes, un peu comme les statuts sur Facebook (qui eux ne sont pas limités en longueur).

11. www.twitter.com

Ces "tweets" peuvent également contenir des liens externes renvoyant sur des articles, des photos, des vidéos, etc, Les abonnés peuvent être des individus ou des raisons sociales, comme des entreprises, des organisations, etc. Suite à l'arrivée de personnes célèbres ou ayant une grande autorité, il offre la possibilité de suivre d'autres comptes, pas de demande d'invitation, il permet de suivre n'importe qui, et être suivi par n'importe qui. le site a développé une fonction permettant de certifier l'identité du tweeter et « "retweeter", et donc par exemple de reconnaître la vrai personne parmi les dizaines de contrefaçons [Har12].

FIGURE 1.5 – Logo de Twitter

1.2.2.3 Google+

Google+ [12] est l'application de réseau social de l'entreprise américaine Google lancée le 28 juin 2011, et accessible pendant près de 90 jours sur invitation, il est conçu comme une couche supplémentaire sur des services Google existants et fonctionnant avec un compte Google. Google met en avant trois nouveaux services [dLP13] :

• Les (circles), des groupes de contact différents que l'utilisateur peut créer et au sein desquels il décide des informations qu'il souhaite partager, proche des "Aspects" de Diaporama. Organisés via une interface en "drag and drop", les contacts font partie de cercles dont ils peuvent connaître les membres mais dont ils ne connaissent pas le nom, les paramètres de vie privée permettent aussi à chacun de cacher les membres de ses cercles ainsi que ceux dont ils font partie. Ce système remplace la "liste d'amis" typique d'autres sites comme Facebook.

• Les (hangouts), un système de chat vidéo collectif et spontané, réunissant entre 2 à 10 personnes en simultané. Chaque bulle peut potentiellement être rejointe par quiconque en possèderait l'URL unique. Le 18 août 2011, Google a ajouté une fonction au bouton "Partage" des vidéos YouTube, permettant de suggérer à un ami de venir regarder la vidéo en simultané, dans une bulle.

• Les (sparks), un système de suggestion et de partage de contenu par thème avec ses contacts, proche de la section "Recommandations" de Google Reader.

12. plus.google.com

Le lancement s'est déroulé après celui de Google +1, une fonctionnalité qui permet à un utilisateur d'un compte Google de cliquer sur un bouton disponible sur la plupart des sites internet afin d'indiquer qu'il aime l'article.

FIGURE 1.6 – Logo de Google+

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu quelques concepts et définitions liées aux réseaux sociaux, leurs historique, leurs types en donnant quelques exemples sur les réseaux les plus populaires dans le monde qui comptent des centaines de millions d'utilisateurs, Tous ces réseaux sociaux amassent de très nombreuses données. Ce problème a obligé aux chercheurs de différents domaines comme la sociologie, les mathématiques, et l'informatique de développer des méthodes d'exploration et d'analyse de cette grande masse de données, c'est ce que nous allons voir dans le deuxième chapitre.

Chapitre 2

État de l'art

Nous présentons dans ce chapitre quelques approches et techniques qui ont été proposées dans le cadre de prédiction des liens dans les réseaux sociaux issues de différentes sources. Nous expliquons les principes de ces approches en définissant quelques concepts liés à ces techniques pour avoir une idée générale sur le domaine de prédiction des liens. Pour l'organisation de cet état de l'art, nous avons introduit le domaine de l'analyse des réseaux sociaux, nous avons aussi définit quelques concepts et propriétés liées aux réseaux sociaux avant de rentrer sur le fond de notre état de l'art, enfin nous avons choisis de classer les différentes approches de prédiction des liens que nous sommes en mesure de présenter selon des principales catégories que nous allons les définir brièvement.

2.1 Analyse des réseaux sociaux

2.1.1 Définition

Les interactions des utilisateurs au travers les réseaux sociaux amassent de très nombreuses données : les amis, les messages, les images, la fréquence d'utilisation, les Hashtags ... tous ces échanges et informations sont soigneusement enregistres. Des lors se pose le problème de l'exploitation de cette masse d'informations. Ces interactions amènent la communauté scientifique à réfléchir sur les moyens de capter ces usages pour y appliquer les techniques d'analyse des réseaux sociaux. L'analyse des réseaux sociaux est définie comme étant l'étude des entités sociales (les personnes dans les organisations qu'on appelle acteurs) ainsi que leurs interactions et leurs relations [GE09]. Ces interactions et relations peuvent être représentées par un graphe, dans lequel chaque nœud représente un acteur et chaque lien est une

relation. Nous pouvons étudier les propriétés de la structure et son rôle ainsi que la position et le prestige de chaque acteur social. Nous pouvons rechercher aussi les différents types de sous-graphes comme par exemple les communautés formées par des groupes d'acteurs ayant des intérêts communs, en isolant le groupe d'individus ayant une densité élevée. Les réseaux sociaux peut être aussi une source permettant l'élaboration de recommandations : trouver un expert dans un domaine donné, suggérer des produits à vendre, proposer un ami, etc. Cette élaboration peut être fondée sur des algorithmes d'exploration de chemins, d'analyse de degrés...

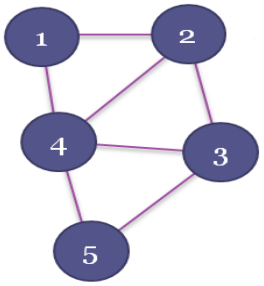
2.1.2 Représentation d'un réseau social

La première personne à avoir représenté un réseau social est[Mor33]. Son objectif étant de visualiser graphiquement un réseau social, il a représenté les personnes par des points et une relation entre deux personnes par des flèches. Cette représentation est depuis désignée par le terme sociogramme, mais on parlait également de toiles en raison de leur aspect en toile d'araignée. Cette forme de visualisation, aussi peu innovante qu'elle puisse paraître de nos jours, fut un premier outil d'identification rapide des caractéristiques d'un réseau social. Moreno a ainsi introduit le concept d'étoile pour désigner les personnes ayant le plus de relations dans un réseau social, en référence à l'étoile formée par un point et ses connections. Les mathématiciens ont rapidement fait le rapprochement entre les représentations sociogrammes et la théorie des graphes au sens mathématique. [Sco00] passe en revue l'évolution de la représentation des réseaux sociaux. Au milieu du vingtième siècle. Le graphe est devenu par la suite la représentation adoptée par toutes les sciences manipulant l'analyse des réseaux sociaux, dont la sociologie, les mathématiques et l'informatique. Les définitions suivantes listent quelques notions manipulées par la théorie des graphes pour les réseaux sociaux [GE09] :

1. **Un nœud** est l'unité de base d'un réseau, il en représente une ressource. Dans un réseau social on parle d'acteur.
2. **Une arête** est une connexion entre deux nœud. On parle également d'arc ou de lien.
3. **Une arête** est orientée si elle ne s'utilise que dans une seule direction. Inversement, on parle d'arête non orientée pour une arête qui s'utilise dans les deux directions.
4. **Une arête est pondérée** lorsqu'on lui attribue un poids.
5. **Une arête est étiquetée** lorsqu'on lui attribue un label.

6. **Un graphe** est défini par un ensemble de nœuds et un ensemble d'arêtes.
7. **Un graphe orienté** désigne un graphe avec des arêtes orientées.
8. **Un graphe pondéré** désigne un graphe avec des arêtes pondérées.
9. **Un graphe étiqueté** désigne un graphe avec des arêtes étiquetées.
10. **Un graphe multipartite** désigne un graphe avec des nœuds de types différents.
11. **Le degré d'un nœud** est le nombre de ses arêtes adjacentes.
12. **Un chemin** est une séquence d'arêtes qui relie deux nœuds.
13. **Un chemin orienté** est une séquence d'arêtes qui relie deux nœuds en respectant l'orientation du parcours à chaque arrête.
14. **Une géodésique** est l'un des plus courts chemins entre deux nœuds donnés.
15. **Le diamètre** d'un graphe est le plus long chemin géodésique de ce graphe.
16. **Un graphe est complet** lorsqu'il existe une arête entre toute paire de nœuds.
17. **Un graphe est dit connexe** lorsqu'il existe un chemin entre toute paire de nœuds.

Les graphes non orientés sont adaptés pour les réseaux sociaux avec des relations non orientés. Les graphes orientés sont adaptés pour représenter des relations non symétriques comme les réseaux des "followers" par exemple. Les graphes pondérés sont adaptés aux réseaux sociaux qui contiennent différents niveau d'intensités dans les relations. Les graphes étiquetés permettent de représenter différents types de relations. Les graphes multipartites sont adaptés pour des réseaux sociaux incluant différent types de ressources manipulées par les acteurs et qui sont le support d'interactions [GE09].
La matrice est l'objet mathématique le plus utilisé pour manipuler ces concepts. On distingue deux types de matrices dans un réseau social, les matrices d'incidence et les matrices d'adjacence. On parle de matrice d'adjacence lorsqu'on a les mêmes ressources en ligne et en colonne, on obtient ainsi une matrice carrée avec la ligne i et la colonne i représentant la même ressource comme il est indiqué dans la figure 2.1.



	1	2	3	4	5
1	0	1	0	1	0
2	1	0	1	1	0
3	0	1	0	1	1
4	1	1	1	0	1
5	0	0	1	1	0

Matrice d'adjacence

FIGURE 2.1 – Représentation d'un réseau social avec une matric d'adjacence

Un graphe peut ainsi être représenté sous la forme d'une matrice M à n lignes et n colonnes représentant un tableau. Chaque case de ce tableau est notée $M(i, j)$ avec i et j les numéros respectifs de ligne et de colonne de la case. La valeur contenue dans la case $M(i, j)$ est le poids de la relation entre les ressources v^i et v^j (égal à 1 dans le cas d'un graphe non pondéré), 0 correspond à une absence de relation. Les matrices d'incidence contiennent deux types de ressources, les lignes représentent un type et les colonnes un autre type[GE09].

2.1.3 Indicateurs d'un réseau social

2.1.3.1 Densité

La Densité indique la quantité de liens au sein d'un réseau et permet de définir la cohésion d'un réseau social. Selon [Sco00] cette mesure peut-être utilisée dans l'optique d'une analyse socio-centrée ou égocentrée. Une analyse centrée sur l'individu consiste à mesurer la densité des liens autour d'un nœud donné. Une telle analyse montre notamment l'influence du nœud analysé sur la densité du sous graphe auquel il appartient avec ses voisins. Une analyse socio-centrée considère la densité sur l'ensemble du graphe et mesure la contrainte du réseau sur ses membres. Ainsi toute comparaison de densité entre graphes ne fournit aucun résultat significatif.

2.1.3.2 Centralité

La centralité est une caractéristique de la position d'un nœud dans un réseau. Elle se mesure par des indices évalués sur les sommet du graphe du reseau. Il en existe plusieurs,[Fre79] reprend l'ensemble de ces approches et en extrait trois principales : la centralité de degré (degree centrality), la centralité de proximité

(closeness centrality) et la centralité d'intermediarité (betweenness centrality).
La première approche appelée **centralité de degré** , considère comme centraux les nœuds qui possèdent les degrés les plus élevés du graphe. En effet, ces nœuds suscitent un grand intérêt, sont très visibles, et ont un potentiel élevé à faire circuler l'information, par leur forte connectivité aux autres éléments du réseau, un nœud moins central plus il dépend de un ou plusieurs voisins pour établir des nouvelles relations.
La centralité d'intermédiarité se concentre sur la capacité d'un nœud à servir d'intermédiaire dans un graphe. Un nœud situé sur un chemin géodésique possède une position stratégique dans la cohésion d'un réseau et dans la circulation de l'information, d'autant plus si ce chemin est unique. Par exemple, un nœud situé sur l'unique chemin reliant deux ensembles connectés de nœuds possède un fort contrôle sur la communication de ces deux groupes. Plus un nœud est intermédiaire, plus le réseau est dépendant de lui et plus il a de pouvoir.
Enfin, **la centralité de proximité** pour un nœud, dépende inversement de la somme des chemins géodésique entre ce sommet-là et touts les autres. Dans le domaine des réseaux sociaux, Cette mesure représente la capacité d'un nœud à se connecter rapidement avec les autres nœuds du réseau .D'une autre façon, elle peut répondre à la question : quel est l'acteur le plus indépendant.

2.1.4 Caractéristiques d'un réseau social

Ils existent beaucoup de propriétés des réseaux sociaux, nous citons dans ce mémoire les caractéristiques les plus populaires :

2.1.4.1 Six degrés de séparation (petit monde)

Cette théorie s'appuie sur les travaux de [Mil67], qui avaient demandé dans les années 1960 à 300 personnes vivant dans le Nebraska (centre des Etats-Unis) de faire parvenir une lettre à quelqu'un à Boston (Massachusetts, nord-est) par l'intermédiaire de connaissances. Un ami représentait un degré de séparation, l'ami d'un ami deux degrés, etc... Les lettres parvenues à leur destinataire avaient franchi en moyenne $6,2$ degrés de séparation.
Ainsi toute personne dans un réseau social est connectée à toute autre personne par un chemin de courte distance. Le plus court chemin entre deux sommets dans un réseau social de taille n est de l'ordre de log(n). Ainsi lorsque la taille du réseau augmente, la longueur des plus courts chemins n'augmente que très peu 2.2.

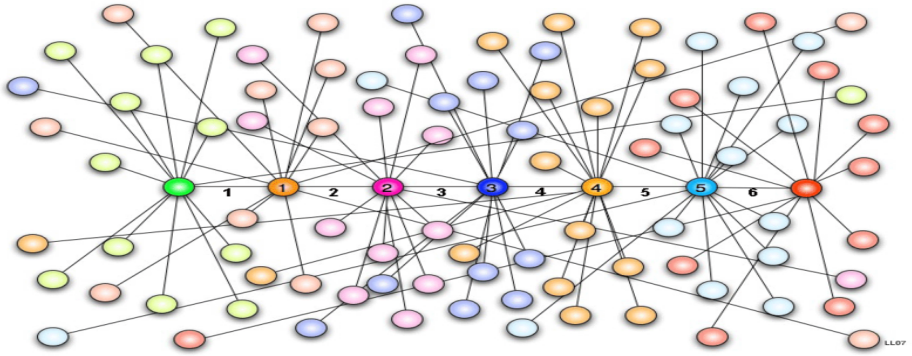


FIGURE 2.2 – Théorie de six degrés de séparation

En 2008 [S08], une équipe de chercheurs travaillant pour Microsoft, étudiant 30 milliards de messages instantanés envoyés par 240 millions de personnes en juin 2006, avaient établi qu'en moyenne, deux personnes peuvent être reliées en $6,6$ étapes. L'étude ayant bénéficié en 2011 du concours de Facebook et Twitter montre quant à elle que des utilisateurs des sites peuvent se connecter avec un autre internaute, via des connaissances, en 4.74 étapes seulement[Cas14].

2.1.4.2 Coefficient de Clustering élevé

Une autre caractéristique est issue de la tendance de l'homme à se socialiser en groupe ce qui donne aux réseaux sociaux une forte tendance au clustering et une structure en communautés [Kan10]. La question qui se pose Les amis de mes amis tendent-ils à devenir mes amis ?
Autrement dit, un réseau montre du clustering si un nœud X est connecté à un nœud Y et que ce nœud Y est connecté à un nœud Z, alors X et Z ont une forte probabilité d'être également connectés, on parle aussi de transitivité 2.3 :

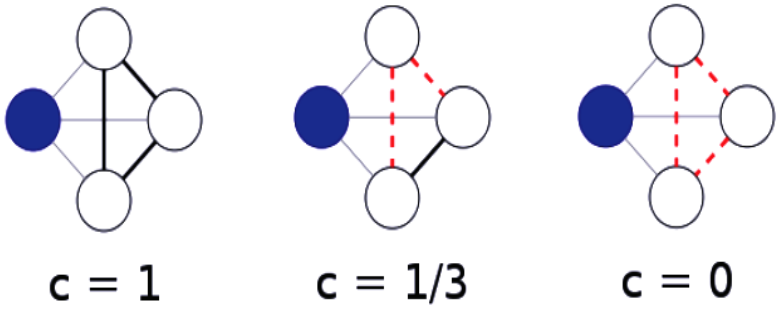


FIGURE 2.3 – Coefficient de clustering élevée

2.1.4.3 Structure en communautés

Une autre caractéristique des réseaux sociaux c'est la structure en communautés [Kan10], à savoir des groupes de nœuds avec une forte densité d'arêtes et reliés entre eux par des ponts. Ce phénomène peut être exprimé par des individus ayant des intérêts communs ou de fortes relations entre eux. Donc, cette socialisation s'effectue avec une tendance à l'affiliation entre des nœuds ayant des propriétés quasi équivalentes.

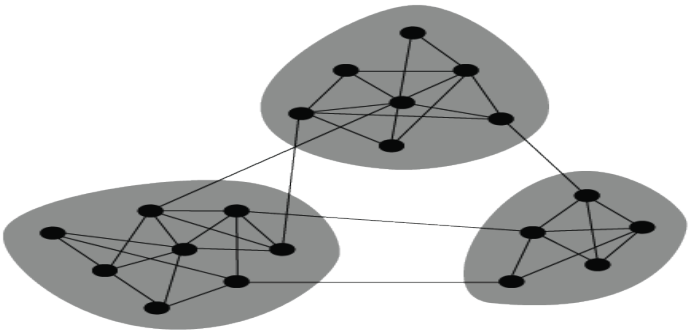


FIGURE 2.4 – Structure en communautés

2.1.4.4 Distribution de degré en loi de puissance

On constate également que la distribution des degrés suit une loi de puissance [Kan10] , à savoir que plus on considère un degré élevé, plus le nombre de sommets qui ont ce degré dans un même réseau est faible. Le réseau est alors dit invariant d'échelle (scalefree), dans l'équation suivante : $P(K) = K^{-a}$, K : le nombre de nœuds qui ont le degré a comme il est indiqué dans la figure 2.5

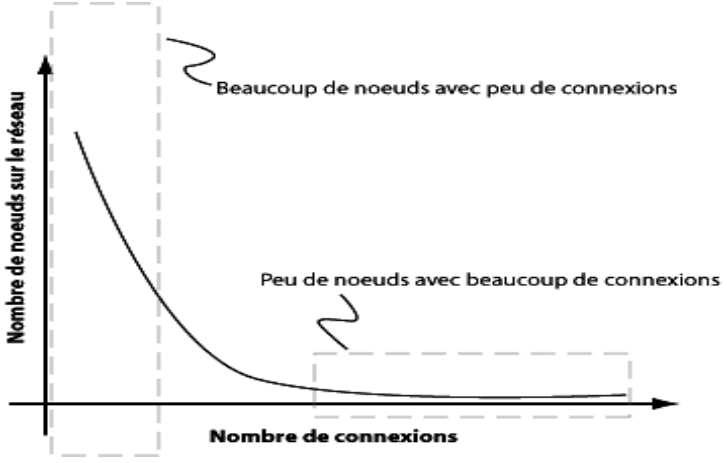


FIGURE 2.5 – Distribution de degrés en loi de puissance

2.2 Prédiction des liens

Les réseaux sociaux sont très dynamique, des nouveaux nœuds et des liens sont ajoutés aux graphes d'une instant à une autre, comprendre cette évolution est un problème très complexe dû à l'existence d'un nombre important de paramètres. Ce problème peut être simplifié si nous pouvons trouver des associations entre les nœuds, et à quel niveau, l'évolution d'un réseau social peut être influx par ces associations, dans la suite du chapitre nous présentons en détail ce problème.

2.2.1 Problématique

Considérant une capture d'un réseau social représenté par un graphe $G =< V, E \subseteq V \times V >$ à l'instant t, tel que V et E sont des ensembles des nœuds et des liens respectivement, la prédiction des liens consiste à prédire l'apparition des nouveaux liens qui peuvent être apparaitre à l'instant t' tel que $t' > t$ c'est à dire pendant l'intervalle $[t, t']$ [Wp15]. plus formellement nous définissons le sous graphe temporel $G =< G_1, \ldots, G_i, \ldots, G_T >$, tel que G_i est le sous graphe à l'instant i, la tâche de prédiction des liens consiste à prédire pour chaque couple $x, y \in \bigcap_{i=1}^{T} V_i : (x, y) \notin E_T ? (x, y) \in E_{T+1}$ [Kan10] . Nous notons que les nœuds sont statiques dans tous les instants de l'évolution d'un réseau social, c'est-à-dire pas d'apparition ou de disparition des nœuds dans ce cas, ce qu'il n'est pas le cas dans les réseaux sociaux réels qui sont dynamique par rapport aux nœuds aussi. La figure 2.6 illustre ce problème :

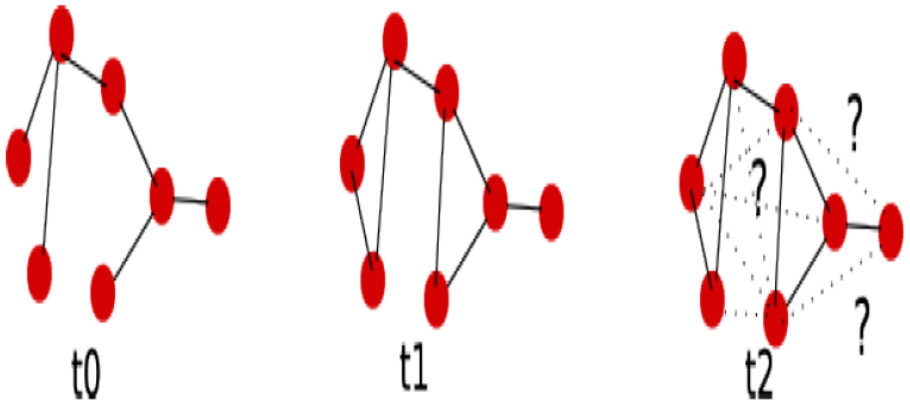


FIGURE 2.6 – Problématique

Le problème de prédiction des liens est également liée au problème de détections des liens cachés [Wp15], dans un certain nombre de domaines comme les réseaux sociaux des terroristes ,l'un construit un réseau d'interactions basées sur des données observables et essaie ensuite de déduire des liens supplémentaires qui ne sont pas directement visibles à la même instant t, sont susceptibles d'exister. Ce problème peut-être résolu si nous pouvons exploiter les caractéristiques des nœuds dans un réseau social, au lieu d'évaluer des méthodes de prédiction basées uniquement sur la structure d'un graphe.

2.2.2 Domaines d'applications

La prédiction des liens apparaît dans de nombreux domaines d'applications [Wp15] la construction d'un système de recommandation dans les réseaux sociaux est vue comme un problème de prédiction de liens, il peut aider les personnes à trouver des nouveaux amis, dans les réseaux académiques, comme par exemple les réseaux de co-publication ou de co-citation entre les auteurs, il permet au chercheurs de trouver des bons collaborateurs ou des co-auteurs. La plus part des sites e-commerce aujourd'hui utilisent la prédiction des liens pour fournir au acheteurs des nouveaux produits intéressants en fonction de leurs préférences ou leurs achats, il peut être aussi utilisé pour aider les entreprises à trouver des partenaires, attirer plus des clients. Finalement, en bioinformatique, ce problème a été étudié par exemple dans le cadre de l'inférence des réseaux biologiques, et en particulier pour la prédiction des interactions protéine-protéine, dans les domaines reliés à la sécurité, comme les réseaux terroristes par exemple, il peut être utilisé pour identifier les communications anormales ...

2.3 Techniques de prédiction des liens

Dans un réseau social, il existe deux façons pour prédire l'évolution des liens [Wp15] : les approches non supervisé et les approches basées sur l'apprentissage supervisé. Les approches non supervisé calculent une valeur de similarité ,c'est un score attribué à chaque paire de nœuds non connectés (x, y), un score élevé indique une grande probabilité que x et y seront liés dans le futur et vice versa, après une liste des scores ordonnées est construite et les liens qui ont des grandes valeurs de similarité sont les plus susceptibles d'être liée.
Les approches basées sur l'apprentissage supervisé traitent ce problème comme un

problème de classification binaire, par conséquent, nombreux modèles d'apprentissage et de probabilité peuvent être utilisé pour résoudre ce problème.

2.3.1 Les approches non supervisé

Ils existent beaucoup de méthodes de prédiction des liens non supervisés, simples et basiques, utilisent l'information de nœuds, la topologie et la théorie social pour calculer la similarité entre les paires de nœuds non connectés, les méthodes basé sur l'apprentissage supervisé sont les plus complexe, mais ils ont composé par des mesures de cette classe, nous allons présenté une vue systématique des ces mesures.

2.3.1.1 Mesures basées sur le contenu d'un nœud

Le calcul de la similarité entre les pairs de nœuds est une solution intuitive dans la tâche de la prédiction des liens. Il est basé sur une idée simple : les paires les plus similaires sont des nœuds ayant une grande vraisemblance et donc se sont les plus susceptibles d'être relié et vice versa.
Cette hypothèse conforme au concept que les personnes tendent à créer des relations avec d'autres personnes qui sont similaires dans l'éducation, religions, les intérêts et localisation... ces caractéristiques peuvent être mesurées par une similarité attribuée à chaque pair de nœuds, une grande valeur de similarité entre deux nœuds indique qu'ils ont une grande probabilité d'être liée dans le futur.
Dans les réseaux sociaux réels, un nœud est généralement à un ou plusieurs attributs qui le caractérisent comme les profiles des utilisateurs dans les réseaux sociaux, nom d'un email dans les réseaux des emails, des publications dans les réseaux sociaux académiques, ces informations peuvent être exploitées directement pour calculer la similarité entre les pairs de nœuds. Dans la plus part des cas, les valeurs de ces attributs ayant une forme textuelle ce qu'il facilite le calcul de la similarité.
Bhattacharyya et Garg [BP11] ont remarqué par exemple qu'une personne dans un réseau social aime le football et une autre aime le soccer ou bien sport, malgré qu'ils n'ont aucune relation directe ils ont une similarité par ce qu'ils aiment le même contexte c'est le sport, en se basant sur cette idée, ils ont construit plusieurs modèles d'arbres de catégorisation pour étudier les mots-clés de profile des utilisateurs puis, ils ont définit des distances entre les mots clés pour déterminer la similarité entre les pairs d'utilisateurs. Leur observation la plus importante est que, sauf pour les amis directs, la similarité entre les utilisateurs sont approximativement la même, quelles que soient les paramètres topologiques de réseau. Ils

montrent également que l'augmentation du nombre d'amis et les mots clés diminue la similarité entre une personne et leurs amis...
Anderson et Huttenlocher [And12] Utilisent principalement les intérêts des utilisateurs comme une mesure de similarité, ces intérêts sont présentés par des activités, par exemple éditer un article dans WIKIPEDIA, poser une question dans StackOverflow, commenter un statu dans Facebook, évaluer des produits d'un site e-commerce, évalué une application dans le PlayStore... tous ces actions sont présentées dans un vecteur de poids en calculant les nombres d'interactions par rapport aux interactions avec d'autres groupes, personnes etc. une grande valeur indique que cette personne favorise par exemple des status d'une telle page, produits, d'autres utilisateurs...

En conclusion, ils existent des dizaines de méthodes qui utilisent comme référence les attributs et les activités des utilisateurs dans les réseaux sociaux, ces approches donnent des très bons résultats si nous pouvons capturer le maximum de ceux-ci, ce qui nous permettre de connaitre de plus en plus les comportements et les personnalités des internautes dans les réseaux sociaux.

2.3.1.2 Mesures basées sur les motifs topologiques

Considérant un simple réseau social qui ne contient aucun attribut sur les nœuds ou sur les liens, ils existent beaucoup de mesures qui permettent de calculer les similarités entre les paires de nœuds, la plupart concentrent sur l'information de la structure ou bien de la topologie d'un réseau social. Les auteurs ont montré que la structure joue encore un rôle important sur l'évolution des liens dans un réseau social, par conséquent, beaucoup de mesures de similarité en se basant sur la topologie d'un réseau social ont été proposé, dans la section suivante, nous donnons une vue systématique sur les mesures les plus populaires dans la prédiction des liens. Ce qu'il nous faut prendre en considération que ces mesures se distinguent en trois grandes catégories :

1. Les mesures locales basées sur le voisinage des nœuds.
2. Les mesures globales basées sur les distances entre les nœuds.
3. Les mesures basées sur les marches aléatoires.

- **Mesures de similarité locales**

Dans les réseaux sociaux, les personnes tendent de créer des relations avec des personnes proche de celui-ci, les voisins sont les plus proches, pour cela, les chercheurs ont définit beaucoup de mesures basées sur les voisins d'un nœud, ces mesures attribuent des scores aux paires de nœuds non connectés seulement en fonction de leurs voisins et ne considèrent pas l'information sur tous les nœuds de réseau social, une grande valeur de similarité entre les nœuds non connecté signifie qu'il y a une grande probabilité que ce pair soit connecté dans le futur.

Attachement préférentiel (PA) :[New01] et [Ba02] considèrent qu'il existe une forte probabilité que deux nœuds se connectent, si ces nœuds, appelés également "hubs", sont déjà connectés à un nombre élevé de nœuds . Cette idée rejoint le principe du "rich-get-richer". Le score associé à la possibilité d'existence d'un lien entre x et y est le suivant :

$$\mathrm{PA}(x,y) = |\Gamma(x)| \cdot |\Gamma(y)|$$

L'attachement préférentiel a toutefois l'inconvénient d'obtenir des valeurs de similarités élevées concernant les utilisateurs non connectés, au détriment des utilisateurs peu connectés dans le réseau. Cet inconvénient relève du fait que les relations entre les utilisateurs dépendent uniquement de leur connectivité. Or, notre but est de trouver de nouveaux voisins aux nœuds qui en ont peu. En outre, une autre limite de cette méthode est la création de plusieurs liens entre les nœuds et la maximisation de la connectivité du réseau.

Voisins communs (CN) :[New01] définit une mesure qui est l'une les plus utilisées dans le problème de prédiction des liens principalement en raison de sa simplicité. Pour les deux nœuds, x et y, le CN est définie comme le nombre de nœuds que x et y ont une interaction directe c'est-à-dire sont des voisins communs. Un plus grand nombre des voisins communs facilite l'apparition d'un lien entre X et Y, cette mesure est définie comme suit :

$$\mathrm{CN}(x,y) = |\Gamma(x) \cap \Gamma(y)|$$

Comme nous avons dit, cette méthode considère que plus les utilisateurs partagent des voisins, plus ils sont corrélés. Or, comme pour l'attachement préférentiel, l'inconvénient de cette méthode est sa tendance à attribuer des similarités élevées aux utilisateurs ayant de nombreux voisins. De ce fait, la similarité entre les utilisateurs disposant de peu de voisins tend à être faible, voire nulle.

Coefficient de Jaccard (JC) : le coefficient de Jaccard est une amélioration de la méthode voisins communs, Il mesure la similarité entre deux nœuds par le nombre de voisins en commun divisé par le nombre total de voisins de ces nœuds. Il affecte des valeurs plus élevées aux paires de nœuds qui ont une grande proportion de voisins communs par rapport au total du nombre de voisins qu'ils ont. Cette mesure est définie comme suit :

$$\mathrm{JC}(x,y) = \frac{|\Gamma(x) \cap \Gamma(y)|}{|\Gamma(x) \cup \Gamma(y)|}$$

Comparé aux deux méthodes précédentes, Jaccard a l'avantage de ne pas augmenter l'influence des utilisateurs disposant d'un grand nombre de voisins.

Adamic et Adar (AA) : [Ada03] à l'origine, cette une méthode est pour calculer la similarité entre deux pages Web au premier à travers ces items en prenant en compte les items que ces deux utilisateurs ont en commun. La particularité de cette méthode est que les items qui sont partagés par peu d'utilisateurs, ont un poids plus important que les items dont les occurrences sont élevées (i.e. les items qui sont communs à plusieurs paires d'utilisateurs), après il a été largement utilisé dans les réseaux sociaux :

$$\mathrm{AA}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{log|\Gamma(z)|}$$

Selon l'équation, au lieu de considérer les items, nous considérons les voisins qu'au x et y ont en commun. L'idée de cette mesure consiste à introduire une pondération en fonction du nombre de voisins des voisins communs. Ainsi les voisins communs les moins connectés sont associés à un poids plus important.

Dans le tableau 2.1, nous comparons les mesures les plus populaires qui sont basées sur le voisinage selon trois principaux critères : la normalisation, la complexité temporelle et leurs caractéristiques. Il existe en effet 3 mesures qui ne sont pas normalisées, c'est-à-dire la similarité est calculé en utilisant ces mesures ayant une signification seulement si on construit une liste des scores ordonnées et il nous ne donne aucune information sur la topologie par exemple leurs degrés, proportion de leurs voisins communs par rapport aux tous les voisins etc.
La complexité temporelle est un facteur important pour choisir des mesures en fonction de la taille d'un réseau social. Supposant que la moyenne de nombre de voisins d'un nœud dans un réseau social est n, pour deux nœuds x et y, la complexité temporelle pour trouver tous les voisins d'un nœud est O(n), et la complexité temporelle de l'intersection ou l'union de deux ensembles est $O(n^2)$. CN (Voisins communs) , AP (Attachement préférentiel) , JC (Coefficient de Jaccard) ont $O(n^2)$ par ce qu'ils ont besoin de calculer l'intersection et l'union de deux ensembles. AA (Adamic et Adar) a besoin de calculer l'intersection de deux ensembles et de trouver les voisins des voisins communs, par conséquent, la complexité temporelle sera $O(2n^2)$. Les caractéristiques de ces mesures sont aussi discuté dans le tableau suivant.

Mesure	**Normalisé ou non**	**Complexité**	**Caractéristiques**
AP	Non	$O(n^2)$	Simple, des nœuds ayant des degrés élevés sont plus susceptible d'être liée
CN	Non	$O(n^2)$	Simple et intuitive
JC	Oui	$O(n^2)$	Proportion des voisins communs sur les voisins total
AA	Non	$O(2n^2)$	Voisins communs ayant moins de voisins sont pondérées plus lourdement

TABLE 2.1 – Quelques caractéristiques des mesures de similarité locale [Wp15]

Finalement, nous devons prendre en compte qu'il existe un nombre important des algorithmes de prédiction de liens qui sont basés sur le voisinage, mais pour des expérimentations réels, plusieurs études ont montré qu'il n'existe pas une mesure de similarité absolu donne des bonnes prédictions pour n'importe quel réseau social.

- **Mesures de similarité globales**

Contrairement aux mesures de similarité locales, les mesures globales nécessitent de connaître toute l'information topologique du réseau social. Ces approches se basent généralement sur l'hypothèse que dans le cas où il existe plusieurs relations de longueurs différentes ($3^{\text{ème}}$ degré ou plus), cela peut conduire à une relation entre ces deux personnes dans le futur.

Plus court chemin :[Win14] La mesure la plus directe pour calculer la similarité entre deux nœuds est la distance entre eux. Il est défini comme la plus courte distance qui sépare x à y. Plus précisément, nous initialisons $S = \{x\}$ et $D = \{y\}$. A chaque étape, nous élargissons les deux ensembles en incluant les voisins directes pour chaque nœud de manière récursive. Nous arrêtons si nous trouvons au moins un élément appartient à ces deux ensembles : S et D c'est-à-dire $S \cap D \neq \emptyset$, le plus court chemin dans ce cas est le nombre d'itérations. Une grande distance indique une faible similarité tandis qu'une courte distance indique une grande similarité.

Local path : [Lu09] Cette mesure prend en considération l'information des chemins locales entre les nœuds de longueurs 2 et 3 contrairement aux mesures qui prennent en compte que les voisins les plus proches, cette mesure exploite des informations additionnelles avec un chemin de longueur 3 depuis le nœud courant, évidement, les chemins de longueur 2 sont plus importants par rapport aux chemins de longueur 3 donc il y a un facteur d'ajustement appliqué dans cette mesure.

Katz :[Kat53] Cette mesure basé sur le principe que deux personnes dans un réseau social peuvent utiliser tous les chemins qui les relie surtout si ses chemins sont nombreux par rapport aux chemins de longueur inferieur, donc elle compte tous les chemins de différentes longueurs qui relient les pairs de nœuds, en utilisant une pondération en fonction de la longueur d'un chemin, tel que les chemins courts ont un poids élevé par rapport aux chemins longs qu'en lui affectant des poids faible.

• **Mesures basées sur les marches aléatoires**

Les interactions entre les nœuds au sein d'un réseau social peuvent être aussi modélisées par des chaines Markoviennes, en affectant une probabilité de transition a chaque lien entre chaque deux nœuds, la marche aléatoire saute d'un nœud à un autre et ce dernier représente un état d'une chaine de Markov, il existe un nombre assez important de mesures pour calculer la similarité entre deux nœuds en se basant sur les marches aléatoires.

Hitting Time (HT) : [Fou07] Ht(x,y) est le nombre des étapes pour effectuer une marche aléatoires en partant d'un nœuds x à un nœud y.

Commute time(CT) : puisque la mesure Hitting time n'est pas symétrique, la mesure CT est symétrique c'est-à-dire elle considère le nombre des étapes pour partir d'un x jusqu'au nœud y est le même pour une marche aléatoire allant de y à x. CT(x,y) : $Ht(x, y) = Ht(y, x)$

SimRank (SR) : [JG02] est une adaptation de l'algorithme de Google qui permet de trier les pages web en selon leurs importance en fonction du nombre de pages qu'ils la référence. simRank est une mesure de similarité dans un graphe orienté, elle est basé sur une idée simple : deux nœuds sont similaire s'ils référencent des nœuds qui sont aussi similaires, sachant que la similarité d'un seul nœud égal à 1, elle calcule ce score à travers le nombre de leur voisins entrants et ces voisins à travers leurs voisins entrants et ainsi de suite jusqu'à arriver à un seul nœud.
La valeur de simRank peut être calculé avec deux marches aléatoires, l'une part d'un nœud x et l'autre à partir un nœud y, elle mesure après combien de temps les deux marches aléatoire stationnent sur le même nœud, le cas le plus favorable c'est que ce dernier est un voisin commun directe et dans ce cas la similarité est maximale.

2.3.1.3 Mesures basées sur la théorie social

Dans de nombreux travaux récents, un nombre important des algorithmes développés, sont basés sur les théories sociaux classiques comme les communautés, les centralités des nœuds, triades etc. ont été proposé pour résoudre le problème de prédiction des liens.

Valverde et Lopes [VJ13] ont combiné les informations topologiques avec la détection des communautés en prenant en considération les intérêts des utilisateurs, puis, ils ont essayé de prédire les futures liens dans le réseau social Twitter , ils ont définit la similarité entre deux nœuds x et y qui appartiennent à deux communautés différentes C^x et C^y en fonction du nombre des voisins communs qu'ils les partagent dans la même communauté divisé sur le nombre de leurs voisins communs total, ils ont montré que cette méthode est efficace et donne des bonnes prédictions.

Liu , Huz et Haddadi [Liu13] ont proposé un modèle de prédiction des liens basé sur la combinaison des nœuds ayant des liens faible et les trois types de centralité (de degrés, intermédiarité et proximité) des voisins communs, ils ont découvrit dans le contexte de leur travaille, que les nœuds centraux sont aussi important pour la prédiction des liens, les nœuds de degrés faible préfèrent établir des relations avec des nœuds centraux par rapport aux nœuds similaires. Ils ont proposé aussi un ensemble d'algorithmes qui peuvent capturer ces nœuds centraux dans les réseaux sociaux.

2.3.2 Méthodes basées sur l'apprentissage supervisé

Les méthodes d'apprentissage sont basés sur des nombreuses méthodes fournit par des mesures de similarités basiques comme les mesures topologiques ou les mesures qui exploitent les contenus des nœuds, les attributs internes et les informations externes, nombreux méthodes ont été proposé ces dernières années en citant par exemple la classification binaire supervisé[MH13]

2.3.2.1 Classification binaire

Supposant que nous avons deux nœuds x, y $\in V$ dans le réseau social G(V,E) et considérant L(x,y) est une étiquette de ce pair de nœuds (x,y), dans la prédiction des liens chaque paire de nœuds non connecté correspond à une instance inclut la classe et un ensemble des caractéristique décrits les pair de nœuds, en plus , le pair étiqueté comme négative s'il n'existe pas un lien entre ces deux nœuds, s'il existe déjà un lien, il est étiqueté comme positif, l'étiquette (x,y) est définit comme suit :

$$l(x,y) = \begin{cases} +1 & \text{si (x,y)} \in \text{E} \\ -1 & \text{si (x,y)} \notin \text{E} \end{cases}$$

Ensuite nous pouvons construire un vecteur d'informations qui contient un ensemble des valeurs (poids) des mesures de similarité entre tous les nœuds dans un réseau social plus une étiquète de chaque paire, ensuite, nous utilisons n'importe quelle méthode d'apprentissage supervisé pour résoudre ce modèle en l'occurrence les SVM, les réseaux de neurones et les méthodes probabilistes comme les réseaux bayésiens...
Pour construire un classifieur efficace et donne des bonnes prédiction de liens, il est important de définir et extraire un ensemble de caractéristiques approprié pour chaque réseau social, les caractéristiques fournit par les nœuds, la topologie et la théorie social sont populaires et important pour les modèles de classification, en plus, plusieurs études expérimentaux ont montré que la combinaisons entre des attributs fournit par des nœuds et des liens (comme l'âges ,les intérêts, nombres d'interactions...) peuvent améliorer la précision d'un classifieur, cependant ces informations ne sont pas toujours accessible pour les fouilleurs.

Conclusion

Nous avons introduit dans ce chapitre l'analyse des réseaux sociaux, parmi les méthodes d'analyse des réseaux sociaux nous avons présenté un état de l'art qui résume les principaux travaux qui ont été menés autour le problème de prédiction des liens qui est au cœur de ce mémoire. Nous avons présenté les principales approches existantes pour résoudre ce problème, en l'occurrence des approches basée sur le contenu des nœuds, des approches exploitant des propriétés topologiques du réseau et des méthodes d'apprentissage supervisé.
Pour nos travaux, nous avons choisi deux mesures de similarité qui ont basé sur les motifs topologique d'un réseau social, la première mesure c'est la mesure de **Adamic et Adar** et la deuxième c'est **voisins communs**.
Dans le chapitre qui suit, nous allons expliquer en détail les principes de fonctionnement de chacune de ces deux mesures de similarité. Ensuite nous implémentons ces deux fonctions dans le but est de faire une comparaison basée sur les résultats de cette implémentation.

Chapitre 3

Les fonctions : Adamic/Adar et voisins communs

Dans ce chapitre, nous allons présenter en détail les principes des deux approches de prédiction des liens que nous avons choisi, voire la mesure de similarité Adamic/Adar et Voisins Communs, nous présentons des exemples simples pour bien comprendre leur fonctionnement.

3.1 La fonction de similarité : Adamic/Adar

3.1.1 Origine de la méthode

Cette mesure à été proposé par [Ada03], est une méthode d'extraction des réseaux d'amis des universités de Stanford et du MIT, à partir des pages personnelles des étudiants. Les étudiants de ces universités, au moment de l'étude, avaient pour usage de mettre des items textuels comme par exemple leurs intérêts, les groupes ou ils appartiennent, leurs localisations géographiques, des hyperliens de leur page personnelle vers les pages personnelles de leurs amis. Ainsi, dans un premier temps, les auteurs démontrent que le graphe formé par la structure en hyperliens de ces pages possède les propriétés des réseaux sociaux : "small world", distribution des degrés en loi de puissance, et un taux de clustering élevé. Ensuite, un indice de similarité entre les pages personnelles est défini à partir de la co-occurrence d'éléments textuels et de la présence d'hyperliens entre les pages.
Les auteurs ont trouvé que deux étudiants plus qu'ils mentionnent des items communs dans leurs pages web, plus ils sont similaires dans leurs vie réel et donc, il existe une relation forte entre eux. Ils ont prouvé aussi que par exemple un

item commun mentionné par deux étudiants seulement à une similarité plus élevé qu'un item commun partagé par 5 étudiants, pour cela, ils ont choisi une formule mathématique pour attribuer des poids aux items communs en fonction du nombre de personne qu'ils les partagent, ils ont utilisé l'inverse de $\ln x$ pour attribuer des poids élevé au items rarement partagé, par exemple un item partagé par deux étudiants à un poids égal à $\frac{1}{\ln 2}$, un item partagé par 1000 étudiants sera égal à $\frac{1}{\ln 1000}$.

3.1.2 Principe de la méthode

Comme nous avons cité précédemment, au lieu de considérer les items, nous considérons les voisins communs dans un réseau social, pour chaque paire de nœuds (x, y) non connecté, nous calculons la similarité entre x et y en fonction de degré de leurs voisins communs. Cette mesure est similaire à la mesure Common Neighbors que nous avons la défini dans le chapitre précédent mais elle est adaptée à la tâche d'attribution des poids élevé aux nœuds rarement partagé dans un réseau social. Après avoir calculé les similarités entre toutes les pairs de nœuds dans le réseau social, ces derniers sont stockés de manière ordonnés en ordre décroissant dans une liste. Le résultat de la prédiction sera tout simplement les K premiers pairs de nœuds qui ont des valeurs de similarité les plus élevé.

3.1.2.1 Calcul de la matrice de similarité

Cette mesure de similarité s'obtient en calculant la somme de l'inverse de logarithme de dégrées des voisins communs pour chaque paire non connecté et qui partagent un ensemble de voisins comme il est indiquée dans la formule suivante :

$$\mathrm{AA}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma(x) \cap \Gamma(y)} \frac{1}{log|\Gamma(z)|}$$

3.1.3 Exemple pratique

Supposons que nous avons une capture d'un réseau social constitué de 15 nœuds et 15 liens à l'instant t, tel que les nœuds sont des personnes et les liens indiquent qu'il existe une relation d'amitié entre eux, comme il est illustré dans la figure 3.1 :

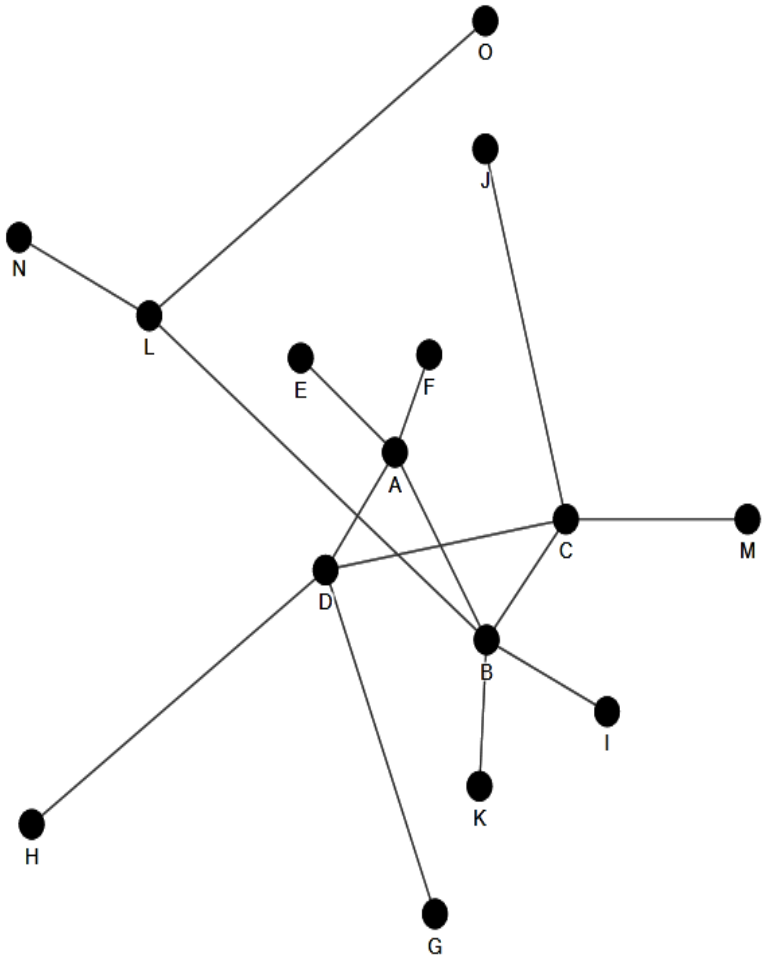


FIGURE 3.1 – Exemple d'une capture d'un reseau social

Sur cette figure, nous cherchons à inférer les nouveaux liens qui peuvent être apparaissent à l'instant $t' > t$, pour cela nous allons calculer la similarité entre chaque paire non connecté, premièrement par l'algorithme de Adamic/Adar. Les étapes d'exécution de l'algorithme de Adamic/Adar est illustré dans la figure suivante, nous allons détailler par la suite chaque étape :

- **Etape 1 :** nous construisons la matrice d'adjacence de ce petit réseau social, tel que les lignes et les colonnes sont des personnes et leurs intersections indiquent s'il existe une relation d'amitié entre eux ou non, la valeur 1 indique que ces deux personnes sont des amis, 0 sinon. 3.1

	A	**B**	**C**	**D**	**E**	**F**	**G**	**H**	**I**	**J**	**K**	**L**	**M**	**N**	**O**
A	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0
C	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
D	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
E	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
G	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
K	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
M	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
O	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0

TABLE 3.1 – Représentation du réseau social par une matrice d'adjacence

- **Etape 2 :** En utilisant la formule de Adamic/Adar, on peut facilement calculer la matrice de similarité, les intersections entre des lignes et des colonnes indiquent la similarité entre les deux personnes(x, y) qui ne sont pas des amis 3.2.

	A	**B**	**C**	**D**	**E**	**F**	**G**	**H**	**I**	**J**	**K**	**L**	**M**	**N**	**O**
A	0.0	0.0	1.34	0.0	0.0	0.0	0.72	0.72	0.62	0.0	0.62	0.62	0.0	0.0	0.0
B	0.0	0.0	0.0	1.44	0.72	0.72	0.0	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0	0.72	0.91	0.91
C	1.34	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.72	0.72	0.62	0.0	0.62	0.62	0.0	0.0	0.0
D	0.0	1.44	0.0	0.0	0.72	0.72	0.0	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0
E	0.0	0.72	0.0	0.72	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
F	0.0	0.72	0.0	0.72	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
G	0.72	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
H	0.72	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
I	0.62	0.0	0.62	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.62	0.62	0.0	0.0	0.0
J	0.0	0.72	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0
K	0.62	0.0	0.62	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.62	0.0	0.0	0.62	0.0	0.0	0.0
L	0.62	0.0	0.62	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.62	0.0	0.62	0.0	0.0	0.0	0.0
M	0.0	0.72	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.72	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
N	0.0	0.91	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.91
O	0.0	0.91	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.91	0.0

TABLE 3.2 – Matrice de similarité : Adamic/Adar

• **Etape 3 :** Nous stockons dans une liste ordonnée de manière décroissante toutes les valeurs de similarités obtenus à travers la matrice de similarité Adamic/Adar. Puis en se basant sur le principe que plus la similarité est élevée plus il y a de chance pour que les paires de nœuds soient connectés dans le futur, pour cela nous choisissons les k premiers pairs qui ont des valeurs de similarités les plus élevés. pour notre exemple, nous avons choisi les 5 premières paires qui ont des valeurs de similarité les plus élevés 3.3 :

(x,y)	**Similarité(x,y)**
(1,3)	**1.44**
(0,2)	**1.34**
(1,13)	**0.91**
(1,14)	**0.91**
(13,14)	**0.91**
(0,6)	0.72
(0,7)	0.72
(1,4)	0.72
...	...
(0,8)	0.62
...	...
(10,11)	0.62

TABLE 3.3 – Liste de similarité de Adamic/Adar

• **Etape 4 :** nous construisons la nouvelle matrice d'adjacence tout simplement à travers l'ancienne matrice en ajoutant les **5** nouveaux liens choisi comme il est indiqué dans la matrice 3.4 :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
A	0	1	**1**	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B	1	0	1	**1**	0	0	0	0	1	0	1	1	0	**1**	**1**
C	**1**	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
D	1	**1**	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
E	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
G	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
K	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
M	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	**1**	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	**1**
O	0	**1**	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	**1**	0

TABLE 3.4 – Nouvelle matrice d'adjacence aprés l'exécution de Adamic/Adar

- Finalement, nous pouvons visualiser notre nouveau réseau social après la prédiction sur cette figure3.2 :

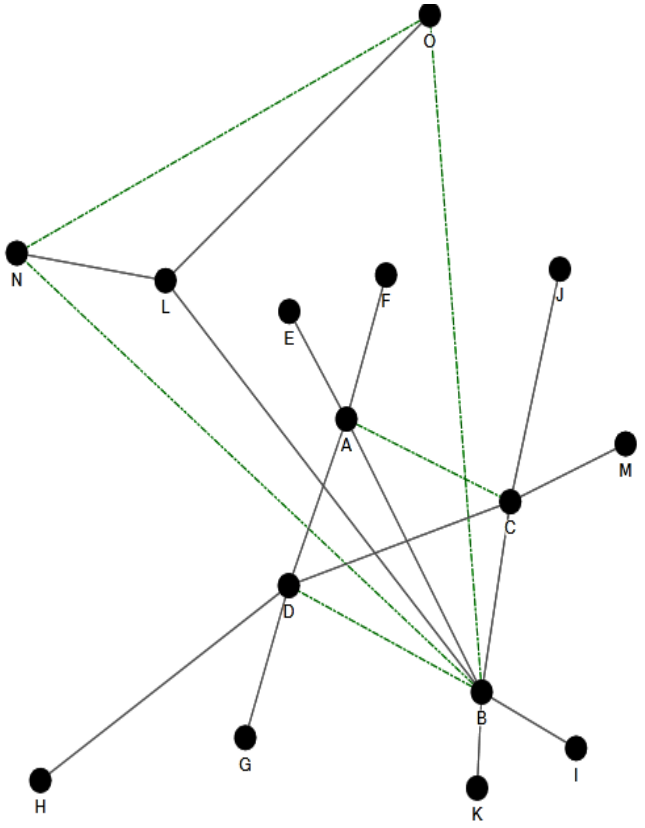


FIGURE 3.2 – L'état du réseau aprés l'exécution de Adamic/Adar

3.2 La fonction de similarité : Voisins communs

3.2.1 Origine de la méthode

[New01] a étudié les réseaux de collaboration scientifique en physique et en biologie, pour cela, il a utilisé deux bases de données bibliographiques :

1. **The Los Alamos E-print Archive** : est une base de données bibliographique contient les prépublications soumis par leurs co-auteurs.
2. **Medline** : est une base de donnes des articles publié en biologie et en médecine.

Ainsi, dans un premier temps, l'auteur démontre que le graphe formé par la structure des nœuds qui l'ont considéré comme des co-auteurs et les liens indiquent s'ils ont publié au moins un article ensemble, cette structure a les propriétés des réseaux sociaux : "small world", distribution des degrés en loi de puissance, et un taux de clustering élevé. Ensuite, son contribution est que la probabilité d'apparition des nouvelles collaborations entre les auteurs qui n'ont pas encore publié ensemble augmente en fonction du nombre de collaborateurs qu'ils ont en communs.

3.2.2 Principe de la méthode

Au lieu de considérer les réseaux de collaboration scientifique, nous pouvons appliquer la mesure de voisins communs sur la relation d'amitié dans notre réseau social, pour chaque paire de nœuds (x, y) non connecté, la similarité entre deux personnes est tout simplement le nombre de leurs voisins communs. La fonction CommonsNeighbors utilise une matrice d'adjacence qui représente une capture d'un réseau social à une instant donnée ou les lignes et les colonnes représentent des personnes. Après avoir calculé les similarités entre toutes les paires de nœuds non connectés de ce petit réseau social. Le résultat de la prédiction sera tout simplement les K premières paires qui ont les valeurs de similarités les plus élevés.

3.2.2.1 Calcul de la matrice de similarité

Cette mesure consiste à calculer le nombre des voisins communs pour chaque pair non connecté et qui partage un ensemble de voisins comme il est indiqué dans la formule suivante : Avec le même exemple, nous calculons la similarité entre les personnes à partir la matrice d'adjacence de notre réseau social, comme nous avons indiqué précédemment, nous avons résumé l'exécution de cette algorithme en seulement 3 étapes comme il est indiqué dans la figure suivante :

$$\mathrm{CN}(x, y) = \left|\Gamma(x) \cap \Gamma(y)\right|$$

- **Etape 1 :** c'est tout simplement la création de la matrice d'adjacence de notre réseau social

- **Etape 2 :** Cette étape consiste à calculer la similarité topologique entre chaque paire non connecté, la similarité dans ce cas est le nombre de voisins communs de ce pair 3.5

	A	**B**	**C**	**D**	**E**	**F**	**G**	**H**	**I**	**J**	**K**	**L**	**M**	**N**	**O**
A	0	0	2	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0
B	0	0	0	2	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1
C	2	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0
D	0	2	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0
E	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
G	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
H	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
I	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
J	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
K	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
L	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
M	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
N	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
O	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0

TABLE 3.5 – Matrice de similarité : common Neighbors

- **Etape 3 :** de la même manière, nous avons construit une liste qui contient toutes les valeurs de similarité trouvé, nous allons trier cette dernière en ordre décroissant, ensuite nous choisissons les k premières paires qui ont des valeurs de similarité maximum, puisque l'idée c'est plus la similarité est élevé entre un pair non connecté plus nous allons une forte probabilité que ce pairs liée dans le futur, par exemple, nous allons choisi $k = 5$, c'est le même nombre des pair choisi pour l'algorithme précédent afin de voir les différences entre les deux algorithmes 3.6 :

(x,y)	**Similarité(x,y)**
(0,2)	**2**
(1,3)	**2**
(0,6)	**1**
(0,7)	**1**
(0,8)	**1**
(0,10)	1
(0,11)	1
(1,4)	1
...	...
(3,12)	1
...	...
(13,14)	1

TABLE 3.6 – Liste de similarité de Common Neighbors

- voici la nouvelle matrice d'adjacence de ce réseau social 3.7 :

	A	**B**	**C**	**D**	**E**	**F**	**G**	**H**	**I**	**J**	**K**	**L**	**M**	**N**	**O**
A	0	1	**1**	1	1	1	**1**	**1**	**1**	0	0	0	0	0	0
B	1	0	1	**1**	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0
C	**1**	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
D	1	**1**	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
E	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
G	**1**	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
H	**1**	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
I	**1**	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
K	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
M	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
O	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0

TABLE 3.7 – Nouvelle matrice d'adjacence aprés l'exécution de Common Neighbors

- Finalement, nous pouvons visualiser notre nouvelle état du réseau social après la prédiction sur cette figure 3.3 :

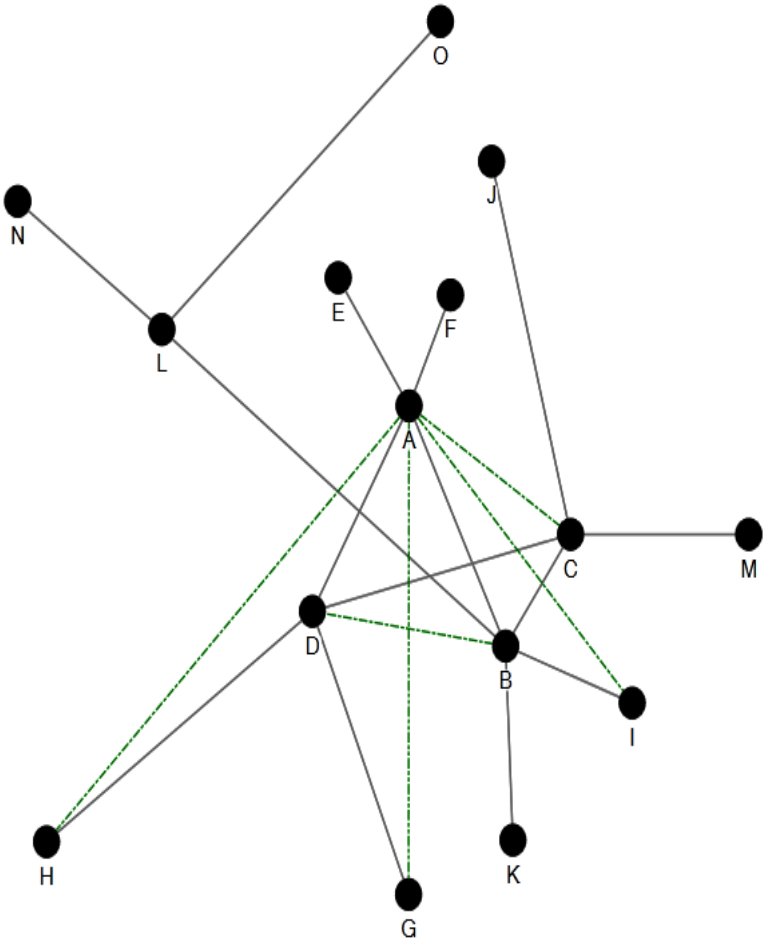


FIGURE 3.3 – L'état de réseau social aprés l'exécution de Common Neighbors

3.3 Mesures de performances

Nous avons choisis comme mesures de performance : le rappel, la précision ainsi que le rapport entre les deux caractérisé par la F-mesure [LC12] , nous allons voir en détail le principe de chaque mesure de performance dans le contexte de la prédiction des liens, dont le but est de faire une comparaison entre les résultats de ces deux algorithmes Adamic/Adar et Commons Neighbors.
Notant que nous pouvons mesurer les performances de nos algorithmes seulement si nous prendrions une nouvelle capture de notre réseau social, ce qui nous permet de voir les différences entre le réseau social réel et le réseau sociaux prédit.
Nous distinguons 4 types des liens dans un réseau social : *True Positif (TP), False*

Positif (FP), False Negatif (FN) et True Negatif (TN), nous les représentons dans la matrice suivante 3.8 :

	Nouvelle capture : +	Nouvelle capture : -
Prédit à : +	TP	FP
Prédit à : -	FN	TN

TABLE 3.8 – Matrice de confusion

- **TP** : sont des liens ajoutés après la prédiction, et ils ont apparut aussi dans la nouvelle capture de réseau social.
- **FP** : sont des liens ajouté après la prédiction, et qui ne sont pas inclut dans l'ensemble des liens de la nouvelle capture de réseau social.
- **FN** : sont des liens qui ne sont pas ajoutés après la prédiction, et ils sont ajoutés dans le nouvel état de réseau social.
- **TN** : sont des liens qui n'ont pas ajouté après la prédiction, et qui n'existent pas dans la nouvelle état de réseau social.

la figure 3.4 illustre les différents types des liens pour calculer les performances d'un algorithme de prédiction des liens :

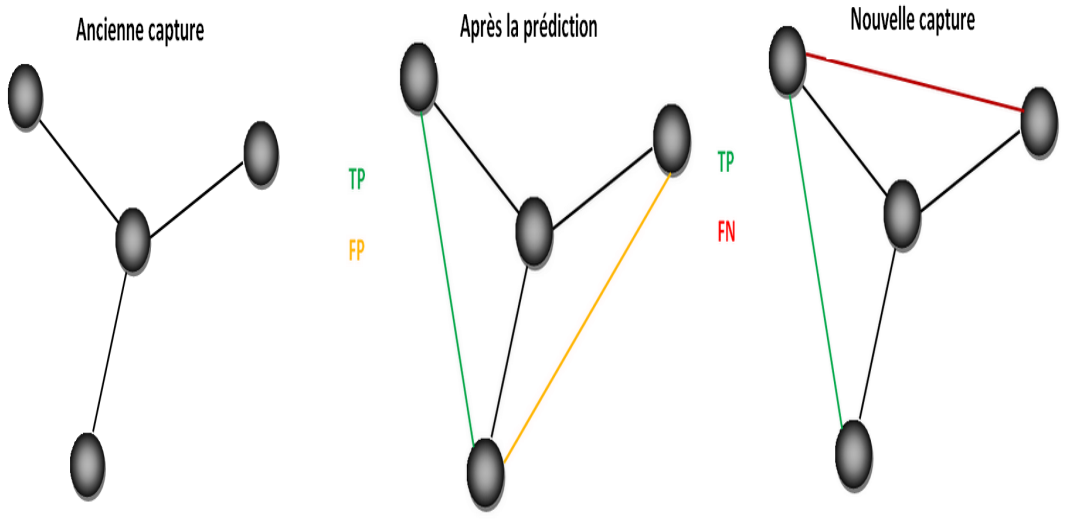


FIGURE 3.4 – Les différents types des liens : TP, FP, FN

3.3.1 Le rappel

Dans notre contexte, le rappel correspond au rapport du nombre des liens ajouté après la prédiction et ils ont inclut aussi dans l'ensemble des liens observé dans la

nouvelle capture d'un réseau social, sur le nombre total des liens ajouté dans la nouvelle capture de ce même réseau social, ce rapport a été calculé à l'aide de la formule :

$$Rappel = \frac{TP}{TP+FN}$$

3.3.2 La précision

La précision correspond au rapport du nombre des liens ajouté après la prédiction et observé aussi dans la nouvelle capture d'un réseau social, sur le nombre total des liens ajouté après la prédiction, nous l'avons calculé à l'aide de la formule :

$$Précision = \frac{TP}{TP+FP}$$

3.3.3 La F-mesure

Une mesure qui combine entre le rappel et la précision en effectuant une moyenne entre ces deux, plusieurs variantes de cette mesure ont été proposées, la variante la plus populaire est définie par la formule :

$$\text{F-}mesure = \frac{2 \times Rappel \times Précision}{Rappel + Précision}$$

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu la motivation et les principes de fonctionnement de chacune des deux mesures de similarité : Adamic/Adar et Commons Neighbors. Nous avons également présenté des exemples illustrant d'avantage ces deux techniques.
Dans le chapitre suivant nous allons présenter l'application que nous avons développé ainsi notre processus expérimental pour comparer ces deux mesures.

Chapitre 4

Implémentation et Expérimentations

Dans ce chapitre nous visons à présenter notre projet, l'outil que nous avons développé ainsi que les différentes expérimentations que nous avons effectué pour évaluer et comparer les deux mesures de similarité Adamic/Adar et Common Neighbors dans le contexte de la prédiction des liens dans les réseaux sociaux, l'ensemble de données utilisé est construite à partir d'un réseau de collaboration scientifique des chercheurs de laboratoire de Mathématiques et d'informatique de l'université Amar Telidgi.

4.1 Environnement de travail

Nous avons implémenté les deux algorithmes de prédiction des liens en JAVA, il s'agit d'un langage de programmation objet, gratuit et portable, ce qui lui a permis d'être parmi les langages les plus utilisé. Il a été développé par la firme Sun Microsystems en 1995, cette dernière a été rachetée en 2009 par Oracle. Le JDK (Java Development Kit) et le JRE (Java Runtime Environnent) peuvent être gratuitement téléchargés sur le site officiel [1] .
Nous avons utilisé la version JDK1.8 dans un ordinateur portable doté d'un processeur Intel R Dual core @ 2.00 GHz (2 CPUs), avec une mémoire vive (RAM) de 2GO qui fonctionne sur le système d'exploitation Microsoft Windows 7 Professional 32 bits. Pour l'éditeur, nous avons choisi L'IDE (Integrated Development Environment) NetBeans IDE 8. Il s'agit de la dernière version de Netbeans, ce dernier est parmi les éditeurs java les plus appréciés, cette forte appréciation est

1. http ://www.oracle.com/technetwork/java/javase/downloads/index.html

due à de multiples avantages notamment les simplifications d'édition et la facilité de la création des interfaces graphiques par l'option drag and drop. Ils intègrent les fonctionnalités suivantes :

1. Éditeur de textes avec coloriage syntaxique
2. L'option auto Complète (menus contextuels suggère de multiples choix).
3. Génération automatique des conteneurs et dossiers nécessaires à l'organisation d'un projet et des paquetages des classes.
4. Intégration des commandes Java et de leurs options dans des menus et des boîtes de dialogue appropriés.
5. Débogueur pour corriger les erreurs.
6. Proposition pour la résolution automatique de quelques erreurs de programmation

Nous avons visualiser notre réseau social avec NodeXL, c'est un outil gratuit d'exploration et d'analyse des réseaux sociaux. En effet, NodeXL est facile d'utilisation et simple à assimiler. Il permet à l'utilisateur de s'initier à l'analyse des réseaux sociaux et manipuler des graphes sociaux. Parmi la panoplie d'outils disponibles sur le marché, nous avons trouvé que NodeXL est le mieux adapté à un public large.

Celui-ci reprend l'utilisation de feuilles de calcul du tableur pour y afficher dans un premier temps des données qui permettront de produire un graphe sous la forme nœud-lien. L'utilisation des feuilles de calcul permet un import souvent direct ou plus aisée des données.

Toutefois, comme il s'agit de produire un graphe relationnel sous la forme nœud-lien, il est demandé à l'utilisateur de mettre en évidence les relations (arêtes) entre les entités. Pour cela, les données doivent être présentées suivant un format strict. Chaque ligne de la table décrit une arête qui sera identifié a l'aide des deux entités (sommets) qu'elle met en relation. Les sommets sont stockées dans les deux premières colonnes de la ligne puis suit une liste d'attributs qui seront affectés à l'arête.

Pour ce qui est de la présentation du réseau sous forme nœud-lien, l'utilisateur a le choix entre plusieurs algorithmes de dessin qu'il peut relancer à chaque fois qu'il apporte une modification au graphe. Ces modifications peuvent être faite soit directement dans la représentation nœud-lien soit dans la table. Ce module permet

donc d'importer un réseau social, d'en construire une représentation et enfin de pratiquer une analyse visuelle. Les points forts du module nodeXL sont :

1. la construction d'un graphe nœud-lien a partir d'une table.
2. le calcul automatique de métriques grâce a la puissance du tableur.
3. analyse visuelle du réseau.
4. un module intégrée au Microsoft Excel.

la figure 4.1 résume tous ce que nous avons dit :

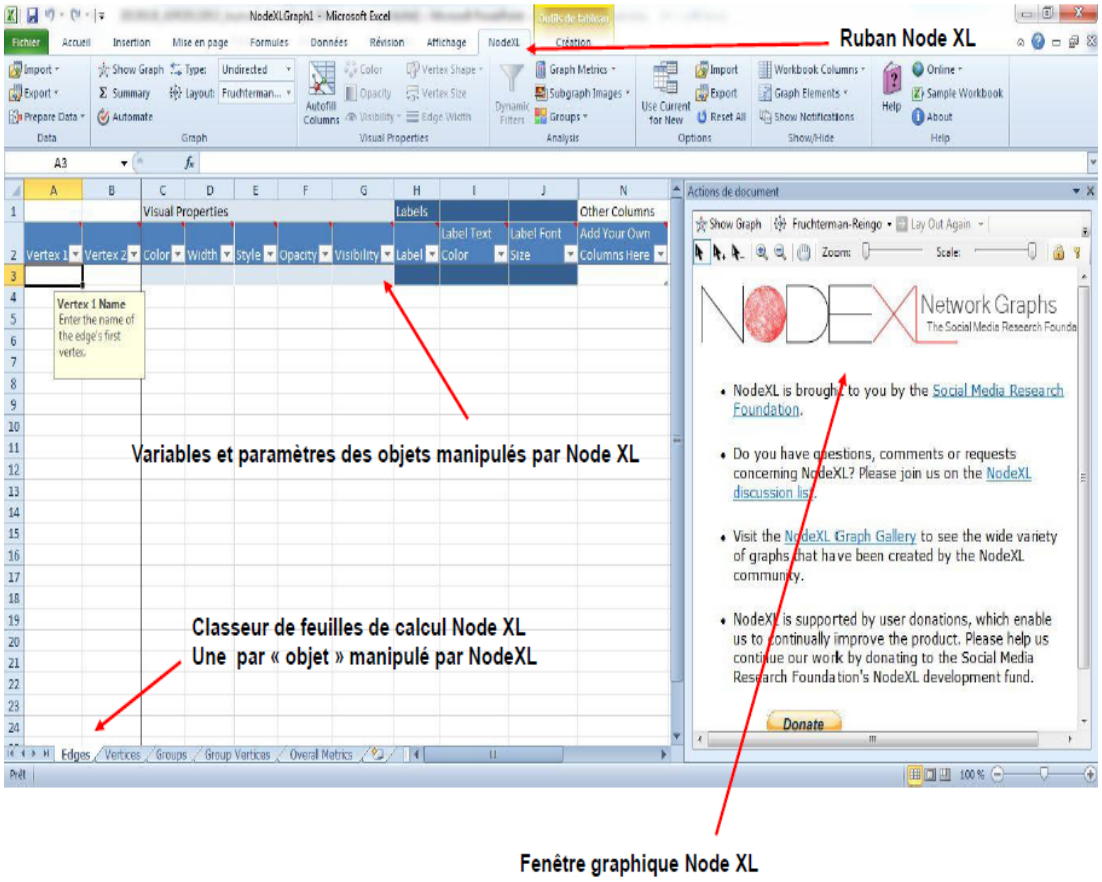


FIGURE 4.1 – L'interface de NodeXL

4.2 Description de l'application

4.2.1 Algorithmes et explications

Afin de comparer les deux fonctions de prédiction des liens, il est nécessaire de les appliquer sur les mêmes données et dans le même contexte, pour cela, nous avons

choisi d'utiliser le même réseau social. Comme le langage que nous avons utilisé est un langage objet, nous avons profité de cet aspect de programmation durant le développement de l'outil d'expérimentation. L'organigramme global suivant 4.2 présente les différentes étapes de l'implémentation :

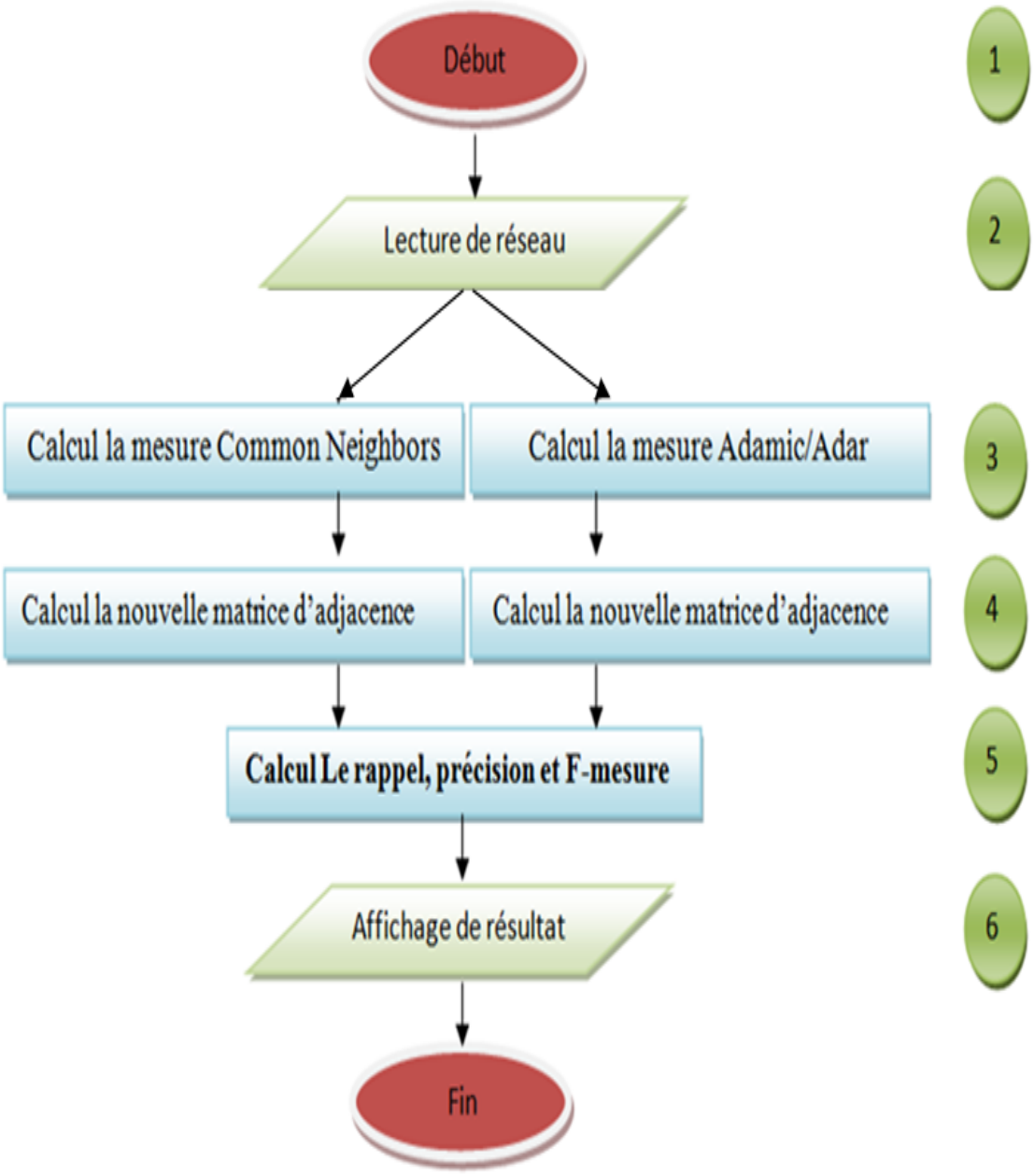


FIGURE 4.2 – L'organigramme de l'application

L'étape (2) : C'est une étape très importante, il s'agit des opérations d'entrée/sortie dans laquelle le programme lit le réseau social à partir du fichier texte, notre réseau social est stocké sous une forme matricielle, ce qu'il facilite son interprétation.
L'étape (3) : Ce niveau de calcul est distingué en deux étapes indépendantes,

une étape consiste à appliquer la fonction qui calcul la matrice de similarité Adamic/Adar et l'autre consiste à appliquer la fonction de similarité Voisins communs, à partir de la matrice d'adjacence.
L'étape (4) : consiste à recalculer la nouvelle matrice d'adjacence pour chaque algorithme en ajoutant les liens prédits.
L'étape (5) : Cette étape consiste à mesurer les performances de nos algorithmes de prédiction des liens, nous prenons les deux matrices d'adjacence construit à partir de l'étape précédente et nous les comparons avec une nouvelle capture de ce même réseau social.
Dans la suite nous allons voir les fonctions et les procédures qui sont incluent dans chaque étape.

4.2.1.1 Construire la matrice de Adamic et Adar

Le pseudo code suivant [1] représente l'exécution de l'algorithme de Adamic et Adar. la fonction Adamic et Adar commence par récupérer la matrice d'adjacence de réseau social, puis elle recherche pour tous pairs de nœuds non connecté , leurs voisins commun, s'ils existent elle fait appel à une autre fonction ($degreen\text{œ}ud(k)$) qui calcul le degré de chaque voisin commun en lui passant comme paramètre, puis elle calcul l'inverse de *log* de degré de ce dernier. A la fin la matrice de similarité reçoit la somme des inverses de*log* dégrée de tous les voisins communs pour tous les pairs non connecté, par convention la similarité entre deux nœuds déjà connecté (dans la matrice d'adjacence ($M(i,j) = 1$)) est égal à 0, ainsi la similarité entre un nœud et le même nœud est aussi égal à 0.

Algorithm 1 Algorithme de Adamic et Adar

```
1: function DEGREE NOEUD(adj,k)
2:     entier degree ← 0
3:     entier N ← adj.length
4:     for i ← 1 to N do
5:         if adj(k, i) = 1 then
6:             degree ← degree + 1
7:         end if
8:     end for
9:     return degree
10: end function

11: function ADAMIC ET ADAR(adj)
12:     Output matrice de similarité : adamicAdar
13:     double freq ← 0
14:     entier N ← adj.length
15:     for i ← 1 to N do
16:         for j ← 1 to N do
17:             if i = j then
18:                 adamicAdar(i, j) ← 0
19:             else
20:                 if adj(i, j) = 1 then
21:                     adamicAdar(i, j) ← 0
22:                 else
23:                     for k ← 1 to N do
24:                         if adj(i, k) = 1 ∧ adj(k, j) = 1 then
25:                             freq ← freq + 1 / ln(DEGREE NOEUD(M,k))
26:                             adamicAdar(i, j) ← freq
27:                         end if
28:                     end for
29:                     freq ← 0
30:                 end if
31:             end if
32:         end for
33:     end for
34:     return adamicAdar
35: end function
```

4.2.1.2 Construire la matrice de Commons Neighbors

la multiplication matricielle est la solution la plus intuitive pour trouver les voisins communs entre chaque deux nœuds non connecté, si M est la matrice d'adjacence qui indique les chemins de longueurs 1 (voisin directe), alors M^2 est la matrice qui indique les chemins de longueur 2 entre chaque deux nœuds, c'est-à-dire se sont voisins des voisins, si nous trouvons par exemple $M^2(i,j) = 2$ ça veux dire qu'il existe deux chemins de longueur 2 entre i et j et donc forcement il existe 2 voisins communs entre i et j, nous avons effectuer une modification dans laquelle $M^2(i,i) = 0$ et $M^2(i,j) = 0$ si i et j sont des voisins directe dans la matrice d'adjacence c'est-à-dire $M(i,j) = 1$, le pseudo code[2] résume ce calcul :

Algorithm 2 Algorithme de Commons Neighbors

```
1:  function COMMON NEIGHBORS(adj)
2:      Input  matrice : adj
3:      Output matrice de similarité : commonNeighbors
4:      entier N ← adj.length
5:      for i ← 1 to N do
6:          for j ← 1 to N do
7:              if i = j ∨ adj(i, j) = 1 then
8:                  commonNeighbors(i, j) ← 0
9:              else
10:                 for k ← 1 to N do
11:                     commonNeighbors(i, j) ← CN(i, j) + adj(i, k) × adj(k, j)
12:                 end for
13:             end if
14:         end for
15:     end for
16:     return commonNeighbors
17: end function
```

4.2.1.3 Construire la nouvelle matrice d'adjacence

Comme nous avons cité dans les chapitres précédents, les algorithmes de prédiction des liens calculent des scores selon un paramètre topologique entre chaque deux nœuds non connecté, un score élevé indique une probabilité élevé que cette paire soit connecté dans le futur, en se basant sur ce principe, nous avons construit une liste contient toutes les valeurs de similarité trouvé après l'exécution d'un tel algorithme, cette liste est ordonnée de manière décroissante, ensuite la spécification

des nouveaux liens prédit dépend seulement de l'utilisateur, donc il a le choix sur les K premiers liens dans la liste qui ont les valeurs de similarité les plus élevé, à la fin il nous reste qu'à récupérer les indices des ces valeurs choisi (c'est-à-dire le pair (i, j)) en mettant un 1 dans la nouvelle matrice d'adjacence et ainsi de suite, nous notons aussi que nous avons gardé tous les liens qu'ils existent dans la matrice d'adjacence en leurs mettant dans la nouvelle matrice d'adjacence[3] :

Algorithm 3 Construction de la nouvelle matrice d'adjacence

Input matrice : $ancien, similarite$
entier K, $N \leftarrow ancien.length$
Output matrice : $nouvelle$
- Stocker toutes les valeurs ($\neq 0$) de similarités calculés dans une liste.
- Trier la liste en ordre décroissant selon les valeurs de similarités.

for $i \leftarrow 1$ to N **do**
  for $j \leftarrow 1$ to N **do**
    if $ancien(i, j) = 1$ **then**
      $nouvelle(i, j) \leftarrow 1$
    else
      for $k \leftarrow 1$ to K **do**
        if $i =$ **indice** i **de** $k^{\text{iéme}}$ **élément** dans la liste $\wedge$ $j =$ **indice** j **de** $k^{\text{iéme}}$ **élément** dans la liste **then**
          $nouvelle(i, j) \leftarrow 1$, $nouvelle(j, i) \leftarrow 1$
        end if
      end for
    end if
  end for
end for

4.2.1.4 Calculer les mesures de performance

Cette étape consiste à voir les différences entre la matrice d'adjacence calculés en lui comparant avec une nouvelle matrice d'adjacence qui représente une capture de ce même réseau social, pour cela nous avons utilisé les mesures que nous avons définit dans le chapitre 3 : Le rappel, la précision et la F-mesure, pour le rappel nous avons calculé la quantité des liens prédit correctement sur le nombre de tous les nouveaux liens qui sont apparut dans la nouvelle capture, la précision indique seulement le nombre des liens prédit correctement sur les K liens spécifiés par l'utilisateur, finalement la F-mesure est une moyenne entre la précision et le rappel[4] :

Algorithm 4 Précision, Rappel et F-mesure

1: **function** PRÉCISION($avant$,$apres$,$snapshot$)
2: **Output :** double $precision$
3: entier $tp \leftarrow 0$
4: entier $fp \leftarrow 0$
5: entier $N \leftarrow avant.length$
6: **for** $i \leftarrow 1$ to N **do**
7: **for** $j \leftarrow i+1$ to N **do**
8: **if** $avant(i,j) = 0 \wedge apres(i,j) = 1 \wedge snapshot(i,j) = 1$ **then**
9: $tp \leftarrow tp + 1$
10: **end if**
11: **if** $avant(i,j) = 0 \wedge apres(i,j) = 1 \wedge snapshot(i,j) = 0$ **then**
12: $fp \leftarrow fp + 1$
13: **end if**
14: **end for**
15: **end for**
16: **return** $precision \leftarrow \frac{tp}{tp+fp}$
17: **end function**

18: **function** RAPPEL($avant$,$apres$,$snapshot$)
19: **Output :** double $rappel$
20: entier $tp \leftarrow 0$
21: entier $fn \leftarrow 0$
22: entier $N \leftarrow avant.length$
23: **for** $i \leftarrow 1$ to N **do**
24: **for** $j \leftarrow i+1$ to N **do**
25: **if** $avant(i,j) = 0 \wedge apres(i,j) = 1 \wedge snapshot(i,j) = 1$ **then**
26: $tp \leftarrow tp + 1$
27: **end if**
28: **if** $avant(i,j) = 0 \wedge apres(i,j) = 0 \wedge snapshot(i,j) = 1$ **then**
29: $fn \leftarrow fn + 1$
30: **end if**
31: **end for**
32: **end for**
33: **return** $rappel \leftarrow \frac{tp}{tp+fn}$
34: **end function**

35: **function** F-MESURE($Precision, Rappel$)
36: **Output :** double $fmesure$
37: $fmesure \leftarrow \frac{2 \times \text{PRÉCISION}(avant,apres,snapshot) \times \text{RAPPEL}(avant,apres,snapshot)}{\text{PRÉCISION}(avant,apres,snapshot) + \text{RAPPEL}(avant,apres,snapshot)}$
38: **return** $fmesure$
39: **end function**

4.2.2 Représentation de l'application

La figure 4.3 représente une capture d'écran de l'application, l'outil que nous avons développé pour évaluer et comparer les deux fonctions de prédiction des liens.

• **Menu de l'application :** pour quitter ou voir quelques informations sur l'application.

• **Paramétrage :** Représente les différents paramètres nécessaires pour l'exécution des deux fonctions, on distingue un menu déroulant pour préciser le réseau social,(nous avons expérimenter seulement un réseau social), Il existe aussi deux zones de texte pour spécifier le nombre des liens choisi "K" pour les deux algorithmes de prédiction.

• **Résultats et mesures de performances :** Un simple tableau qui affiche l'ordre des liens qui ont été prédit par les deux algorithmes en fonction de K, il existe aussi un autre espace où les différents mesures de performances, un tableau affiche le rappel, la précision ainsi que la F-mesure pour les deux fonctions.

• **Temps d'exécution :** dans cet espace, le temps d'exécution est affiché pour comparer les deux fonctions en point de vue de complexité.

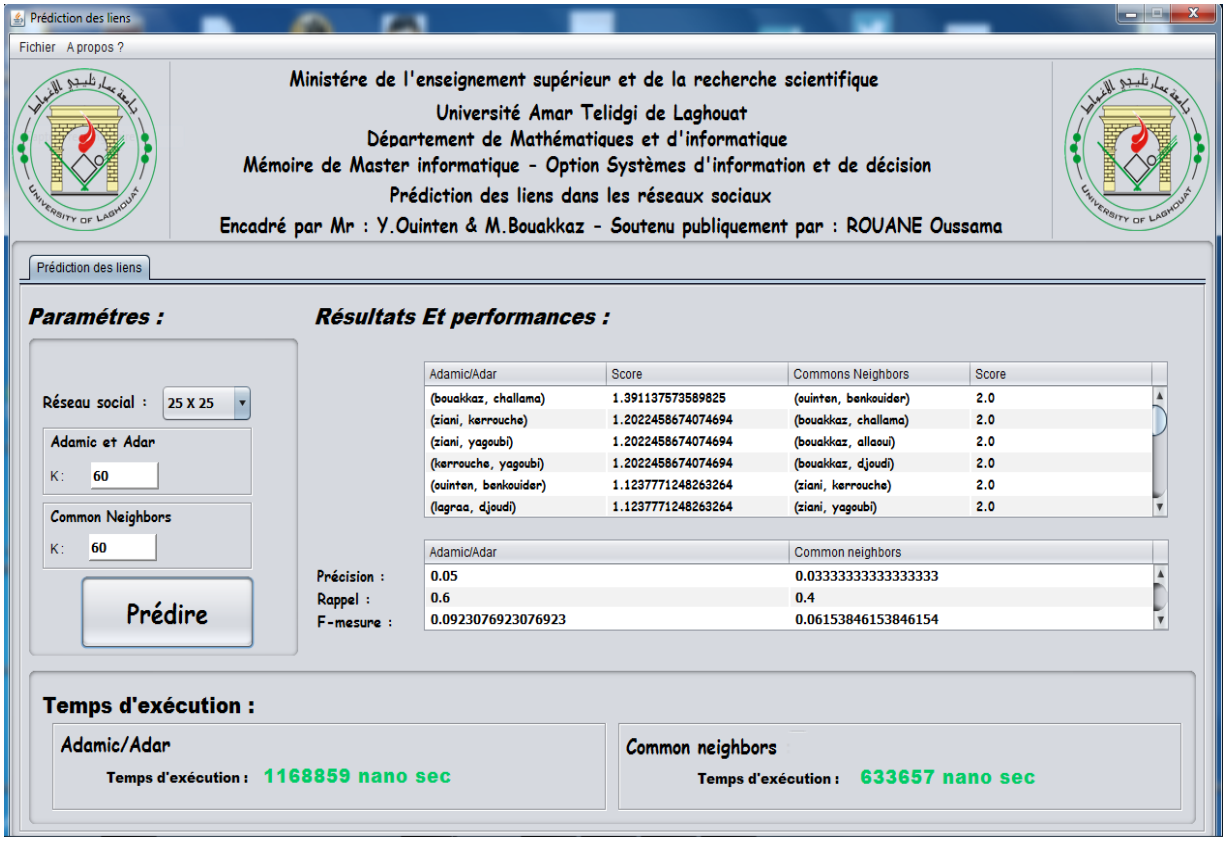


FIGURE 4.3 – L'interface globale de l'application

4.3 Expérimentations et résultats

Pour assurer une comparaison efficace entre les deux fonctions, nous avons les testés sur un réseau de collaboration scientifique au laboratoire de mathématiques et d'informatique de notre université, pour cela nous avons essayer de construire deux captures de ce réseau, l'une à 2011 et la deuxième à 2015, ensuite nous allons essayer de prédire l'apparition des nouveaux liens pendant la période [2011,2015]. Pour effectuer la prédiction par les deux fonctions que nous avons présenté, Nous avons envisagé une opération de pré-traitement, cette dernière consiste à effectuer sur l'ensemble des nœuds et des liens les opérations suivantes :

1. Nous allons assurer de prendre les mêmes nœuds (représentent des chercheurs) pour les deux captures (2011 et 2015).
2. Nous avons assurer aussi de garder les liens (représentent des collaborations entre les chercheurs) en 2011 même s'ils sont disparu dans le réseau de collaboration en 2015.

les figures 4.4 et 4.5 représentent les deux captures que nous avons construit en 2011 et en 2015 respectivement :

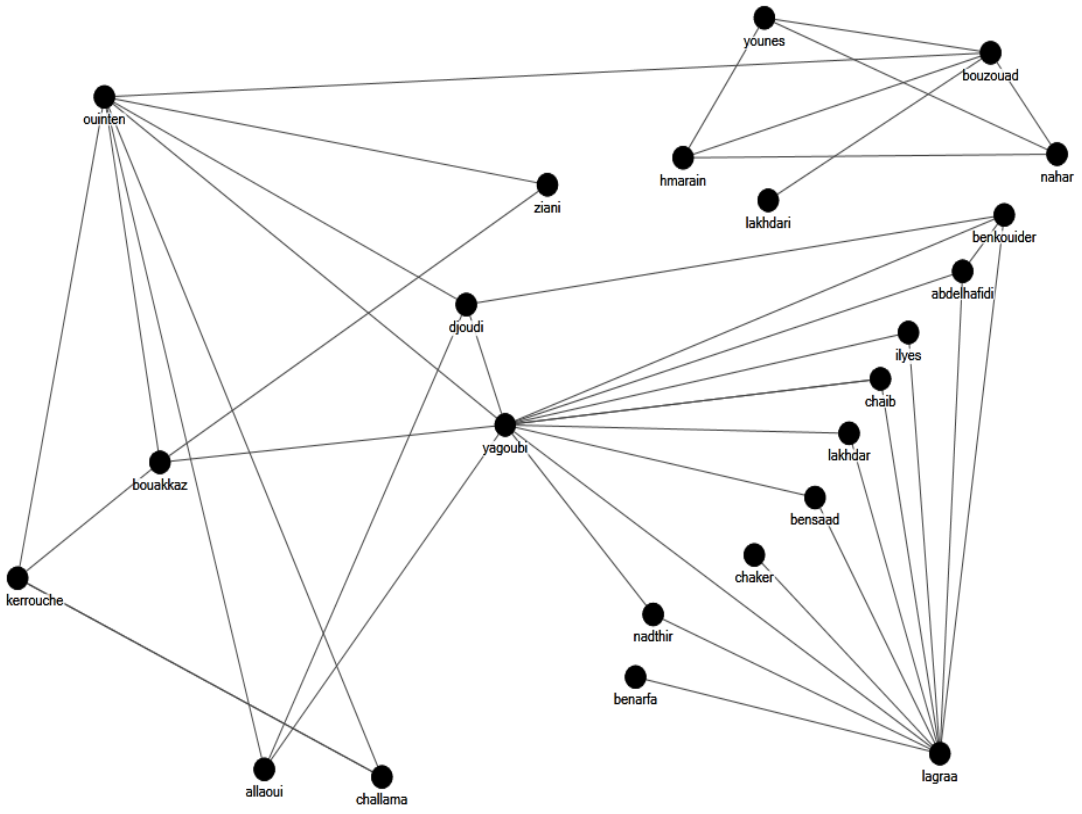


FIGURE 4.4 – Capture du réseau de collaboration construite en 2011

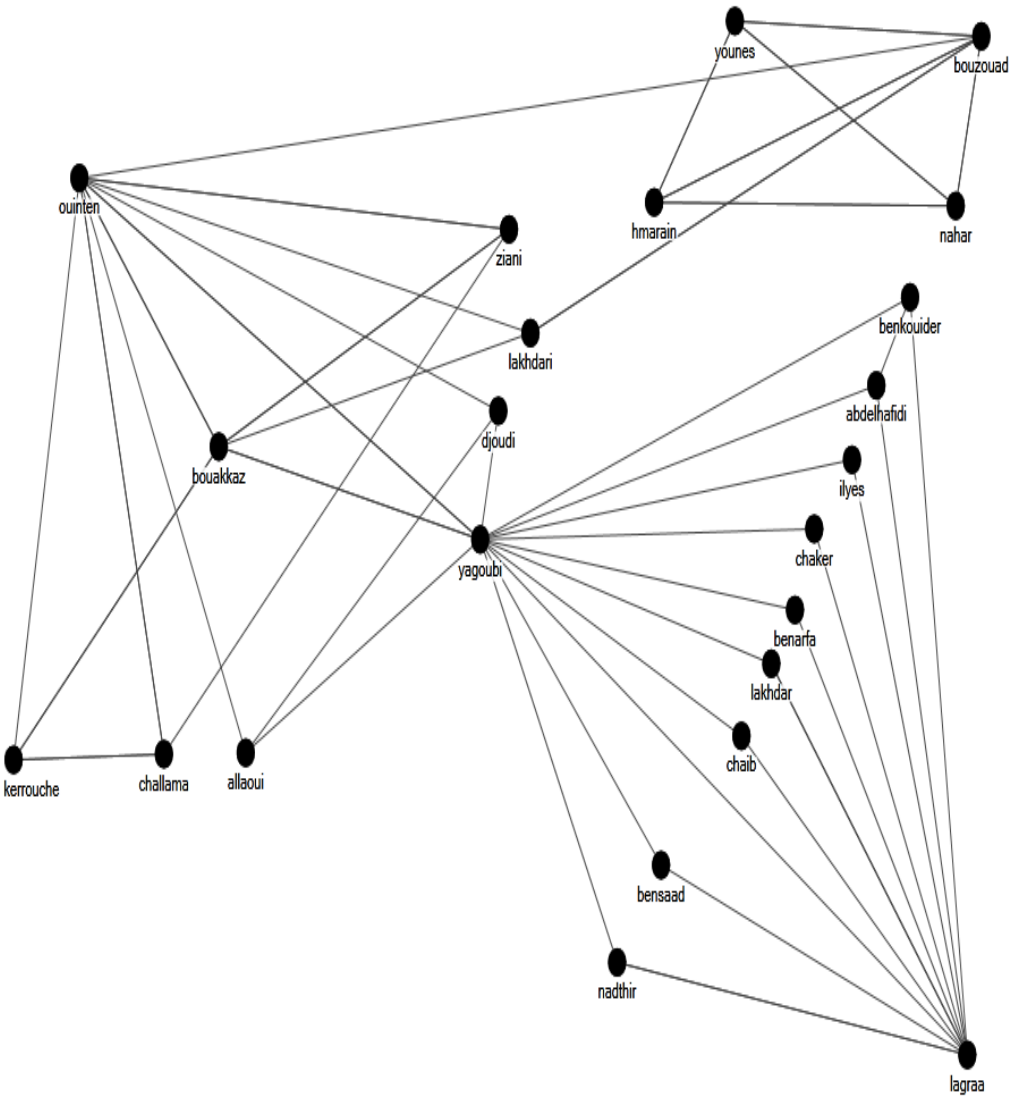


FIGURE 4.5 – Capture du réseau de collaboration construite en 2015

Nous avons utilisé l'outil NodeXL pour visualiser les résultats de chacune de ces deux fonctions pour les 70 premiers liens que nous avons choisi dans les figures 4.6 et 4.7, Nous notons que avons visualiser que les liens prédit correctement puisque les deux fonctions ajoutent 96 liens. Nous pouvons remarquer que l'algorithme Adamic/Adar a prédit correctement 1 lien plus par rapport à l'algorithme Common Neighbors.

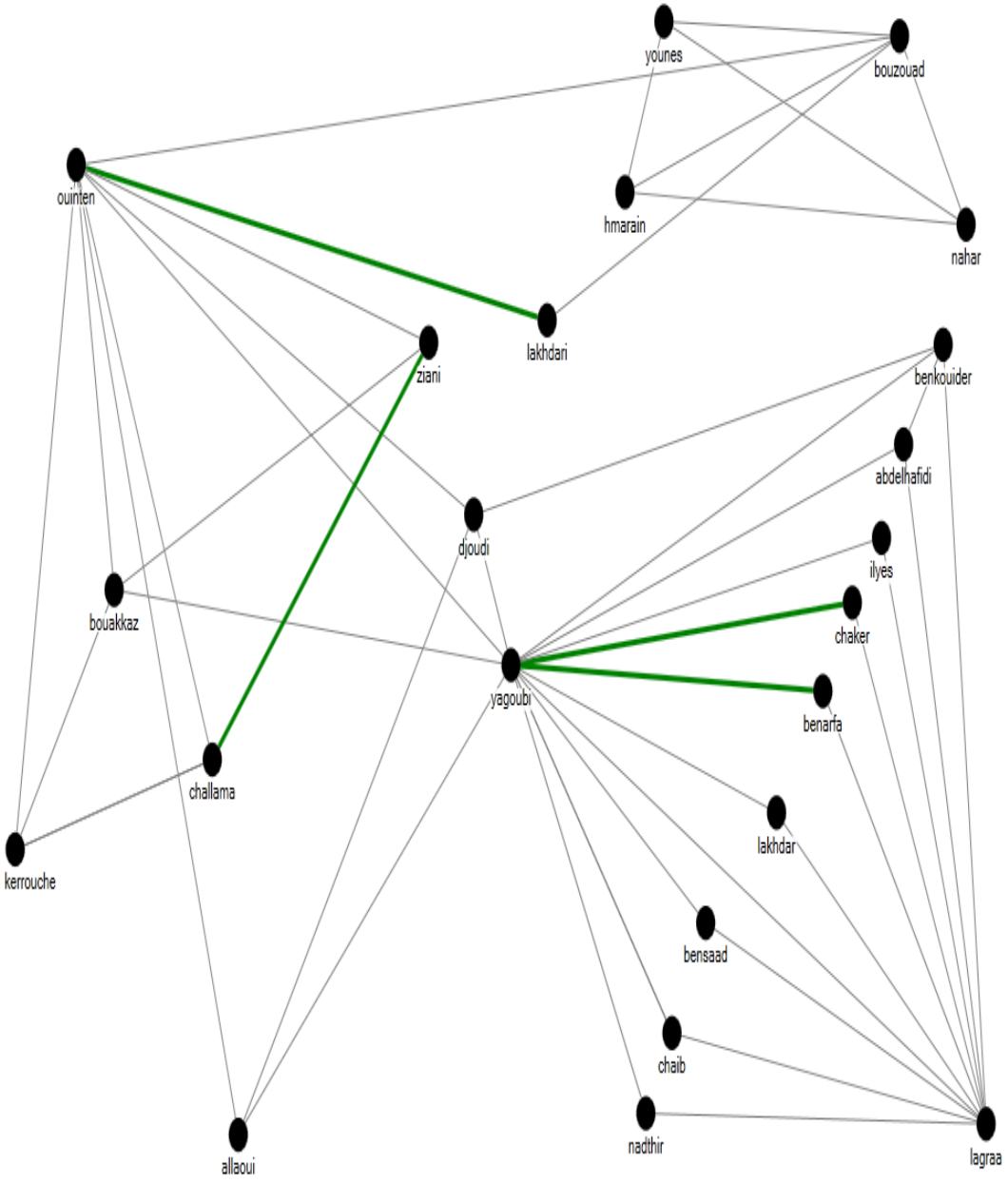


FIGURE 4.6 – Réseau social obtenu après l'exécution de la fonction : Adamic/Adar

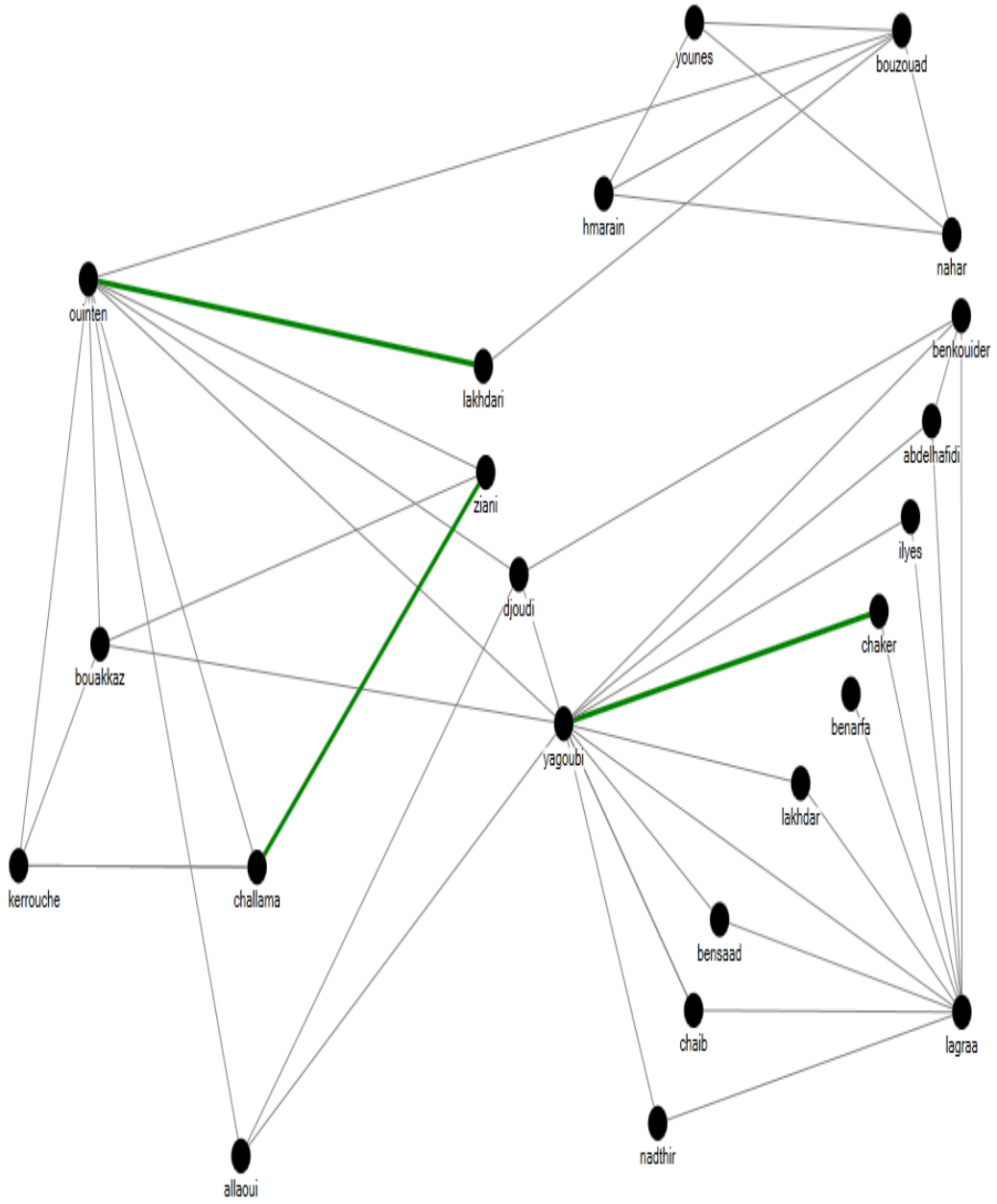


FIGURE 4.7 – Réseau social obtenu après l'exécution de la fonction : Commons neighbors

Le tableau 4.1 résume les différentes mesures que nous avons effectuées pour juger les performances des deux fonctions. Nous avons fait varier K (nombre des liens) de 10 jusqu'à 90.

	Adamic/Adar				Commons Neighbors			
K	**Temps**	**Rappel**	**Précision**	**F-mesure**	**Temps**	**Rappel**	**Précision**	**F-mesure**
10	1208526	0.0%	0.0%	0.0%	631793	0.0%	0.0%	0.0%
20	1151133	0.0%	0.0%	0.0%	627128	0.0%	0.0%	0.0%
30	1069943	0.0%	0.0%	0.0%	634593	0.0%	0.0%	0.0%
40	1148800	40.0%	5.0%	8.9%	628527	20.0%	2.5%	4.4%
50	1240723	40.0%	4.0%	7.3%	632727	20.0%	2.0%	3.6%
60	1150200	60.0%	5.0%	9.2%	629460	40.0%	2.9%	6.2%
70	1083008	80.0%	5.7%	10.7%	629461	40.0%	2.9%	5.3%
80	1151601	80.0%	5.1%	9.4%	649992	60%	3.8%	7.6%
90	1154867	80.0%	4.8%	8.9%	628527	60%	3.5%	6.7%

TABLE 4.1 – Mesures de performances

Nous avons également représenté graphiquement nos résultats par rapport à notre réseau social, la figure 4.8 montre le rapport, la précision, le temps d'exécution ainsi que le F-mesure par rapport à K .

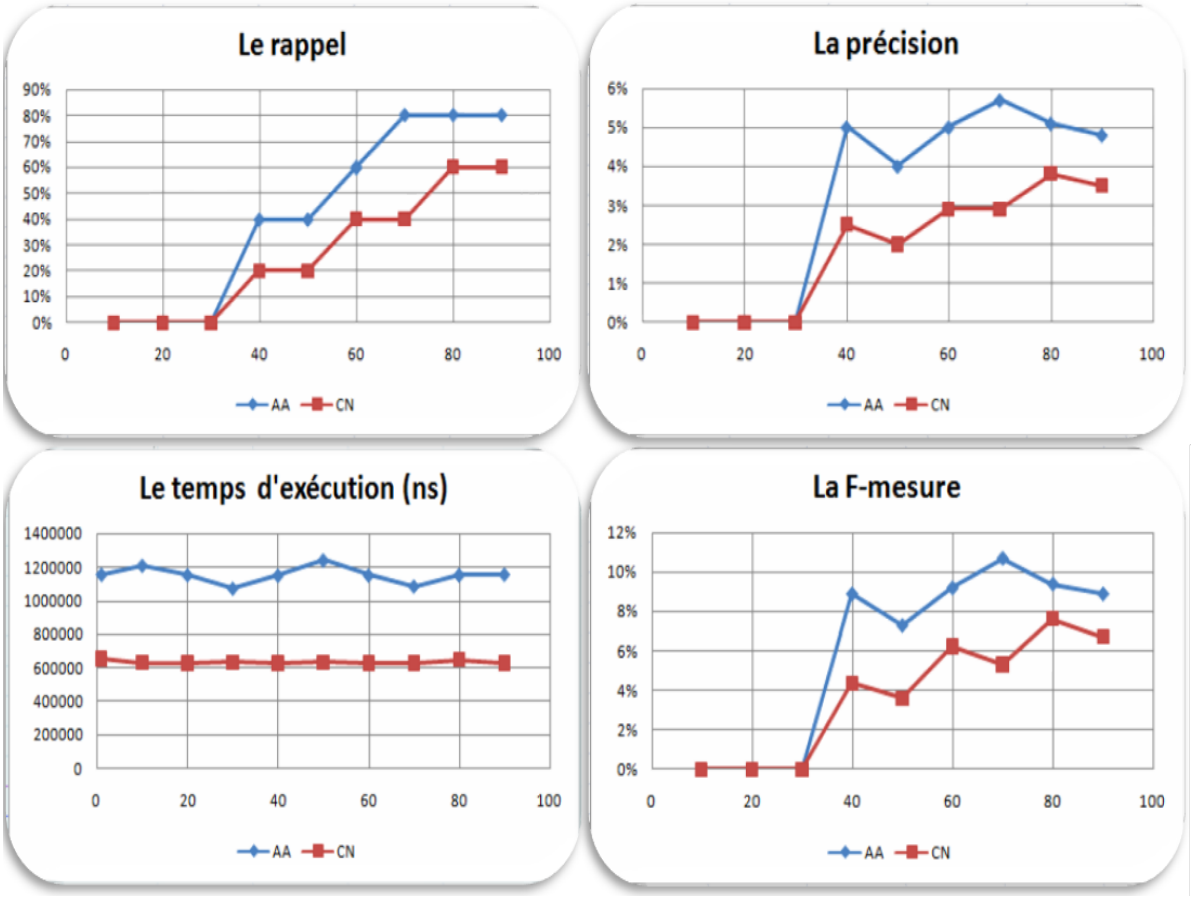


FIGURE 4.8 – Représentation graphique du rappel, précision, F-mesure et temps d'exécution

4.3.1 Interprétation des résultats

Dans le but de comparer et juger les performances de chacune des deux fonctions en détectant leurs différents avantages et inconvénients à travers les mesures que nous avons effectué, voire, le temps d'exécution, le rappel, la précision ainsi que le rapport entre ces deux derniers qui est la F-mesure.

4.3.1.1 Point de vue temps d'exécution

Nous pouvons voir à partir le graphes de temps d'exécution dans la figure 4.8 que la mesure de similarité Adamic/Adar prend un temps plus considérable par rapport à la mesure de similarité Commons Neighbors. Cela s'explique par le fait que Adamic/Adar fait beaucoup d'opérations supplémentaires, voire l'extraction des voisins communs, le calcul de degrés des ces voisins communs. ce qui consomme plus de temps. Par contre la fonction Commons Neighbors calcule simplement le nombre de voisins communs entre chaque pair non connecté.

4.3.1.2 Point de vue Rappel

Nous rappelons qu'une forte valeur de rappel se traduit par un taux de résultat pertinent élevé et vice versa. Nous apercevons clairement les performances de la fonction Adamic/Adar à travers la courbe du rappel qui s'est montré très considérable par rapport à la fonction Commons Neighbors surtout quand le nombre des liens choisi k est important. ce qui est un remarquable avantage. Le rappel est resté fixé à zéro pour tout $k \in [10, 30]$ et pour les deux fonctions, cela s'interprète par le fait qu'il n'existe aucun lien prédit correctement, ce qu'il présente un inconvénient pour ces deux mesures.

4.3.1.3 Point de vue Précision

Nous rappelons également qu'une forte valeur de précision s'interprète par une bonne qualité de prédiction. Dans notre cas, nous avons marqué un écart de presque 2% privilégiant la fonction Adamic/Adar par rapport à la fonction Commons Neibhbors, cela s'exprimer que la fonction Adamic/Adar prédit correctement 1 lien plus par rapport à la fonction Commons Neighbors (Voir les figures : 4.6 et 4.7). Pour un $k \in [10, 30]$ la précision est la même que le rapport est resté fixé à zéro pour les deux mesure ce qui représente aussi un inconvénient.

4.3.1.4 Point de vue F-mesure

Nous rappelons que la F-Mesure est la moyenne entre le rappel et la précision. Nous remarquons que les deux mesures ont marqué un très mauvais F-mesure qui est resté fixé à zéro pendant l'intervalle $k \in [10, 30]$, cela est dû aux valeurs du rappel, et précision cependant nous pouvons constater. clairement que la fonction Adamic/Adar a donné de très bon résultats par rapport à la fonction Commons Neighbors,

Enfin nous pouvons conclure que la performance de la fonction Adamic/Adar est supérieure à celle de la fonction Commons Neighbors, cette dernière prends plus de temps à l'exécution mais elle reste très efficace surtout quand le nombre de liens choisi est grand car elle donne la priorité aux voisins qui sont rarement partagé dans un réseau social, ce qui représente un grand manque dans la fonction Commons Neighbors.

Conclusion

Suite à l'importance de la prédiction des liens opérant sur les réseaux sociaux. Actuellement, de nombreux auteurs se sont intéressés à ce nouveau domaine .Récemment, beaucoup des travaux de recherche proposant d'avantage de techniques et de fonctions de prédiction des liens dans les réseaux sociaux sont entrain de se faire.

Notre but à travers ce mémoire est d'effectuer une étude comparative entre deux algorithmes de prédiction des liens. Pour cela, nous avons choisi les fonctions Adamic/Adar et Voisin Communs, nous avons implémenté les deux fonctions en langage JAVA.
Nous avons appliqué les deux fonctions sur un réseau de collaboration scientifique au sein de laboratoire de Mathématiques et d'Informatique de notre université Amar Telidgi, ainsi, nous avons visualisé le réseau de collaboration avec l'outil NodeXL.
Les différentes mesures que nous avons effectuées sur ces fonctions nous ont permis de conclure que la fonction Adamic/Adar est plus performante que Voisin commun, malgré le fait qu'elle nécessite un peu de temps d'exécution supplémentaire.

Ce travail nous a permis également de savoir ce qu'est les domaines d'analyse des réseaux sociaux et surtout la prédiction des liens dans les réseaux sociaux. L'implémentation que nous avons effectuée en langage JAVA nous a permis de nous familiarisé d'avantage avec la programmation orienté objet.
Enfin, Ce travail est une expérience très enrichissante qui nous a permis d'acquérir une quantité appréciable de connaissances très utiles...

Bibliographie

[Ada03] Adar Adamic. Friend and neighbors on the web. *Social Networks*, 2003.

[And12] Kleinberg J et al Anderson, Huttenlocher D. Effects of user similarity in social media. In *Proceedings of the 5th ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM'12)*, 2012.

[Ba02] Neda Z Barabasi, Jeong H and al. Evolution of the social network of scientic collaborations. *Physica A*, pages 590–616, 2002.

[BP11] Wu F S Bhattacharyya P, Garg A. Analysis of user keyword similarity in online social networks. *Social Network Analysis and Mining*, 2011.

[Cas14] Jean-Laurent Cassely. Sur twitter et facebook, la théorie des «six degrés de séparation» ne fonctionne pas. 2014.

[dLP13] Xavier de La Porte. Google+ : bienvenue dans la matrice. 2013.

[Fou07] Renders J M et al Fouss, Pirotte A. Random-walk computation of similarities between nodes of a graph with application to collaborative recommendation. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2007.

[Fre79] L. Freeman. Centrality in social networks : Conceptual clarification.social network. 1979.

[GE09] Michel B Patrick G Guillaume E, Fabien G. Analyse des réseaux sociaux et web sémantique : un état de l'art. *ISICIL*, 2009.

[Har12] Jean Harrold. Les types de réseaux sociaux les réseaux sociaux. 2012.

[JG02] Widom J Jeh G. Simrank : a measure of structural-context similarity. *In : Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'02)*, 2002.

[Kan10] R Kanawati. Prédiction de liens dans les réseaux sociaux. *Université Paris 13*, 2010.

[Kat53] Katz. A new status index derived from sociometric analysis. *Psychometrika*, 1953.

[LC12] Ryan Lichtenwalter and Nitesh V. Chawla. Link prediction : fair and effective evaluation. *Department of Computer Science The University of Notre Dame*, 2012.

[Liu13] Haddadi H et al Liu, Hu Z. Hidden link prediction based on node centrality and weak ties. *EPL (Europhysics Letters)*, 2013.

[Lu09] Zhou T Lu, Jin H. Similarity index based on local paths for link prediction of complex networks. *Physical Review E*, 2009.

[MH13] Zaki M Hasan, S Saeed. Link prediction using supervised learning. *Machine Learning and Applications (ICMLA), 2013 12th International Conference*, 2013.

[Mil67] S. Milgram. The small world problem. *Psychology Today*, 1967.

[Mor33] Jacob Moreno. Emotions mapped by new geography. 1933.

[New01] Newman. Clustering and preferential attachment in growing networks. *Physical Review Letters E*, 2001.

[Pat10] Elodie Patenotte. Les media sociaux. 2010.

[Pat15] Elodie Patenotte. Les réseaux sociaux, cultures numériques remasterisées. 2015.

[S08] David S. Proof ! just six degrees of separation between us. *Microsoft researchers*, 2008.

[Sco00] Scott. *Social network analysis,a handbook. second edition.* 2000.

[VJ13] Lopes A Valverde J. Exploiting behaviors of communities of twitter users for link prediction. *Social Network Analysis and Mining,*, 2013.

[Win14] Andrew Winslow. Link prediction algorithms. 2014.

[Wp15] Z Xiaoyu W peng, W yurong. Link prediction in social networks : the state-of-the-art. *Science China*, 2015.