Classement de Services et de Données par leur Utilisation

Camelia Constantin

THÈSE

présentée devant

l'Université Pierre et Marie Curie (Paris VI)

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE
Mention INFORMATIQUE

par

Camelia CONSTANTIN

Laboratoire d'Informatique de Paris 6 - Équipe Bases de Données
École Doctorale : EDITE

Titre de la thèse :

Classement de Services et de Données par Leur Utilisation

Soutenue le 27 novembre 2007 devant le jury composé de :

Président :	Michel	SCHOLL	Professeur - CNAM Paris
Rapporteurs :	Christine	COLLET	Professeur - INP Grenoble
	Michalis	VAZIRGIANNIS	Professeur - Univ. d'Économie d'Athènes
Examinateurs :	Serge	ABITEBOUL	Directeur de Recherche - I.N.R.I.A
	David	GROSS-AMBLARD	Maître de Conférences - Univ. de Bourgogne
Directeur de thèse :	Bernd	AMANN	Professeur - Univ. Paris VI

Dedic această tezã părinţilor mei.

Je dédie cette thèse à mes parents.

Remerciements

Je tiens avant tout à remercier mes deux encadrants Bernd Amann, Professeur à Paris 6 et David Gross-Amblard, Maître de Conférences à l'Université de Bourgogne, avec lesquels j'ai eu le plaisir de travailler pendant ces années. Cette thèse a vu le jour tout d'abord grâce à David, qui m'a choisie pour son stage de tatouage de données et m'a permis de venir en France. Je le remercie de m'avoir fait découvrir la recherche, de m'avoir soutenue pour m'inscrire ensuite en DEA et suivie pendant cette année de DEA. C'est un très grand plaisir pour moi qu'il ait accepté de faire partie de mon jury de thèse afin d'être présent pour la fin de ce long chemin. Je remercie également Bernd, mon directeur de thèse, de s'être toujours montré très disponible et patient, de m'avoir toujours soutenue, aidée et accompagnée tout au long de mon parcours. Je le remercie également d'avoir partagé avec moi ses grandes connaissances scientifiques et de m'avoir toujours prodiguée de très bons conseils.

Je remercie vivement Michel Scholl, Professeur au CNAM de m'avoir accueillie dans son équipe pendant mon stage d'ingénieur, de sa gentillesse envers moi, de son aide et ses encouragements afin de m'inscrire en DEA. Je le remercie également de m'avoir fait l'honneur d'être le président de mon jury de thèse. Mon stage au sein de l'équipe Vertigo m'a offert le plaisir de faire la connaissance de Dan Vodislav et Valérie Gouet que je remercie pour leur gentillesse.

Je remercie sincèrement Christine Collet, Professeur à l'INP Grenoble et Michalis Vazirgiannis, Professeur à l'Université d'Économie d'Athènes d'avoir accepté d'être les rapporteurs de ma thèse et pour leurs remarques très constructives.

Merci également à Serge Abiteboul, Directeur de Recherche à l'INRIA, d'avoir bien voulu faire partie de mon jury.

Ces années de thèse n'auraient pu être si agréables sans la présence des membres de l'équipe Bases de Données du LIP6. Je remercie pour leur aide, leur bonne humeur, leurs conseils et leurs encouragements Anne Doucet (que je remercie également de m'avoir si bien accueillie dans son équipe), Stéphane Gançarski, Hubert Naacke. Je remercie Nicolas Lumineau, maintenant à Lyon, avec qui j'ai partagé de très bons moments. Je remercie également tous les autres personnes que j'ai rencontré pendant ma thèse : Alda Gançarki, Maha Abdallah, Djamel Berrabah, Marcos Sunye, Idrissa Sarr, Julien Tanguy, Alexandre Andreï, Axel Sen, Deborah Nassif et Cécile Le Pape.

Je remercie surtout Cédric, qui m'a soutenue et encouragée depuis mon DEA, et qui a toujours été à mes cotés malgré des moments parfois pas faciles. Il n'existe pas assez de mots pour que je puisse exprimer ma gratitude pour toute son aide.

Mulţumesc Cristina pentru discuţiile pe care le-am avut împreunã despre aceastã teza şi pentru toate sfaturile si încurajãrile pe care mi le-ai dat. Mulţumesc tatãlui si mamei mele care mi-au transmis înclinaţia pentru studiu si voinţa de a reuşi.

Table des matières

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte

Tous les jours, des millions d'utilisateurs se connectent à l'Internet pour échanger des courriers électroniques, discuter avec d'autres personnes, lire des informations, faire des achats ou écouter de la musique. L'immense réseau de l'Internet leur permet d'accéder à des services et à des données situés à n'importe quel endroit. La communication se fait grâce à différents services mis à la disposition de l'utilisateur : le courrier électronique, le web, le chat, les forums, etc. Ces services apparaissent aux utilisateurs comme une seule ressource qu'ils peuvent utiliser de façon unitaire.

De tous les services de l'Internet, le web est sans conteste le service le plus utilisé. Il représente une collection immense de pages pouvant être accédée directement en écrivant son URL (Uniform Resource Locator) dans un navigateur web ou à travers un moteur de recherche. Les pages sont liées entre elles à l'aide de liens de navigation appelés hypertextes permettant à l'utilisateur de passer d'une page à une autre en suivant ces liens.

Au début de l'Internet, le web et d'autres applications (comme par exemple FTP pour le transfert des fichiers) ont été construits sur le modèle client/serveur : le client fait une demande, elle est traitée par le serveur et une réponse lui est envoyée ensuite. Cependant très rapidement le rôle des utilisateurs qui se connectent à l'Internet a évolué pour qu'ils ne soient plus simplement des clients accédant à des ressources mais soient également fournisseurs de données. Ceci a conduit d'abord à l'apparition de systèmes pair-à-pair de partage de fichiers, comme par exemple GNUTELLA [159] ou KAZAA [83], où chaque pair a le double rôle à la fois de client et de serveur. Ces systèmes sont organisés sous forme de réseau, chaque pair stocke des fichiers localement et les utilise pour répondre à des demandes des clients et se connecte à son tour à d'autres pairs pour télécharger d'autres fichiers.

L'étape suivante rendue possible grâce au passage aux systèmes pair-à-pair a été de proposer des architectures où non seulement les données mais également le calcul est distribué entre les pairs. Ainsi le calcul n'est plus réalisé par un unique serveur répondant à ses clients, mais par plusieurs pairs qui *collaborent* pour construire la réponse. De plus, chaque pair dans le système peut offrir et demander aux autres pairs des ressources de calcul et de stockage, et les pairs s'entre-utilisent pour obtenir des informations, des ressources de calcul, pour transmettre des demandes

aux autres pairs,..., ils fonctionnent donc comme un ensemble. Cette distribution du calcul a été également rendue possible grâce à l'apparition d'applications modulables construites en assemblant des composants indépendants qui implantent différentes fonctionnalités. Ces composants sont souvent fiables, bien documentés et maintenus dans l'intention d'être réutilisés et personnalisés. Ils sont accessibles à travers des API avancées à forte interopérabilité, sous forme de « services » spécialisés dans un certain type de calcul. Ces composants, nommés *services web* rencontrèrent rapidement un large succès porté par le nombre croissant d'infrastructures informatiques modernes s'appuyant sur une architecture orientée-services (S0A) pour intégrer des informations et des applications distribuées sur le web. Leur succès est également du à l'adoption d'un ensemble de standards pour garantir leur interopérabilité : protocole standard de communication (SOAP [171]), format standard de représentation (XML [195]), langage de description standard (WSDL [188]) et mécanisme de découverte (UDDI [180]).

La distribution des applications ne s'est pas seulement limitée au modèle d'échange de données dans les réseaux pair-à-pair et au calcul fait par des services web. Ces deux paradigmes peuvent être utilisés ensemble pour définir des systèmes distribués plus complexes basés sur des services qui échangent des données. Ces *services de données* permettent la définition de nouveaux systèmes collaboratifs d'intégration de données. Plus que le simple échange de fichiers dans les systèmes pair-à-pair classiques, la composition de services de données permet dans ce contexte l'évaluation de *requêtes distribuées* qui génère un arbre d'exécution de services réalisant des transformations sur des données permettant ainsi aux services initialement interrogés de retourner leur réponse. Chaque appel entre services dans cet arbre se traduit par des données produites, manipulées et/ou agrégées avec des données locales et des données provenant d'autres services afin de retourner le résultat. Un exemple d'un tel système est le système ACTIVEXML [19] qui permet la définition de services web implantés comme des requêtes sur une base de documents locale qui intègre des données envoyées par d'autres services.

1.2 Problématique

Si les systèmes distribués collaboratifs offrent comme avantage le partage de services et de données à l'échelle de l'Internet, ils s'accompagnent en même temps d'une complexification de la prise de décision et du choix. Cette mutualisation des ressources de calcul et de stockage permet de créer de nouvelles applications mais génère également de nouveaux problèmes en ce qui concerne la sélection et la gestion de ressources (services, données). Alors que dans les systèmes centralisés toutes les informations concernant le choix sont disponibles localement, dans un système distribué collaboratif les décisions locales des pairs ne sont pas toujours indépendantes de celles des autres participants du système. En particulier, le bon fonctionnement d'une application dépend souvent de décisions qui nécessitent des connaissances *globales* sur le système. Il est important dans un tel contexte, par exemple, de pouvoir choisir les meilleurs pairs pour le routage lors de l'évaluation de requêtes distribuées. Un choix pertinent permettrait lors de la composition de services d'utiliser les services appropriés afin de minimiser le coût d'exécution d'un ensemble de tâches. La gestion, la recherche et l'intégration des données demandent généralement aussi de faire des choix, de décider parmi les données locales lesquelles rafraîchir, ou encore de sélectionner un sous-ensemble des

données retournées après une recherche afin de les présenter à l'utilisateur ou de les mettre en cache, etc.

La notion de choix implique naturellement celle de *classement* qui permet de trier suivant des critères liés à l'application ou dépendants des choix de l'utilisateur. Cependant si les techniques de classements ont été intensivement étudiés dans le domaine des pages web, très peu de travaux ont abordé le problème du classement des données et des services dans le cadre des architectures distribuées.

La définition d'un modèle de classement repose avant tout sur le type des entités à trier et sur le choix des critères de tri. Il s'agit ensuite de définir des scores pertinents pour classer un ensemble d'entités en fonction de ces critères. Un grand nombre de modèles et d'algorithmes de classement ont déjà été proposés pour différents types d'applications et d'information (documents, n-uplets, services) dans différents domaines d'application, comme la recherche de documents, recherche sur le web, découverte de services et l'évaluation de requêtes pair-à-pair. Deux types de techniques de classement ont été principalement étudiées dans la littérature.

Les modèles de classement basés sur le contenu classent les entités d'après la *pertinence* de leur contenu ou d'autres métadonnées associées, à une requête donnée en entrée. Ce type de classement se basant sur la sémantique et/ou l'avis d'un expert a prouvé son efficacité pour les systèmes de recherche de documents et la sélection de données et de services s'appuyant sur la qualité.

Le classement *basé sur les liens* a beaucoup été étudié dans la littérature ces dernières années. Un lien, qui suivant la nature de l'application peut prendre différentes formes, comme un lien hypertexte dans le cas de pages web, peut être considéré comme une « recommandation » que chaque entité fait pour une autre. L'ensemble des liens existants entre les différentes entités du système forme un *graphe* qui permet alors de calculer l'importance basée sur une information *globale* sur le système. Une technique de classement s'appuyant sur ce graphe se distingue donc des techniques basées sur le contenu qui exploitent des informations *locales*. Un grand nombre de méthodes basées sur les liens ont été proposées afin de classer des pages web, des ontologies, de déduire la réputation des pairs, de détecter le *spam*, etc. L'exemple le plus célèbre d'application reposant sur cette approche de classement est l'algorithme PAGERANK [40] implanté par GOOGLE [84] pour estimer l'importance d'une page dans le graphe du web. Son immense succès [1], confirme la complémentarité entre ce type de classement et les méthodes de classement basées sur le contenu.

1.3 Notre Approche

Cette thèse présente un nouveau modèle de classement de services basé sur leur contribution à d'autres services dans un système distribué.

Nous considérons dans ce travail des applications orientées services reposant sur un ensemble de services qui collaborent afin d'exécuter certaines tâches. Notre notion de service est abstraite

[1] Crée il y a tout juste 10 ans avec un capital de 1 million de $, Google pèse début 2007 160 milliards de dollars à la bourse de Wall Street. Google posséderait le parc de serveurs le plus important du monde avec environ 450 000 machines réparties sur plus de 25 sites de par le monde et indexait en 2004 plus de 8 milliard de pages et 1 milliard d'images.

et doit être comprise comme étant n'importe quel type de nœud autonome avec un certain comportement et des données locales, et capable de réaliser des tâches spécifiques en collaborant avec d'autres services. Nous n'imposons aucune restriction particulière ni sur la fonctionnalité, les données locales ou l'implantation de chaque service, ni sur la structure ou le contenu des messages échangés entre services. Par conséquent, notre modèle peut s'appliquer à des services simples comme le partage ou l'impression de documents, ou plus complexes comme les services d'interrogation de bases de données et les services web.

Une première méthode intuitive pour classer des services basé sur les liens est d'adapter le classement de pages web en faisant le parallèle entre les services et les pages web, où les liens d'utilisation entre les services correspondraient aux liens hypertextes entre les pages web. Il est alors possible d'appliquer une des méthodes existantes de classement de pages web (voir une présentation de ces méthodes dans le chapitre 2). Cependant une telle stratégie présente plusieurs inconvénients, principalement liés à la dynamicité des services comparée à celle des pages web :

liens dynamiques : les liens entre les pages web sont les liens hypertextes enregistrés de manière statique dans les pages ; afin de pouvoir classer des services nous devons alors non seulement être capables d'identifier et de caractériser les liens d'utilisation de services, mais aussi de pouvoir les enregistrer ;

sémantique différente des liens : si un lien entre deux pages est principalement interprété comme une citation, l'utilisation des services web a une sémantique plus complexe : un service peut réaliser des calculs pour son appelant et/ou envoyer des données qui sont ensuite utilisées par d'autres services. Par conséquent un appel de service peut avoir lieu une seule fois à un instant donné ou plusieurs fois, être périodique ou non, etc ;

connaissance des clients : alors que dans le cas des pages web, seules les pages référencées par des liens sont connues par un site, un pair offrant des services web connaît les pairs dont il appelle les services, mais il a la possibilité de connaître également les services qui appellent ses propres services.

Nous appliquons pour notre modèle de classement le principe du classement basé sur les liens afin de définir à l'aide des *liens d'utilisation* l'importance d'un service comme étant sa *contribution* à tous les services qui l'utilisent. A chaque type de « service » particulier correspond un certain type de *lien*, en fonction de l'application. Ainsi, par exemple, dans la composition de services web nous pouvons considérer que les liens sont les appels, alors que pour l'évaluation de requêtes distribuées ce sont les chemins d'exécution de requêtes.

Nous distinguons l'utilisation d'un service par ses appels et l'utilisation d'un service lorsqu'il s'agit d'un service qui produit des données. Dans le premier cas il est relativement facile de connaître l'utilisation d'un certain service, car chaque fois qu'il doit réaliser une tâche pour son client il reçoit un appel. La deuxième situation est plus complexe, car il n'est pas toujours aisé de savoir quand les données d'un service sont utilisées par les clients. Cette difficulté provient du fait que les données d'un service peuvent être stockées par les clients et être utilisées sans que le ser-

vice soit rappelé. De plus, cette difficulté est amplifiée dans un système distribué par la réplication des données et leur intégration avec des données d'autres pairs.

Les modèles de classement rencontrés dans la littérature proposent un calcul d'importance basé sur les liens *directs* entre deux entités. Indépendamment du type d'utilisation de service, nous définissons pour chaque couple de services tels que le service *A* utilise le service *B* une *contribution directe* de *B* à *A*. L'intuition est que *A* a besoin de *B* pour réaliser son calcul, et donc qu'une partie de son bon fonctionnement dépend de *B*. Nous considérons les services comme étant des entités qui *utilisent* d'autres services pour répondre à leurs clients et qui peuvent utiliser les même services de manière différente en fonction des clients. Par conséquent, nous étendons la notion de contribution pour définir la *contribution indirecte* et la *contribution sur des chemins d'utilisation* d'un service à d'autres services qui l'utilisent à travers ses clients.

L'importance d'un service est calculée par des algorithmes qui permettent de connaître, pour chaque service, sa contribution *à tous les services du système* sur tous les chemins d'utilisation. Un service est donc *important* s'il *contribue beaucoup* à d'autres services du système, la notion de contribution étant liée à l'application.

Dans un contexte totalement distribué, les services doivent calculer eux mêmes leur importance sans avoir besoin d'un service dédié au calcul d'importance. Nous proposons un algorithme *asynchrone* de calcul d'importance qui permet à chaque services de calculer son importance à sa propre vitesse en communiquant régulièrement des valeurs d'importance avec ses voisins. Ceci permet de calculer l'importance d'une manière efficace sans introduire des messages supplémentaires de calcul dans le réseau, en encapsulant les scores de contribution dans les messages applicatifs.

Nous avons étudié et utilisé ce modèle générique de classement dans le cadre de trois applications, que nous allons présenter ci-après.

Classement de services par les appels

Les services permettent de diminuer le coût des applications distribuées en réalisant une partie de leur calcul. Par exemple, les services d'intégration de flux RSS comme *Google News* [85] font le travail de recherche et de regroupement des informations avant de les présenter aux utilisateurs. Les services de réservation de train, les services DNS, les services des recherche dans des annuaires sont autant des services métiers qui réalisent des calculs pour leurs appelants.

La croissance du nombre de services web disponibles ainsi que la possibilité de construire de nouveaux services par la composition de services existants rendent le choix d'un service pouvant réaliser une tâche souvent difficile. Les langages de composition de services, comme par exemple BPEL4WS [37], permettent la composition des services pour obtenir des services avec des fonctionnalités plus complexes. La sélection est fondée sur des critères de qualité de service comme par exemple leur *disponibilité*, leur *accessibilité*, leur *scalabilité*, leur *intégrité*, leur *performance*, leur *fiabilité*, leur *conformité* aux standards de communication des utilisateurs ou encore leur *sécurité*. Le classement des différents services afin de procéder au meilleur choix est alors une solution qui s'impose naturellement.

Bien qu'il soit possible de comparer et classer des services web en fonction de leurs descriptions WSDL [188], UDDI [180] ou OWL-S [141] ces techniques sont généralement basées sur

des descriptions de services homogènes et sémantiquement riches. Notre hypothèse est que des mesures s'appuyant sur des « liens de collaboration » entre services sont une alternative intéressante pour classer des services présentant des descriptions pauvres ou hétérogènes et des fonctionnalités équivalentes.

Nous proposons dans cette thèse un modèle de classement de services par appels dans lequel la contribution de service est composée de deux parties. La partie *statique* est indépendante des appels effectués entre les services et montre comment le travail réalisé par un service est utile à d'autres services. Sa définition est dépendante de la sémantique de l'application et des besoins en qualité de service des clients. Par exemple, un pair dans un réseau de partage de documents pourrait définir la contribution d'autres pairs en fonction de la *similarité* ou de la *complémentarité* de leurs données avec ses propres données locales. Un service boursier d'achats/ventes pour lequel la vitesse des transactions est importante car le cours des actions peut varier très rapidement, peut définir la contribution des services fournissant les valeurs courantes des actions en fonction de leurs temps de réponse moyen. La partie *dynamique* quant à elle montre l'utilisation du service avec le temps et dépend des appels reçus par le service pendant une période de temps. Elle permet de pondérer la partie statique en fonction de l'utilisation réelle du service.

Cache collaboratif en pair-à-pair

Les systèmes distribués d'intégration et de partage de données à large échelle [4, 138] sont construits au-dessus d'une fédération de sources de données distribuées et autonomes, la fédération étant réalisée grâce à la définition de requêtes sur des données locales et distantes. L'évaluation de telles requêtes déclenche l'exécution récursive de sous-requêtes ce qui résulte dans la génération d'un grand nombre de messages et des coûts de communication importants. Ce sur-coût peut souvent être réduit de manière drastique en mettant en cache temporairement les données fréquemment utilisées.

De nombreuses méthodes et heuristiques de cache existent pour les infrastructures web à deux niveaux (client-serveur) et à trois niveaux (client-proxy-serveur). Ces méthodes exploitent l'information locale sur l'utilisation (ordre d'accès, fréquence, ancienneté) et les distributions de fréquences dépendantes de l'application (par exemple, la distribution ZIPF [39] des fréquences d'interrogation des pages web) afin d'estimer le bénéfice de cache des données matérialisées et virtuelles.

Dans un environnement distribué, les performances peuvent être améliorées en utilisant des méthodes et algorithmes de cache collaboratif, où plusieurs pairs individuels partagent un large espace de cache distribué. Les méthodes de cache collaboratif doivent traiter deux problèmes orthogonaux dans une telle infrastructure. Le premier problème concerne la recherche efficace de copies d'objets afin d'évaluer une requête donnée, alors que le deuxième problème est lié à un problème de décision pour le stockage, à savoir quelles données mettre en cache et où les copies devraient être placées. Dans cette thèse, nous nous intéressons particulièrement à ce deuxième problème.

Trouver une stratégie de placement de cache optimale dans un environnement distribué est difficile pour plusieurs raisons. Tout d'abord, comme c'est le cas également pour les configurations plus classiques de type client-serveur, la quantité et l'ordre des requêtes entrantes au niveau d'un

pair ne sont pas connus à l'avance et tous les pairs doivent alors appliquer certaines heuristiques comme la localité temporelle et les informations statistiques (fréquence d'accès, caractère récent) afin d'estimer l'*utilisation* des données matérialisées. Ensuite, même dans le cas d'un ensemble de requêtes connu/estimé avec des fréquences d'accès aux données bien définies, il a été montré que le problème de trouver un placement de données optimal dans un environnement distribué est NP-complet [87].

Dans cette thèse nous proposons un modèle de cache collaboratif pour l'évaluation des requêtes dans un système pair-à-pair, dont les performances sont mesurées par la diminution du coût total d'évaluation des requêtes du système. Chaque pair place dans sa mémoire de cache locale les résultats des requêtes qui améliorent le plus le coût total des requêtes du système. En effet, nous supposons un système collaboratif, dans lequel les pairs prennent des décisions de cache ensemble, afin d'améliorer globalement les performances du système et d'éviter de mettre en cache des données inutiles (redondantes). Les données produites par une requête sont mises en cache basé sur la *contribution* d'une mise en cache de ces données à réduire le coût global des requêtes du système. Cette contribution prend en compte le coût des requêtes ainsi que les scores d'utilisation sur des chemins d'évaluation de requêtes qui reflètent le comportement des pairs sur ces chemins. Soulignons encore que le calcul d'importance se fait sans introduire de messages supplémentaires, pendant l'évaluation des requêtes.

Classement de services par l'utilisation des données

Les portails centralisés (voir par exemple *http ://www.netvibes.com/*) et les réseaux de partage de contenus distribués (pair-à-pair) (comme ACTIVEXML [19]) offrent des interfaces d'accès efficaces pour un nombre important d'informations et de services distribués sur le web. Un problème général et important dans ce type de système concerne le problème du classement de données et de services en fonction de certains critères appropriés.

Par exemple, de plus en plus de portails web (comme *http ://www.feedsforme.com/*) intègrent des sources RSS externes pour enrichir leur contenu avec des informations contextuelles supplémentaires. Le grand nombre de sources de données disponibles rend difficile le classement de ces informations d'après certains critères appropriés autre que la date de publication. Les portails d'intégration de flux RSS comme *http ://digg.com/* exploitent les opinions des utilisateurs pour classer de tels articles. D'un point de vue base de données, chaque clic d'utilisateur peut être interprété comme une requête exprimant l'intérêt de l'utilisateur pour l'article correspondant.

Le classement de sources de données basé sur les données qu'elle ont produites a déjà prouvé son efficacité pour le classement de nouvelles (« news ») [63] et les forums de discussions comme USENET (*http ://www.usenet-fr.net/*). L'importance d'une source de nouvelles dépend du nombre et de l'âge de ses informations et de leur degré de réplication. Dans un entrepôt XML distribué où les applications sont construites en utilisant des langages de requêtes structurés, nous pouvons prendre en compte également d'autres critères de classement plus expressifs reflétant la sémantique de la requête.

Nous avons proposé un nouveau modèle de classement de données et de leurs sources basé sur l'utilisation en nous appuyant sur notre modèle de classement de services générique. L'utilisation d'un service (source) par l'utilisation de ses données soulève de nouveaux problèmes intéressants

lorsque les données peuvent être répliquées dans le système et accédées non seulement par les clients directs, mais aussi indirectement par d'autres clients. Nous considérons dans cette application que les services sont des requêtes évaluées sur une collection de documents qui intègre des données locales ainsi que des données générées par d'autres services. La *contribution* d'une source reflète alors la contribution de ses données à l'évaluation d'autres requêtes (motifs d'arbre) dans un entrepôt de données distribué.

Résumé des contributions :

Cette thèse propose un modèle générique de classement de services qui a été ensuite instancié dans le cadre de trois applications. En résumé, les différentes contribution de cette thèse sont les suivantes :

- un modèle générique de classement de services basé sur la notion de contribution qui reflète les liens d'utilisation entre les services et une proposition d'algorithmes de calcul d'importance *synchrone* et *asynchrone*.
  Une partie de ces travaux a été publiée dans [60, 61, 62] ;

- un modèle d'importance de services basée sur les appels : la contribution entre services est décomposée en une partie *statique* dépendante de la sémantique de l'application et une partie *dynamique* dépendante des instants d'utilisation. Une comparaison expérimentale des algorithmes de calcul d'importance synchrone et asynchrone sur quatre types de graphe inspiré des graphes de pages web proposés dans la littérature.
  Une partie de ces travaux a été publiée dans [60, 61, 62] ;

- une application du modèle générique d'importance pour définir une stratégie de cache en pair-à-pair : la contribution d'une requête correspond à la contribution d'une mise en cache de ses résultats sur un pair à diminuer le coût total des requêtes du système. Un algorithme de mise en cache basé sur la contribution et une comparaison expérimentale de ses performances avec celles d'une technique de cache web existante.
  Ces travaux ont été publiés dans [11, 10] ;

- un modèle d'importance de données et de sources de données dans des entrepôts distribués : la contribution reflète l'utilisation des données pendant l'évaluation des requêtes (motifs d'arbre) du système et peut être définie à plusieurs niveaux de granularité (nœud XML, requête et source). Une première implantation du calcul d'importance.
  Une partie de ces travaux a été publiée dans [59].

Contexte de la thèse

Lors de ma thèse j'ai participé à deux projets de recherche dans lesquels s'inscrivait mon travail : ACI SEMWEB et RNTL WEBCONTENT. Pendant ma thèse j'ai également co-encadré trois stagiaires de Master 2 recherche : Deborah Nassif, Alexandre Andreï et Axel Sen.

Projet SEMWEB

Le projet SEMWEB (*Interrogation Sémantique du Web avec XQuery*) est un projet ACI Masses de Données regroupant les laboratoires CÉDRIC, LSIS, PRISM, LIP6, LIRIS, et LINA. Le projet SEMWEB s'inscrit dans les efforts de recherche et de développement actuels pour construire un web sémantique. Il vise à étudier, découvrir et proposer de nouvelles méthodes, algorithmes et architectures pour interroger de grandes collections de données semi-structurées, hétérogènes et distribuées avec XQUERY. Il est basé sur l'utilisation d'architectures pair à pair à base de médiation et de métadonnées pour indexer, décrire et interroger des informations.

Pour mener à bien ces recherches, 7 sous-projets ont été définis : Médiateur XLIVE, Construction d'ontologies, Résumes de données, Multistructuration de documents XML, Architectures pair à pair, Réplication et Services Web. Ces sous-projets ne sont pas menés de façon autonome mais s'articulent autour de l'utilisation du médiateur XLIVE développé par le PRISM, du langage de requêtes XQUERY, et d'une application cible commune constituée par les données décrivant les masters d'informatique dans différentes universités françaises.

Mon travail s'est inscrit dans le sous-projet Services Web dont l'objectif est d'étudier les services web comme outils pour la publication et l'intégration de données et, en particulier, les intégrations possibles du médiateur XLIVE dans une architecture SOA (orientée-services). Pour cela le sous-groupe s'est penché sur la définition d'importance de services web afin de les classer et permettre de choisir les services lors d'une utilisation directe, ou dans un cadre plus large, lors de la composition de services.

Les travaux présentés dans les chapitres 4 et 5 s'inscrivent dans ce cadre.

Projet WEBCONTENT

Le but du projet WEBCONTENT est de réaliser une plate-forme logicielle flexible et générique pour la gestion de contenu et l'intégration des technologies du Web Sémantique. La plate-forme doit être capable d'accueillir tous les outils nécessaires pour exploiter efficacement et étendre le Web Sémantique.

Le projet implique un consortium de chercheurs (INRIA,INRA,LIP6, PRISM, LIMSI, LIG) et d'industriels (CEA, THALES, SOREDAB, NEW PHENIX, EADS, ADRIA, EXALEAD).

Un des problèmes fondamentaux dans la construction d'une application WEBCONTENT est d'une part le choix des composants qui implantent des services et d'autre part du choix des sources d'information disponibles. Dans le cadre de ce projet WEBCONTENT nous proposons un modèle de classement sur la base de nos travaux présentés dans cette thèse, en fondant le classement sur la contribution des composants d'un ensemble de « workflows » à la qualité des résultats obtenus. L'idée principale est d'estimer pour chaque composant un score de qualité globale en exploitant des notes attribués par des experts aux résultats obtenus.

Les travaux présentés aux chapitres 4 et 6 ont été réalisés en partie dans le cadre de ce projet.

Stages de master

Lors de ma thèse j'ai été amenée à co-encadrer trois étudiants de master de recherche en informatique de Paris 6 qui se sont penchés sur des implantations des différents modèles que nous avons proposé dans cette thèse pour aller au-delà des expérimentations que nous présentons dans ce rapport.

Stage de Deborah Nassif : L'objectif de ce stage a été d'implanter le modèle présenté aux chapitres 3 et 4 dans le contexte d'un système collaboratif d'échanges de données XML. Il a permis de fournir un exemple d'une instanciation concrète des fonctions introduites, ainsi qu'une première implantation du système au-dessus de la plate-forme ACTIVEXML.

Stage de Alexandre Andreï : Le stage de Alexandre Andreï a été dans la continuation du stage précédent. Nous avons continué l'implantation au dessus du système ACTIVEXML qui nous a permis d'étudier les problématiques soulevées par une réalisation concrète : détection d'inclusion de fragments XML, journalisation des flux d'appels et de réponses de services, calcul des contribution à la qualité entre fragments, adaptation des algorithmes de calcul de l'importance.

Stage de Axel Sen : Dans le cadre du stage d'Axel Sen, nous avons travaillé sur une implantation de la méthode de classement proposée chapitre 6 dans le contexte des flux RSS. L'utilisateur peut s'abonner aux flux, ce qui lui permet de consulter rapidement les dernières mises à jour sans avoir à se rendre sur le site de leur source.

L'objectif du stage a consisté à implanter un ensemble de services web permettant d'interroger/filtrer des flux RSS de différents grands journaux de presse française au moyen de requête exprimées en XPATH. Pour notre application nous recherchons des « items » dans les flux RSS contenant certains mots-clés. Les items retournés permettent, en appliquant notre modèle d'importance, de classer les différents services en fonction des notes reçues de la part des utilisateurs.

Organisation du rapport

Le chapitre 2 présente un état de l'art sur les techniques de classement basé sur les liens. Ce type de classement a été appliqué avec succès principalement pour le classement de pages web. Nous donnons une description détaillée des méthodes de classement des pages web, de la méthode de classement de HITS et plus particulièrement de PAGERANK. Comme notre méthode de classement de services est plus proche de la méthode PAGERANK utilisée par le moteur de recherche *Google* [84], nous allons ensuite décrire plus en détail cette méthode. Nous présentons différentes problèmes de calcul liées à cette méthode. Ensuite nous montrons des méthodes dérivées de PAGERANK qui proposent de nouveaux modèles d'importance pour résoudre différents problèmes détectés dans ce calcul, comme son adaptation au contexte pair-à-pair, la prise en compte de l'évolution du web avec le temps et le calcul d'importance par thèmes. Nous présentons ensuite d'autres

applications du calcul basé sur les liens et nous concluons par une analyse de l'ensemble des méthodes présentées.

Le chapitre 3 présente notre modèle générique de calcul d'importance de services basé sur les liens d'utilisation. Ce modèle est applicable à la fois au classement de services par les appels ainsi qu'au classement de services par leurs données. Après une présentation des graphes d'utilisation de services d'après les appels, nous introduisons la notion de contribution effective directe et indirecte ainsi que la contribution sur des chemins d'utilisation et l'importance d'un service. Une analyse formelle du calcul d'importance des services est montrée par la suite et nous démontrons sa convergence à l'aide d'une transformation du graphe d'utilisation de services. Nous présentons les algorithmes distribués synchrones et asynchrones pour calculer l'importance, ainsi que la convergence et la terminaison des algorithmes distribués.

Le chapitre 4 montre l'application de notre modèle générique au classement de services par les appels. Nous commençons par une explication informelle de notre méthode et un état de l'art sur les méthodes existantes pour le classement de services web. La contribution statique, l'utilisation de services et des appels ainsi que le calcul de la contribution effective sont ensuite présentés. Puis nous montrons l'évaluation expérimentale du calcul d'importance implanté par les algorithmes de calcul synchrone et asynchrone sur quatre types de configuration de graphe. Les expériences comparent les performances des deux algorithmes distribués, ainsi que l'influence de différentes valeurs de scores d'utilité et de la dynamicité du réseau sur les scores d'importance. Nous présentons également un modèle de classement de composants WEBCONTENT.

Le chapitre 5 montre l'application de notre modèle de contribution à la gestion de cache en pair-à-pair. Après une introduction du modèle de cache et d'évaluation de requêtes, nous présentons un modèle de coût et une politique de remplacement basée sur le coût. Par la suite nous présentons une stratégie locale puis notre stratégie de cache basée sur la contribution. Nous décrivons les algorithmes de mise en cache et de traitement de requêtes, ainsi que la comparaison expérimentale de la stratégie locale avec notre stratégie de cache et avec une autre stratégie existante.

Le chapitre 6 présente l'instanciation du modèle générique pour le classement de données et de sources de données dans un entrepôt distribué. Nous commençons par présenter notre approche, ensuite nous introduisons le modèle de données et de services. La contribution est ensuite définie à plusieurs niveaux de granularité : nœud XML, requête et source. Nous montrons le calcul d'importance lorsque toutes les source des données sont connues, ainsi que dans un cas anonyme, lorsque les sources originelles de données ne sont pas connues. Une première implantation du calcul d'importance au-dessus de la plate-forme ACTIVEXML et des premiers test de faisabilité sont également présentés. Nous présentons également un prototype de classement de services RSS.

Le chapitre 7 résume le travail réalisé pendant cette thèse et présente certaines directions de recherche intéressantes pour le futur.

Chapitre 2

État de l'art

Ce chapitre est une introduction aux *méthodes de classement basées sur les liens* qui ont été principalement proposées pour le classement des pages web, mais également pour le classement d'autres types de ressources. Les méthodes de classement basées sur les liens les plus connues dans la littérature sont les méthodes de classement de pages web et plus particulièrement l'algorithme PAGERANK de GOOGLE. Nous avons centré la présentation dans ce chapitre sur ces méthodes. Après une introduction générale sur les méthodes de classement, nous présentons la méthode de PAGERANK, le calcul d'importance, les propriétés du calcul et différentes méthodes pour l'améliorer. Après la présentation d'autres applications utilisant le calcul basé sur les liens, nous terminons ce chapitre par une analyse des méthodes présentées.

2.1 Introduction

Les liens entre les objets ont été depuis longtemps considérés comme un indicateur fiable de leur autorité et de leur popularité. Le lien de i vers j peut être interprété comme une recommandation et j devient très important s'il est beaucoup recommandé. Cette heuristique a été utilisée avec succès pour l'estimation des qualifications dans les groupes qui s'auto-évaluent [33], où chaque membre d'un groupe ou d'une institution donne un avis sur tous les autres membres du même groupe, ainsi que pour le classement des données bibliographiques basé sur les citations [80, 77].

Par la suite, plusieurs articles se sont inspirés de ces techniques pour remarquer que les liens hypertextes entre les pages web peuvent être utilisés pour déduire leur importance [132, 126]. Ces propositions voulaient améliorer les méthodes de classement des pages web basées sur les techniques de recherche d'information qui prennent en compte seulement le contenu des pages et non la structure de leurs liens. Les inconvénients de ces méthodes étaient qu'elles avaient été développées pour des collections de documents de petite taille, alors que le web contient un très grand nombre de documents, et qu'en plus il est dynamique et moins cohérent que les collections textuelles classiques [17]. Par ailleurs, certaines pages peuvent avoir un score d'importance élevé si elles contiennent des mots populaires à certains emplacements, comme par exemple dans le titre [132, 151]. Ces premières mesures basées sur les liens sont simples et ne comptent que le nombre de liens vers une page. Elles ne peuvent donc pas être utilisées pour le classement des pages web

car elles sont facilement manipulables dans le contexte du web. En effet il est très facile d'augmenter l'importance de certaines pages en créant de nombreuses pages qui les référencent.

Par la suite, deux algorithmes de classement de pages, PAGERANK [41] et HITS [112], ont été proposés en partant du constat qu'il n'est pas suffisant de prendre en compte le nombre de liens qui référencent une page web pour déduire son importance, mais qu'il faut aussi regarder quelles sont les pages réalisant ces liens, et que la topologie du *graphe du web* a beaucoup d'influence sur les scores d'importance. Ainsi, d'après les auteurs de PAGERANK [144], une page qui est référencée par YAHOO ! doit être plus importante qu'une autre qui reçoit plusieurs liens de la part de pages moins importantes. Ces techniques de classement ont prouvé leur efficacité en pratique et nous allons les détailler dans ce chapitre.

Cependant il faut souligner qu'il existe aussi d'autres méthodes qui n'utilisent pas ce calcul matriciel. Un exemple est le calcul d'importance proposé par [175] qui classe les pages en utilisant un modèle de prédiction de trafic sur ces pages basé sur la maximisation de l'entropie. L'importance d'une page est donnée par un score « TrafficRank » qui estime le flux d'utilisateurs qui arrivent sur cette page depuis les pages qui la référencent. D'autres modèles utilisent des techniques d'apprentissage pour classer les pages web, comme par exemple l'algorithme « fRank » [158]. L'importance d'une page est calculée en combinant un ensemble de caractéristiques (features) de pages, des informations sur les liens entrants dans une page et le texte qui les entoure, le nombre de fois que la page a été visitée pendant une période, etc. [181] essaie d'éviter le calcul coûteux de PAGERANK en observant qu'il existe une corrélation entre les scores de PAGERANK et le nombre de liens entrants et approxime la qualité d'une page par le nombre de liens entrants.

Nous allons présenter dans ce chapitre la méthode de classement de PAGERANK et des méthodes dérivées de celle-ci, ainsi que d'autres applications du calcul basé sur les liens.

2.2 PAGERANK

Notions préliminaires

Dans la suite le web est représenté par le graphe orienté $\mathcal{G} = (V,E)$, appelé *le graphe du web*, dont l'ensemble V contient n nœuds qui représentent les identifiants URL (Uniform Resource Locator) des documents web, et l'ensemble $E \subset V^2$ contient les arcs représentant les liens hypertextes entre ces pages. Les documents web sont des documents HTML, XML, PDF, etc.

A chaque page i on associe les variables suivantes :

- x_i : le score d'importance de la page i
- $in(i)$: l'ensemble des pages qui ont un lien vers i
- $out(i)$: l'ensemble des pages vers lesquelles la page i a un lien

– $outdeg(i)$: le nombre de liens sortants de i ($outdeg(i) = |out(i)|$)

– $indeg(i)$: le nombre de liens qui référencent la page i ($indeg(i) = |in(i)|$)

La *matrice de transition* associée au graphe du web, notée par L, est une matrice non-négative ($L \geq 0$) dont l'élément l_{ji} sur la ligne j et la colonne i représente la partie de l'importance de la page i qui est donnée à la page j. Les valeurs de l_{ji} sont différentes suivant l'algorithme de calcul d'importance considéré.

2.2.1 Modèle

L'algorithme de PAGERANK est utilisé par le moteur de recherche GOOGLE[84] afin de classer les pages web retournées comme réponses à l'utilisateur. En réalité, les score d'importance des pages ne prend pas seulement en considération le score PAGERANK, mais aussi d'autres facteurs, comme des mesures utilisées dans la recherche d'information (IR), la proximité sémantique et le texte des liens hypertextes entre les pages ([168, 40]). Ces autres paramètres et la façon dont ils sont combinés entre eux ne sont pas connus publiquement.

Il existe deux versions du calcul de PAGERANK qui sont utilisées dans la littérature. Brin et Page ont proposé une première équation qui a été ensuite modifiée pour modéliser la marche aléatoire d'un utilisateur sur le graphe du web.

Première version de PAGERANK

Dans la première version de PAGERANK [41] l'importance x_j d'une page j est proportionnelle à l'importance des pages i qui la référencent et inversement proportionnelle au nombre total de pages vers lesquelles i a des liens :

$$x_j = d \times \sum_{i \in in(j)} \frac{x_i}{outdeg(i)} + (1-d)$$

où $d \in (0,1)$ est le *facteur de décroissance* dont la valeur est choisie comme étant 0.85. En représentant toutes les valeurs x_j par un vecteur $x \in \Re_{n\times 1}$, l'importance des pages web peut être calculée comme étant la solution du système linéaire suivant :

$$x = d \times L \times x + (1-d) \times \mathbb{I}_{n\times 1} \tag{2.1}$$

où $\mathbb{I}_{n\times 1} = [1,\ldots,1]$ est le vecteur identité et la valeur de chaque élément l_{ji} sur la ligne j et la colonne i dans la matrice L est égale à $1/outdeg(i)$ si i a des liens sortants et 0 dans le cas contraire. La matrice L n'est pas stochastique sur les colonnes (la somme des éléments sur chaque colonne n'est pas 1) s'il existe des pages sans liens sortants.

La solution de ce système peut être calculée itérativement en partant d'une approximation initiale de l'importance x^0 et en calculant à chaque pas k une nouvelle approximation x^k en fonction de l'importance au pas $(k-1)$:

$$x^k = d \times L \times x^{(k-1)} + (1-d) \times \mathbb{I}_{n\times 1} \tag{2.2}$$

Le système 2.1 a une solution unique et la séquence $\{x^k\}$ 2.2 converge vers cette solution, puisque $d < 1$ et dans ce cas le rayon spectral de la matrice $d \times L$ (la valeur propre de valeur maximale) est inférieur à 1 [31]. Le calcul d'importance correspond à l'algorithme itératif de Jacobi pour la résolution des systèmes linéaires.

Interprétation du calcul d'importance : Nous pouvons modéliser le calcul d'importance par la marche aléatoire de plusieurs utilisateurs sur le graphe du web [31]. Ainsi, l'importance d'une page j calculée avec l'équation 2.1 représente le *nombre d'utilisateurs estimé* de la page j aux pas $k > K$, pour un K suffisamment grand. Les utilisateurs qui arrivent sur la page j sont ceux qui suivent les liens existants dans les autres pages et qui mènent à cette page, ainsi que les utilisateurs qui choisissent directement cette page.

A chaque pas k du calcul itératif 2.2, sur chaque page j il existe $(1-d)$ utilisateurs qui commencent leur navigation sur cette page. Un utilisateur qui se trouve au pas $(k-1)$ sur la page j peut exécuter les actions suivantes au pas k :

- avec une probabilité constante $(1-d)$ il peut arrêter sa navigation, sinon
- il continue à naviguer (avec la probabilité d) en suivant les liens sortants, chaque lien sortant étant choisi avec une probabilité de $1/outdeg(j)$;
- si j est une page sans liens sortants (« dangling page ») alors avec une probabilité de 1 l'utilisateur arrête sa navigation.

Cette première méthode de calcul de PAGERANK ne correspondait pas à la sémantique que ses auteurs voulait donner au calcul d'importance. Le calcul de PAGERANK est décrit par la marche aléatoire d'un seul utilisateur (à la différence de la première proposition), qui visite infiniment chaque page web en suivant les liens hypertextes. Ainsi, une nouvelle définition de PAGERANK a été proposée par la suite [40, 144].

Deuxième version de PAGERANK

L'importance d'une page j dépend comme précédemment, de l'importance des pages i qui la référencent :

$$x_j = \sum_{i \in in(j)} \frac{x_i}{outdeg(i)}$$

Si $x \in \Re_{n\times 1}$ est le vecteur qui regroupe toutes les valeurs d'importance x_j, alors l'importance peut être écrite comme étant :

$$x = L \times x$$

où chaque élément l_{ji} de L représente la probabilité que l'utilisateur choisisse de visiter la page j lorsqu'il se trouve sur la page i. La marche aléatoire d'un utilisateur sur le graphe du web est modélisée par une chaîne de Markov avec la matrice de transition L dont les états sont les n nœuds représentant les pages dans le graphe du web. L'utilisateur choisit initialement avec une probabilité de x_j^0 une page j parmi les n pages du graphe. À chaque pas $(k-1)$ il se trouve sur une page i avec une probabilité de $x_i^{(k-1)}$ et choisit au pas k de suivre un des liens sortants de i avec une probabilité de $1/oudeg(i)$. L'évolution de la chaîne de Markov est exprimée par l'équation suivante qui calcule la distribution de probabilité au pas k en fonction de la probabilité au pas $k-1$ en partant d'une distribution de probabilité initiale x^0 :

$$x^k = L \times x^{(k-1)} \tag{2.3}$$

Dans le cas où $||x||_1 = 1$ ($||\cdot||_1$ est la norme de 1), chaque valeur x_j converge vers la probabilité stationnaire que l'utilisateur se trouve sur la page j lorsqu'il continue sa marche aléatoire à l'infini. Le calcul est arrêté lorsque la différence des approximations à différentes itérations est inférieure à un ε donné ($||x^k - x^{(k-1)}||_1 \leq \varepsilon$).

Afin que le calcul d'importance converge il est nécessaire que la chaîne de Markov ait une probabilité stationnaire unique. Ceci se traduit par le fait que le graphe de la marche aléatoire doit être fortement connexe et apériodique, ce qui correspond à une matrice de transition irréductible et primitive. Du point de vue de la marche aléatoire, afin que le calcul d'importance converge il faut que l'utilisateur puisse visiter toutes les pages du web infiniment souvent. Brin et al. [40, 144] ont identifié deux situations qui empêchent l'utilisateur de visiter toutes les pages :

(i) lorsqu'il existe des pages sans liens sortants (« dangling pages »), l'utilisateur ne peut pas continuer sa visite des pages et il sort du système. Dans ce cas les valeurs sur la colonne de la matrice L correspondant à cette page sont zéro ;

(ii) lorsque l'utilisateur qui suit les liens entre les pages arrive sur un ensemble de pages qui ont des liens seulement entre elles, sans avoir de liens vers l'extérieur. Dans ce cas, l'utilisateur va « être attrapé » par ces pages et va choisir infiniment seulement les pages dans cet ensemble (ces pages forment ce qu'on appelle un « rank sink »).

Nous allons présenter dans la suite plusieurs méthodes qui ont été proposées pour modifier la matrice L et le graphe du web afin d'assurer les conditions nécessaires pour la convergence.

(i) ***Éliminer les pages sans liens sortants*** : Les documents sans liens sortants peuvent être par exemple les fichiers PDF, les images, les pages qui n'ont pas encore été explorées par le navigateur,

celles qui sont protégées, etc. Plusieurs méthodes ont été proposées pour éliminer les pages sans liens sortants. La méthode la plus utilisée a été proposée par [137, 144, 98, 110]. Elle consiste à modifier la matrice L en remplaçant chaque colonne i de L qui correspond à une page sans liens sortants par un vecteur $v_{n\times 1} = (1/n, \ldots, 1/n)$. Le graphe du web est ainsi modifié en concordance en ajoutant à partir de chaque pages sans liens sortants des liens de poids $1/n$ vers toutes les pages du web. La nouvelle matrice obtenue après cette modification peut s'écrire comme étant :

$$\overline{L} = L + v \times R$$

où $R_{1\times n} = [r_1, \ldots, r_n]^T$ est tel que $r_i = 1$ si i est une page sans liens sortants et $r_i = 0$ dans le cas contraire. La matrice $\overline{L}$ obtenue est une matrice stochastique suivant les colonnes, c'est à dire que la somme des valeurs sur toutes les colonnes est 1. Nous observons maintenant, sur le nouveau graphe du web correspondant à $\overline{L}$, que lorsque l'utilisateur se trouve sur une page terminale il ne sort plus du système, mais il choisit avec une probabilité uniforme n'importe quelle page du graphe.

Dans la littérature il existe d'autres méthodes pour éliminer les pages sans liens sortants. Ainsi, les auteurs de PAGERANK proposent initialement dans [143] d'enlever les nœuds sans liens sortants du graphe du web et de calculer ensuite les scores d'importance sur ce graphe, la raison étant que ces pages n'ont pas d'influence sur le classement des pages web. La même proposition a aussi été faite par [95]. Une autre méthode suggérée par [143] est de renormaliser $L \times x^{(k-1)}$ afin que la norme du vecteur x^k reste toujours 1, et de redistribuer de cette manière le score « perdu » à cause des pages sans liens sortants parmi toutes les pages du graphe web. À chaque pas k du calcul itératif, le vecteur x^k est calculé après la normalisation comme étant :

$$x^k = d \times L \times x^{(k-1)} + v \times (||x^{(k-1)}||_1 - ||d \times L \times x^{(k-1)}||_1) \tag{2.4}$$

où le score « perdu » $(||x^{(k-1)}||_1 - ||d \times L \times x^{(k-1)}||_1)$ est redistribué parmi les nœuds du graphe suivant le vecteur de distribution $v_{n\times 1}$ comme précédemment. [71] montre que l'effet des pages sans liens sortants sur le classement des pages web est significatif et qu'elles constituent une large fraction du web. Si l'on enlève les nœuds sans liens sortants ceci amène à modifier les scores pour les nœuds restants, puisque les poids sur les liens sortants des pages sont modifiés pour refléter l'absence de liens vers les nœuds terminaux. De plus, [121] montre que le fait d'ignorer les nœuds sans liens sortants n'accélère pas la convergence du calcul et propose un calcul de PAGERANK en deux étapes : (i) dans la première étape l'importance est obtenue en utilisant un graphe modifié dans lequel toutes les pages sans liens sortants sont combinées dans un seul nœud et (ii) dans une deuxième étape l'importance est calculée sur un graphe dans lequel seulement les nœuds qui ont des liens sortants sont combinés entre eux. Les deux scores d'importance ainsi obtenus sont ensuite concaténés pour obtenir le score de PAGERANK final. [109] suggère d'enlever les pages sans liens sortants pendant le calcul et de les réinsérer pendant les dernières itérations. Les auteurs mentionnent aussi une autre méthode pour éliminer le problème des nœuds sans liens sortants, en considérant que lorsque l'utilisateur se trouve sur un nœud terminal il choisit avec une probabilité de 1 aléatoirement une page du graphe. Une autre possibilité est d'ajouter un lien sortant de chaque page terminale vers soi-même et d'ajuster ensuite le score PAGERANK après la fin du calcul [104].

La matrice et le graphe obtenus après la modification des pages sans liens sortants ne satisfont pas les conditions nécessaires pour la convergence. Le graphe du web doit être à nouveau modifié pour éliminer les groupes de pages sans liens sortants.

(ii) ***Éliminer les groupes de pages sans liens sortants*** : En ajoutant des liens sortants de chaque page dans le graphe vers toutes les autres pages, y compris soi-même, on obtient un graphe de transition complet (qui est donc fortement connexe). La matrice de transition $\overline{\overline{L}}$ qui correspond à ce graphe est une matrice irréductible et est obtenue en partant de la matrice $\overline{L}$ comme suit :

$$\overline{\overline{L}} = d \times \overline{L} + (1-d) \times v \times \mathbb{I}_{1\times n}$$

où $v_{n\times 1}$ et d sont définis comme précédemment. Le vecteur v s'appelle *vecteur de personnalisation* et il montre la manière dont l'importance de chaque page est distribuée aux autres pages du système. Différentes valeurs de d donnent des vitesses de convergence et des classements différents [119]. Par exemple [32] montre que si d est 1, le score d'importance des nœuds importants (ceux qui se trouvent au centre du graphe) devient 0, le score d'importance se concentrant alors sur les nœuds pas importants. La valeur « standard » choisie est de 0.85 qui est un bon compromis entre l'obtention d'une convergence rapide avec des perturbations minimales du classement.

La matrice de transition $\overline{\overline{L}}$ est *primitive* et la chaîne de Markov associée est *apériodique*. En effet, pour qu'une chaîne de Markov soit apériodique, il est nécessaire que chaque nœud ait une période de 1, la période d'un nœud étant définie comme étant le plus grand diviseur commun de tous les cycles dans le graphe qui passent par ce nœud. Comme chaque nœud dans le graphe correspondant à la matrice $\overline{\overline{L}}$ à un arc vers soi-même de poids $(1-d)/n$, le plus petit diviseur commun de tous les cycles qui passent par chaque nœud est 1 et la chaîne de Markov est donc apériodique.

Ces modifications correspondent à une nouvelle marche aléatoire pendant laquelle l'utilisateur exécute les actions suivantes lorsqu'il se trouve sur le page i :

- si la page i n'est pas une page terminale (sans liens sortants) :

  (i) avec la probabilité d il choisit de suivre un lien sortant de la page ; chaque page j référencée par i est choisie avec la probabilité $1/outdeg(i)$;

  (ii) avec la probabilité $(1-d)$ il choisit n'importe quelle page de graphe web, chaque page j ayant une probabilité de v_j d'être choisie ;

- si i est une page terminale, alors l'utilisateur choisit une page j du graphe *web*, chaque page ayant la probabilité d'être choisie donnée par v_j.

Le calcul de PAGERANK avec la nouvelle matrice peut s'exprimer comme étant :

$$\begin{aligned} x^k &= \overline{\overline{L}} \times x^{(k-1)} \\ &= (d \times (L + v \times R) + (1-d) \times v \times \mathbb{I}_{1\times n}) \times x^{(k-1)} \end{aligned} \tag{2.5}$$

ce qui correspond au calcul de la distribution stationnaire de la chaîne de Markov qui est aussi le vecteur dominant de la matrice $\overline{\overline{L}}$. L'équation 2.5 est la méthode de la puissance pour déterminer la plus grande valeur propre et le vecteur propre dominant de la matrice $\overline{\overline{L}}$. Le calcul itératif est démarré avec une distribution de probabilité initiale x^0 ($||x^0||_1 = 1$) et répété jusqu'à ce que la condition de convergence soit satisfaite. Nous observons qu'à n'importe quel pas k de l'algorithme la somme des scores d'importance est toujours 1, l'importance n'étant plus « perdue » par le système. Puisque la matrice est irréductible et primitive, le vecteur de probabilité stationnaire de la chaîne de Markov existe et est unique et la méthode de la puissance converge vers ce vecteur indépendamment de x^0.

(*iii*) ***Autre méthode pour assurer la marche aléatoire à l'infini*** : Une méthode équivalente pour garder la somme des scores d'importance constante pendant le calcul, sans modifier la matrice de transition initiale L a été proposée par les auteurs de PAGERANK [40]. Nous allons présenter cette méthode et montrer qu'elle calcule les mêmes scores d'importance que l'équation 2.5. L'algorithme suivant garde la norme du vecteur x à 1 en redistribuant l'importance « perdue » du système aux pages du web, en concordance avec le vecteur de personnalisation v :

$$\begin{aligned} x^k &= d \times L \times x^{(k-1)} \\ \alpha &= ||x^{(k-1)}||_1 - ||x^k||_1 \\ x^k &= x^k + \alpha \times v \end{aligned}$$

Nous observons que l'importance x^k est calculée avec la formule dans l'équation 2.4. Après la multiplication $d \times L \times x^{(k-1)}$, une partie du score total d'importance $||x^{(k-1)}||_1$ dans le système est « perdu » de la manière suivante :

- seulement la partie d du score $x_i^{(k-1)}$ des pages i qui ne sont pas des pages terminales est redistribué à nouveau dans le système, le score $(1-d)x_i^{(k-1)}$ étant perdu ;
- le score $x_i^{(k-1)}$ des pages terminales est perdu entièrement, n'étant redistribué à aucune autre page.

En notant par T l'ensemble de pages terminales (sans liens sortants) du système, le score total qui est « perdu » du système peut par conséquent être calculé comme étant :

$$\begin{aligned} ||x^{(k-1)} - d \times L \times x^{(k-1)}||_1 &= \sum_{i\in T} x_i^{(k-1)} + (1-d) \times \sum_{i\in \mathcal{S}} x_i^{(k-1)} \\ &= (1-d) + d \times \sum_{i\in T} x_i^{(k-1)} \end{aligned}$$

Comme $d \times \sum_{i \in T} x_i^{(k-1)}$ peut être réécrit comme étant $d \times R \times x^{(k-1)}$ et $\mathbb{I}_{1\times n} \times x^{(k-1)} = 1$, l'équation 2.4 peut être transformée en équation 2.5 comme suit :

$$\begin{aligned} x^k &= d \times L \times x^{(k-1)} + v \times (||x^{(k-1)}||_1 - ||dLx^{(k-1)}||_1) \\ &= d \times L \times x^{(k-1)} + v \times ((1-d) + d \times R \times x^{(k-1)}) \\ &= (d \times (L + v \times R) + (1-d) \times v \times \mathbb{I}_{1\times n}) \times x^{(k-1)} \end{aligned}$$

Équivalence entre les deux algorithmes de calcul de PAGERANK

La première version de PAGERANK décrite par l'équation 2.1 produit le même classement des pages que la deuxième version qui est présentée dans l'équation 2.5, lorsque le vecteur de personnalisation est $v = \frac{1}{n} \times \mathbb{I}_{n\times 1}$ [31]. De plus, si l'on note par $\overline{x}$ le vecteur d'importance x calculé par l'équation 2.5, celui-ci est obtenu après la normalisation du vecteur x calculé par l'équation 2.1 dans la première version de PAGERANK :

$$\overline{x} = \frac{x}{||x||_1}$$

Ceci montre que, si nous nous intéressons seulement au classement des pages et non pas aux valeurs particulières de l'importance, nous pouvons utiliser les deux méthodes de calcul de PAGERANK de façon interchangeable. La première version ne demande pas des modifications sur la matrice web, ce qui est d'autant plus utilise si nous calculons des scores d'importance en distribué.

2.2.2 Méthode de la puissance

La méthode suggérée initialement pour calculer les scores de PAGERANK se nomme la méthode de la puissance. L'importance est calculée « off-line », indépendamment des requêtes, à l'aide du calcul itératif de l'équation 2.5 sur le graphe du web construit avec les pages trouvées par le *c*rawler et les liens entre elles. Le calcul d'importance est arrêté lorsqu'on obtient une approximation suffisamment bonne de l'importance. En pratique, les itérations sont arrêtées lorsque l'erreur $||x^{(k)} - x^{(k-1)}||_1 < \varepsilon$, pour un ε donné.

Convergence

La vitesse à laquelle l'erreur $||x^{(k)} - x^{(k-1)}||_1$ s'approche de 0 représente le taux de convergence. Pour la méthode de la puissance, ce taux est de $|\lambda_2|/|\lambda_1|$, où $|\lambda_1|$ est la valeur propre maximale de la matrice $\overline{\overline{L}}$, c'est à dire pour cette matrice une valeur de 1, et λ_2 est la valeur propre qui est la deuxième plus grande après λ_1. [97] montre que la valeur de λ_2 est le d de PAGERANK , et par conséquent le taux de convergence de la méthode de la puissance est d. Ceci implique donc que le mécanisme introduit afin d'assurer les propriétés de la matrice de transition détermine le taux de convergence car la vitesse de convergence devient plus lente lorsque $|\lambda_2|$ est très proche de $|\lambda_1|$. La valeur de d utilisée par Google est de 0.85 et le nombre d'itérations estimées pour $\varepsilon = 10^{-6}$ est

de 50-100 [119]. Des résultats similaires sur la convergence ont été annoncés par [95, 144], qui ont trouvé expérimentalement un nombre d'itérations de 52 pour un graphe de 322 militons de pages. Par la suite, [31] a montré que le nombre d'itérations pour la convergence est en fait indépendant de la taille du graphe, et que le nombre d'itérations k afin que l'erreur devienne plus petite qu'un seuil ε pouvait être estime comme étant $k \geq log((1-d)\varepsilon)/log(d) \approx log(1/\varepsilon)$.

Méthodes pour accélérer la convergence

Le calcul d'importance de PAGERANK ([41]) peut prendre plusieurs jours sur des graphes avec plusieurs milliards de nœuds. Le web change rapidement et plus de 25% des liens sont changés et 5% de « nouveau contenu » est créé pendant une semaine [56]. Ce résultat signifie que les moteurs de recherche doivent mettre à jour les scores basés sur les liens (comme PAGERANK) très souvent et un score dont l'ancienneté est d'une semaine ne reflète pas très bien l'importance des pages. De plus, plusieurs vecteurs d'importance doivent être calculés dans le cas du calcul des scores PAGERANK personnalisés.

Les méthodes proposées accélèrent le calcul de PAGERANK soit en considérant l'équation proposée initialement par Google [144], soit en modifiant le graphe du web. Les méthodes d'extrapolation [110, 98] s'encadrent dans la première catégorie. En considérant comme vecteur initial d'importance une combinaison linéaire des vecteurs propres de la matrice $\overline{\overline{L}}$, $x^0 = u_1 + \alpha_2 u_2 + \ldots + \alpha_m u_m$, le vecteur d'importance calculé à l'itération k peut être exprimé comme étant :

$$x^k = A^k x^0 = u_1 + \alpha_2 \lambda_2^n u_2 + \ldots + \alpha_m \lambda_m^n u_m$$

où $\lambda_1, \ldots, \lambda_m$ sont les valeurs propres de la matrice. [110, 98] présentent différentes méthodes qui expriment le vecteur d'importance obtenu à une itération du calcul en fonction des vecteurs d'importance obtenus aux itérations précédentes. Les algorithmes d'extrapolation accélèrent le calcul d'importance et calculent une approximation du vecteur principal de la matrice de transition.

Les auteurs de [110] présentent trois méthodes d'extrapolation. Les deux premières représentent l'application de la méthode de Aitken δ^2 [6] utilisée pour l'accélération des séries convergentes et de celle de l'accélération epsilon [192] à chaque élément du vecteur $x^{(k-2)}$. A la différence des deux premières méthodes, dans lesquelles $x^{(k-2)}$ est exprimé comme une combinaison linéaire des deux premiers vecteurs propres, dans la troisième méthode d'extrapolation, appelée méthode quadratique, $x^{(k-3)}$ est exprimé commme une combinaison linéaire des trois premiers vecteurs propres. L'accéleration du calcul déduite expérimentallement avec l'extrapolation quadratique est de 59% pour un graphe de 80 million de nœuds. [98] propose une méthode d'extrapolation qui se base sur le fait que la matrice de transition peut avoir plusieurs valeurs propres de module d, et que ces valeurs propres peuvent être exprimées comme étant $d\alpha_i$ où α_i sont les racines d'un ordre β de 1. Le vecteur d'importance au pas k est exprimé comme une combinaison linéaire des $\beta+1$ premier vecteurs propres, correspondant aux $\beta+1$ valeurs propres qui peuvent être exprimées de cette manière. Ceci permet d'approximer x^k en fonction du vecteur calculé au pas $k-d$. L'accélération du calcul est de 30% sur un graphe de 80 millions de nœuds. Les techniques d'extrapolation sont appliquées de temps en temps pendant le calcul d'importance.

D'autres modèles accélèrent le calcul d'importance en faisant des transformations sur le graphe du web et en utilisant ensuite certaines propriétés du graphe obtenu. [109] observent qu'en permutant la matrice de Google en triant lexicographiquement ses URL la structure du graphe du web est sous forme de blocs : la majorité des liens est entre les pages du même domaine et les blocs ont peu de liens vers l'extérieur. Ils calculent un vecteur PAGERANK de l'importance des pages à l'intérieur d'un domaine, sans considérer les liens avec d'autres blocs. Ensuite ils calculent le classement des blocs en construisant le graphe des blocs. Ils pondèrent chaque valeur de PAGERANK locale par l'importance du bloc. Ensuite ils appliquent l'algorithme PAGERANK en utilisant comme vecteur initial le résultat précédent. De manière similaire, [42] partitionne les nœuds du graphe du web en classes équivalentes, chaque classe contenant les pages d'un même domaine. Ils calculent les vecteurs de distribution stationnaires des marches aléatoires sur toutes ces classes. A la différence de la méthode précédente, ces scores ne sont pas utilisés comme vecteur initial dans le calcul de PAGERANK, mais ils sont agrégés pour calculer une approximation de PAGERANK.

Une autre méthode [121] divise le calcul de PAGERANK en deux sous-problèmes : (i) dans un premier temps ils calculent des scores de PAGERANK en combinant toutes les pages terminales dans un seul nœud, et (ii) un deuxième score est calculé en combinant toutes les pages qui ont des liens sortants dans un seul nœud. Le vecteur PAGERANK est obtenu en combinant les deux vecteurs ainsi obtenus. Sur un graphe d'approximativement 400.000 nœuds, le temps de calcul est réduit de 80%.

Dans [108], les auteurs proposent d'accélérer le calcul en observant que les scores d'importance des pages web ne convergent pas à la même vitesse. Les pages qui convergent moins vite sont celles qui sont les plus importantes. Les auteurs proposent l'algorithme Adaptive PAGERANK dans lequel le PAGERANK des pages qui ont déjà convergé ne sont pas recalculés pendant les itérations suivantes. Les résultats expérimentaux montrent que la vitesse de convergence est améliorée de 30%.

Stabilité

Dans le contexte dynamique du web, un autre problème concernant le calcul d'importance est sa stabilité. Un algorithme est stable lorsque des petites perturbations de son entrée ne modifient pas beaucoup sa sortie (dans le cas du classement la sortie est constituée de l'ensemble des valeurs d'importance [124]). Le graphe du web change constamment, car de nouvelles pages et de nouveaux liens sont ajoutés, supprimés ou modifiés. La stabilité du vecteur d'importance reflète la manière dont le vecteur d'importance x est influencé par le changement du coefficient de décroissance ou du vecteur de personnalisation, ou par l'ajout ou la suppression de liens dans la matrice de transition. La stabilité est utile surtout dans le contexte du search engine spamming, quand les algorithmes de calcul d'importance ne doivent pas être influencés par les liens utilisés pour promouvoir certains sites. Cette stabilité peut être estimée à l'aide des valeurs propres. Ainsi plus la différence $|\lambda_1| - |\lambda_2|$ est grande, plus le résultat est stable aux perturbations [97].

L'influence du changement dans le score d sur le vecteur d'importance est principalement gouvernée par la taille de $1/(1-d)$ [119]. Ce résultat est obtenu en observant que la dérivée du vecteur

d'importance suivant d est bornée par $2/(1-d)$. [32] donne des formules pour le calcul des dérivées de n'importe quel ordre de PAGERANK avec d, ainsi qu'un algorithme itératif, similaire à la méthode de la puissance pour les approximer. De plus, on peut utiliser les scores PAGERANK calculés pour n'importe quelle valeur de d afin d'approximer les scores PAGERANK pour n'importe quelle autre valeur de d.

L'influence des perturbations sur le classement a été étudiée aussi par [52] qui montre que lorsqu'un lien est ajouté au graphe, le score de PAGERANK du nœud qui reçoit ce lien est incrementé (il ne peut pas décroître par rapport au score qu'il avait avant le changement). Quand le graphe du web est changé en modifiant les liens sortants d'un ensemble de pages, la norme L_1 de la modification des scores PAGERANK est borné par une fonction linéaire sur l'agrégation de scores de toutes les pages de l'ensemble [137].

La stabilité des scores d'importance n'implique pas la stabilité des classements [124]. Ainsi, même si PAGERANK est stable pour tous les graphes [122], il n'est pas toujours stable en ce qui concerne les classements.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour *recalculer* les scores de PAGERANK lorsque le graphe du web change. Une méthode qui est utilisée afin de mettre à jour le vecteur d'importance lorsque le graphe du web est modifié (par l'ajout/suppression de pages/liens) est présentée dans [120]. Cette méthode se base sur des méthodes d'agrégations itératives pour recalculer le nouveau score de PAGERANK. Les résultats expérimentaux sur deux graphes du web montrent que le score de PAGERANK peut être recalculé en seulement respectivement 25% et 14% du temps nécessaire par l'algorithme PAGERANK. Une analyse détaillée de la convergence de cet algorithme est présentée dans [101]. Le travail de [52] fait partie de la même catégorie d'algorithmes. Il calcule de façon incrémentale des approximations de PAGERANK qui prennent en compte l'évolution des liens du web. Pour un ensemble de liens ayant évolué, les auteurs identifient une petite portion du web dans le voisinage du changement et modèlisent le reste du graphe par un seul nœud. Les scores de PAGERANK sont calculés sur ce graphe de dimension réduite et transférés ensuite sur le graphe original.

2.2.3 Systèmes linéaires

Un problème important pour de tels algorithmes est la taille de la mémoire pour stocker les matrices et les vecteurs de grande taille qui sont manipulés pendant le calcul. Un autre problème est la vitesse de calcul, les moteurs de recherche devant être capables de calculer et de mettre à jour rapidement l'importance. [18] et [31] ont remarqué qu'en exprimant le calcul d'importance comme étant la résolution d'un système linéaire ceci permet d'utiliser des méthodes numériques pour la résolution des systèmes linéaires qui accélérent le calcul. De plus, cette méthode est facilement parallélisable.

Le vecteur d'importance PAGERANK au pas k peut en effet être exprimé sous la forme du système linéaire suivant :

$$\begin{aligned} x^k &= d \times (L + v \times R + (1-d) \times v \times \mathbb{I}_{1\times n}) \times x^{(k-1)} \\ &= d \times (L + v \times R) \times x^{(k-1)} + (1-d) \times v \end{aligned} \tag{2.6}$$

Nous notons que cette équation représente aussi, comme pour la première méthode de PAGERANK, les itérations de Jacobi pour la résolution de systèmes linéaires.

Les scores de PAGERANK peuvent donc être calculés comme étant la solution du système linéaire $(I_{n\times n} - d\overline{L})x = (1-d)v$. Comme la matrice $(I_{n\times n} - d\overline{L})$ est de grande taille, le calcul direct de la solution du système linéaire n'est pas réalisable. Pour réaliser ce calcul, des méthodes itératives ont alors été employées. [18] présente le calcul itératif en utilisant la méthode de Jacobi et celle de Gauß-Seidel. La méthode de Jacobi correspond à celle présentée dans l'équation 2.6. La méthode de Gauß-Seidel est similaire, mais elle utilise les valeurs de $x^{(k)}$ les plus récentes dès que cela est possible. Les itérations de Gauß-Seidel sont décrites par l'équation :

$$x_j^{(k)} = d \sum_{i<j} \overline{l_{ji}} x_i^{(k)} + d \sum_{i>j} \overline{l_{ji}} x_i^{(k-1)} + (1-d)v$$

La méthode de Gauß-Seidel accélère le calcul d'approximativement 40%, mais exige que la matrice $\overline{L}$ soit triée suivant les lignes, alors que la méthode de Jacobi peut l'utiliser dans n'importe quel ordre. Notons de plus que la méthode de Gauß-Seidel n'est pas facilement parallélisable. Il existe aussi d'autres méthodes pour résoudre le système linéaire, parmi lesquelles les méthodes des sous-espaces de Krylov (« Krylov subspaces ») dont les plus connues sont les méthodes de GMRES (« generalized minimum residual »), BiCGSTAB (« stabilized biconjugate gradient ») BiCG (« Biconjugate Gradient »), QMR(« Quasi-Minimal Residual ») et CGS (« Conjugate Gradient Square ») [64].

La vitesse de convergence des itérations de Jacobi est supérieure ou égale à celle de la méthode de la puissance. Nous obtenons l'égalité lorsqu'il n'y a pas de nœuds terminaux dans le graphe [81]. Les méthodes de Krylov ont la vitesse de convergence la plus élevée, néanmoins, sur certains graphes le temps d'exécution de ces méthodes peut être plus grand que pour la méthode de la puissance (parmi les méthodes de Krylov, celles qui ont la vitesse de convergence la plus élevée sont BiCGSTAB et GMRES).

Accélération du calcul par des transformations sur la matrice de liens

Le temps de calcul peut être réduit si la matrice utilisée est creuse. [18] modifient le graphe du web afin que chaque page terminale ait un lien vers soi-même. La matrice utilisée pour le calcul d'importance est triangulaire supérieure et elle est obtenue après des permutations appliquées sur la matrice de transition originale. Chaque élément dans cette matrice est un bloc qui correspond à une composante fortement connexe du graphe du web. L'ensemble des composantes fortement connexes du graphe est calculé par un parcours en profondeur, ce qui limite son applicabilité en

pratique. Le calcul d'importance est ainsi accéléré, car il utilise les valeurs dans l'itération courante dès qu'elles sont disponibles, au lieu d'utiliser seulement des valeurs calculées à l'itération précédente.

A la différence de [18], la méthode proposée par [63] accélère le calcul sans faire les modifications concernant les nœuds terminaux sur le modèle original de PAGERANK. Les auteurs appliquent différentes transformations numériques sur la matrice de transition pour réordonner ses coefficients et ainsi incrémenter la localité des données et réduire le nombre d'itérations nécessaires pour la convergence. Ces transformations permettent de calculer efficacement les scores de PAGERANK en utilisant une matrice qui est creuse. Les performances des méthodes de la puissance, de Jacobi, de Gauß-Seidel, et de Reverse Gauß-Seidel sont comparées sur des matrices obtenues après différentes transformations. Sur un graphe du web d'approximativement 24 millions de nœuds et plus de 100 millions de liens, une réduction du temps de calcul de 89% et de 58% en termes de méga flops par seconde par rapport au temps nécessaire en utilisant la méthode de la puissance est obtenue.

Accélération du calcul en le parallélisant

Comme nous l'avons vu ci-avant, de nombreux travaux se sont penchés sur les techniques d'accélération du calcul de PAGERANK. Cependant ces approches considèrent un calcul centralisé. L'intérêt pour des techniques de calcul parallèle est très récent. La parallélisation de l'algorithme PAGERANK s'appuie généralement, contrairement à sa formulation classique sous forme de système dont on calcule les valeurs propres, sur sa formulation sous forme d'un système linéaire, dont les méthodes de résolution sous forme de calcul matriciel peuvent être facilement parallélisées.

Une comparaison entre différentes techniques de résolution d'un système linéaire en chargeant tout le graphe dans la mémoire d'une machine multi-processeurs est montrée dans [81]. La plupart des solveurs linéaires parallèles, comme celui utilisé dans [81], distribuent les lignes de la matrice de transition ainsi que les éléments du vecteur d'importance correspondant, entre les différents processeurs. En s'appuyant sur un solveur existant, les auteurs implantent une technique d'équilibrage de charge afin de distribuer les données entre processeurs dynamiquement lors du calcul et ne plus allouer aléatoirement à chacun un nombre identique de lignes. Le calcul étudié ici est synchrone, chaque processeur doit communiquer aux autres les fragments calculés. Cependant les synchronisations entre processeurs, si la charge est équilibrée, ont un impact limité sur le temps d'exécution. Les tests réalisés montrent que PAGERANK peut être calculé, de manière plus rapide qu'avec la méthode de la puissance généralement employée dans PAGERANK, à l'aide des solveurs itératifs de systèmes linéaires.

L'avantage d'une machine unique multi-noyaux (« multi-cores ») réside dans la haute-connectivité matérielle entre les noyaux, bien que chacun puisse être considéré comme totalement indépendant des autres. [115] propose un calcul parallèle sur une telle machine, en implantant un algorithme asynchrone pour lequel une unité d'exécution peut réaliser son calcul en à l'aide des fragments calculés par d'autres unités qui peuvent ne pas être au même pas du calcul que celle-ci.

L'algorithme FASTRANK permet de distribuer efficacement l'algorithme PAGERANK sur plusieurs processeurs. La matrice d'adjacence est partitionnée en blocs (un bloc par domaine) et est ensuite décomposée en deux matrices, une qui est diagonale par blocs (appelée M_0) et la deuxième qui est construite avec les blocs restants (appelée M_1) [187]. M_0 étant diagonale par bloc, elle se parallélise facilement. Le nombre de multiplications à réaliser pendant le calcul utilisant M_1 est réduit par une technique basée sur les facteurs dominants, ce qui augmente le nombre de calculs pouvant être réalisés en parallèle.

Différents travaux étudient la distribution du calcul de PAGERANK sur une grappe (« cluster ») de machines. Un premier travail [129] s'appuie sur une représentation du graphe du web sous la forme d'un fichier binaire. Ce fichier encode la structure des liens, chaque enregistrement étant constitué de trois champs : une URL de destination, le nombre d'URLs la référençant et une liste d'identifiants faisant référence à ces URLs. Les URLs à gérer sont distribuées uniformément sur les différentes machines. Le fichier de liens est partitionné sur les différentes machines de telle manière qu'une machine possède tous les enregistrements correspondant aux URLs qu'elle gère. Chaque machine calcule alors localement les scores de PAGERANK à l'aide de ces informations. Dans [160, 130], les mêmes auteurs proposent un algorithme de calcul distribué sur une grappe d'ordinateurs peu puissants, basé également sur le partitionnement du graphe web. Dans [161], ils améliorent la vitesse de convergence de leur algorithme parallèle en partant du constat de [108] que la majorité des scores convergent rapidement. L'idée est alors de réitérer le calcul seulement pour ses pages dont le scores n'a pas encore convergé. La vitesse de convergence de l'algorithme précédent est ainsi améliorée par un facteur compris entre 6 et 8.

Afin de réduire le sur-coût de calcul du aux nœuds terminaux (*dangling nodes*), [153] propose une décomposition de la matrice du graphe global en une matrice qui ne prend pas en compte ces nœuds et en une matrice qui est le produit vecteur-transposée de vecteur pour les nœuds terminaux. A chaque itération le vecteur d'importance est calculé par le produit matrice-vecteur classique de PAGERANK. A ce vecteur on ajoute un vecteur constant ainsi qu'un autre vecteur dont les valeurs sont calculées en additionnant toutes les valeurs d'importance de nœuds terminaux au début de chaque itération. Une méthode pour paralléliser facilement cet algorithme est également montrée. A noter que cet algorithme est synchrone et que chaque nœud placé sur une machine d'un cluster doit collecter les valeurs calculées par les autres nœuds avant de commencer une nouvelle itération.

Les approches précédentes reposant sur la parallélisation de la résolution d'un système linéaire sont assez classiques et adaptent à ce contexte des techniques connues et largement utilisées. Cependant le grand nombre de pages conduit à une matrice d'adjacence de très grande taille, et surtout creuse. Cette matrice peut difficilement être stockée en mémoire en pratique. D'autres approches ont alors été proposées en s'appuyant sur les caractéristiques du système et notamment du graphe de liens entre les pages web. Le principe est de stocker les liens entre pages sous forme d'enregistrement, un pour chaque lien, plutôt que sous la forme d'une matrice d'adjacence, et de raisonner directement sur le graphe des liens.

Ainsi dans [38] les auteurs proposent un algorithme parallèle de « pipelinage » basé sur le partitionnement par hypergraphes, une technique largement utilisée notamment pour les bases de données distribuées. L'idée ici est d'utiliser un modèle hypergraphe pour la matrice creuse du système qui a comme sommets les lignes de la matrice et comme arêtes les colonnes. Le poids associé à une arête dépend du nombre d'éléments non-nuls dans la ligne correspondante. Pour équilibrer la charge de chaque processeur, comme le temps d'exécution dépend du nombre de multiplications entre les termes de la matrice et du vecteur, on s'appuie sur le poids de chaque arête afin de déterminer une coupe dans le graphe équilibrant les poids entre processeurs. Ils présentent également une autre variante dans laquelle la décomposition de la matrice est en 2D, c'est à dire qu'ils distribuent des portions de ligne et plus la ligne entière, aux processeurs.[114] présente également un calcul parallèle reposant sur un partitionnement du graphe du web. En partant du constat que plus de 90% des liens référencent des pages du même site [109, 55], les auteurs parallélisent les itérations de Gauß-Seidel de telle sorte que les pages d'un même site soient affectées à un même processeur qui peut calculer le classement *local* de ces pages sans avoir d'échange avec les autres processeurs, uniquement d'après les liens intra-site. Seules les recommandations inter-sites, peu nombreuses, entraînent une communication entre processeur. Leur technique de parallélisation offre un gain de près de 89% en nombre de communications entre processeurs.

2.2.4 Algorithmes de classement distribués

La mise en place de l'algorithme PAGERANK pour classer les pages web s'est très vite confrontée à un double problème :

- la grande dynamicité du web, qui se traduit à différents niveaux que ça soit la création/suppression de pages web, mais aussi d'informations au sein de ses pages, ou encore de liens référençant d'autres pages ;
- la croissance exponentielle du web, estimée à 800 millions de pages en 1998 à 4 milliards en 2002 et 11,5 milliards en 2005, dont environ 75% sont indexées par GOOGLE [88].

Dès lors une solution centralisée s'avéra en pratique irréalisable et des algorithmes de calcul d'importance distribués ont ensuite été proposés.

On recense dans la littérature plusieurs tentatives de distribution de l'algorithme PAGERANK afin de classer des pages ou des sites web. Ainsi, dans [116] les auteurs proposent un algorithme de calcul asynchrone de PAGERANK modélisé par la marche aléatoire dans lequel chaque unité d'exécution calcule l'importance d'un ensemble de pages qui lui est affecté à sa vitesse, en fonction des valeurs reçues au moment où elle fait son calcul. Dans [50] les auteurs proposent plusieurs méthodes pour estimer le score PAGERANK d'un nouveau nœud à partir d'informations « locales ». Concrètement, leurs techniques se découpent en 3 étapes : une étape d'expansion en partant du nœud n dont on souhaite calculer la valeur d'importance et en remontant les liens jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt est satisfait (ce critère est dépend de la méthode appliquée). La deuxième étape estime le score PAGERANK de chaque nœud *frontière*, c'est à dire un nœud sur lequel l'étape d'expansion précédente a été arrêtée. La troisième étape est une étape d'itération consistant à exécuter l'algorithme de PAGERANK sur le sous-graphe construit dans la phase d'expansion, en plaçant la valeur de PAGERANK de la phase d'estimation dans les nœuds frontières et en ajoutant une valeur de saut aléatoire de $0,15$ aux autres nœuds du sous-graphe.

Ce processus est répété à chaque itération, jusqu'à la l'arrêt du calcul. La valeur pour le nœud *n* correspond à l'estimation de son score de PAGERANK.

D'autres techniques ont été proposées afin de réaliser un classement distribué similaire à PAGERANK en raisonnant sur les pages web mais aussi sur une partition/agrégation de ces pages en super-entités. Ces algorithmes calculent le classement de manière autonome et distribuée en combinant un classement local de chaque page et un classement global des entités de plus haut niveau auxquelles elles appartiennent. Le but est d'avoir un calcul complètement décentralisé avec de bonnes performances. L'amélioration des performances du calcul avec ces algorithmes est due notamment au fait qu'ils manipulent des matrices (non matérialisées) de tailles réduites comparées à la taille de la matrice d'adjacence du système global.

Ainsi dans [43, 42] les auteurs présentent une infrastructure permettant de calculer le classement de pages web en estimant le comportement des promenades aléatoires sur le graphe obtenu en agrégeant l'ensemble des pages d'un même hôte en un seul nœud. La majeure partie du calcul proposé se fait sur ce graphe plus compact et sa représentation matricielle. La navigation se déroule ensuite comme suit : lorsque l'on quitte une page, on choisit de se déplacer sur une autre page du même hôte, puis on se déplace sur une page conformément à une technique de promenade aléatoire classique sur tout le graphe originel. Le nombre d'itérations de cet algorithme est linéaire en nombre de liens du nouveau graphe, le calcul de cet algorithme passe ainsi à l'échelle. De plus le graphe étant de taille beaucoup plus réduite, il peut plus facilement être stocké dans la mémoire RAM d'une machine.

Le calcul d'importance proposé par [191] utilise une algèbre et une infrastructure de calcul distribué s'appuyant sur le partitionnement du graphe du web, qui ont été proposées dans [1]. L'idée est de calculer dans un premier temps l'algorithme de PAGERANK sur les sites web et non sur les pages elles-mêmes pour obtenir un classement des sites, appelé (« SiteRank »). Ce score reflète une promenade aléatoire entre sites et non entre pages. Il a été constaté, en évaluant la corrélation entre l'importance d'un site et l'importance de ses pages, qu'un site important a généralement des documents plus importants qu'un site moins bien classé. Un score de PAGERANK est calculé localement pour chaque site. Ce score est multiplié ensuite par le score d'importance du site afin d'obtenir le score final.

Une idée très proche est présentée dans [186] avec une technique qui consiste en 3 étapes : (i) calcul des valeurs « locales » α_j de PAGERANK des pages au niveau de chaque serveur (d'après les liens intra-serveur, en supprimant les liens inter-serveurs), (ii) calcul de l'importance relative γ_i de chaque serveur *i* (*ServerRank*) et (iii) raffinage des vecteurs locaux de PAGERANK d'après les valeurs de ServerRank. Pendant cette dernière étape, une information supplémentaire sur les liens entre chaque couple de serveurs *m* et *n* doit être échangée entre eux. Cette information concerne le nombre de liens de *m* vers *n*, ainsi que les pages qui sont referencées par les pages dans *n*. Le score local des pages *i* de *n* est ensuite raffiné en transférant une portion des valeurs de PAGERANK des

liens issus de m suivant la formule

$$\alpha_i = \alpha_i + \frac{\gamma_m}{\gamma_n} \times \frac{N_m^i}{N_m}$$

où N_m est le nombre de liens inter-serveurs de m et N_m^i est le nombre parmi eux qui référencent la page i.

Le calcul d'importance de [203] est basé sur une idée similaire : chaque site calcule le vecteur PAGERANK pour ses pages locales avant de calculer les scores PAGERANK pour des sites. La différence avec la méthode précédente réside dans les valeurs transmises puisque le calcul du PAGERANK global prend en compte les valeurs trouvées localement contrairement à [191] où le calcul du score PAGERANK global était indépendant du calcul local. Il s'agit ici d'une technique itérative « d'agrégation-désagrégation » appliquée pour des itérations de Jacobi par blocs.

Le modèle des promenades aléatoires ne s'applique pas sur le graphe des sites web et la probabilité de visiter un site web dépend de la somme des scores de PAGERANK de ses pages [74]. Cette méthode calcule les scores d'importance des sites web par l'algorithme distribué AGGREGATERANK. Cet algorithme s'appuie sur la théorie des *compléments stochastiques* afin d'estimer la somme des valeurs de PAGERANK des sites de manière plus précise que les solutions précédentes. La complexité de son calcul est inférieure de celle de PAGERANK.

Dans [65] les auteurs procèdent également pour accélérer le calcul du PAGERANK à une partition du graphe mais qui n'est pas basée sur les sites web. Leur idée repose sur le fait que l'algorithme de PAGERANK s'appuie sur un modèle markovien de premier ordre, et donc que la valeur de PAGERANK des pages d'un ensemble A ne dépend pas de la valeur des pages d'un autre ensemble B s'il n'y a pas de liens entrants des pages de B vers les pages de A. Par conséquent les scores de PAGERANK peuvent être calculés indépendamment pour ces 2 ensembles. Les auteurs proposent sur la base de ce constat de diviser le graphe en partitions d'*ensembles rouges* et d'*ensembles jaunes* tels qu'il n'y ait aucun lien sortant d'un ensemble jaune vers un ensemble rouge. Le score PAGERANK est calculé sur les ensembles rouges, de manière indépendante et en parallèle. Ensuite le score PAGERANK des ensembles jaunes est calculé, en prenant en compte le score de PAGERANK des pages des ensembles rouges ayant un lien vers les ensembles jaunes. Les auteurs proposent également un algorithme de construction d'un tel partitionnement.

Cas particulier des architectures pair-à-pair

L'émergence des réseaux pair-à-pair soulève de nouveaux problèmes pour le classement de données, puisque dans un tel contexte les pairs ne sont pas constamment connectés au réseau et sont hétérogènes.

Dans un contexte distribué, où chaque pair calcule sa propre importance, il se pose également le problème de la sécurité du calcul. Ainsi, comme les pairs sont indépendants, ils peuvent essayer d'influencer le calcul afin d'obtenir des scores d'importance plus élevés. [54] propose un

algorithme de calcul d'importance synchrone s'appuyant sur le concept de pairs de confiance, appelés *hubs*. Dans cet algorithme chaque pair choisit un sous-ensemble de pairs auxquels il fait confiance. Les pairs qui ne sont pas des pairs de confiance envoient en mode multicast les valeurs d'importance aux différents pairs qu'ils ont utilisés et attendent les valeurs de tous les pairs les ayant utilisés (itérations synchrones), avant de calculer localement leur importance. Les *hubs* reçoivent également ces valeurs et réalisent ce calcul, mais n'envoient aucune valeur. Les *hubs* calculent ensuite le vecteur d'importance en envoyant en mode multicast les valeurs obtenues à chaque itération entre les différents *hubs*. La dernière étape consiste à envoyer en broadcast à tous les pairs les valeurs calculées. Chaque pair peut alors connaître localement sa valeur d'importance.

Un problème important avec les algorithmes synchrones est la difficulté du passage à l'échelle puisque à chaque itération chaque pair doit attendre que tous les autres pairs aient aussi fini l'itération courrante avant de passer à l'itération suivante. Certains travaux ont alors proposé des solutions basées sur un calcul asynchrone. Ainsi dans [163, 164] les auteurs présentent un calcul asynchrone de PAGERANK dans un système pair-à-pair qui applique une méthode de résolution de systèmes linéaires à base d'itérations chaotiques, sans matérialiser la matrice du web. Cet algorithme peut se décomposer en quatre étapes :

1. initialisation du calcul :
   (a) chaque pair affecte à tous ses documents un score initial de PAGERANK,
   (b) pour chaque document qu'il héberge, un pair envoie les mises à jour du score de PAGERANK aux documents référencés par ce document,
2. lorsqu'un pair reçoit un message de mise à jour d'importance, il met à jour le score de PAGERANK du document concerné,
3. le pair propage les mises à jour reçues à travers les liens sortants,
4. si le score d'un document d'un pair à convergé, le pair n'envoie plus de messages de mise-à-jour à ce document.

Les auteurs proposent également une solution pour gérer la dé-connexion d'un pair, en stockant temporairement sa valeur d'importance et ré-émettant le message de mise-à-jour périodiquement jusqu'à une éventuelle réapparition du pair. La convergence de l'algorithme proposé est prouvée à la fois théoriquement et expérimentalement.

[170] propose deux algorithmes asynchrones basés sur un découpage des pages web en communautés. Chaque communauté a un nœud appelé *page ranker* qui calcule l'importance pour cette communauté à sa vitesse. La vitesse de calcul peut différer d'un *page ranker* à un autre. Comme il y a des liens également entre communautés, chaque *page ranker* envoie périodiquement son classement aux autres *page ranker* responsables des communautés vers lesquelles il a des liens.

L'algorithme JXP et ses extensions [148, 147, 146, 145] est un autre algorithme distribué en pair-à-pair qui calcule une approximation de PAGERANK en se basant sur le graphe orienté du système de pairs. Chaque pair calcule périodiquement et indépendamment un calcul de score de

PAGERANK local sur un graphe formé à partir du fragment du graphe global du système qu'il connaît et d'un nœud *world* représentant l'ensemble du graphe non-connu par ce pair. Les pairs s'échangent les informations sur leur fragment local de manière asynchrone, afin d'enrichir pour chacun sa connaissance de son nœud *world* et des liens avec son fragment local du graphe. Après un tel échange entre deux pairs, chacun d'entre eux recalcule localement les scores de JXP en appliquant l'algorithme PAGERANK traditionnel sur leur fragment du graphe. Les auteurs montrent la convergence de leur algorithme vers le score obtenu par PageRank calculé en centralisé [146]. [145] étend JXP afin de prendre en compte des problèmes de sécurité liés au calcul.

2.2.5 Méthodes dérivées de PAGERANK

Pour palier certains inconvénients de PageRank, plusieurs propositions ont essayé de l'adapter. On distingue notamment dans cet état de l'art les propositions visant à personnaliser le calcul d'importance afin de prendre en compte de manière plus précise le comportement des utilisateurs navigant sur les pages web, et les propositions cherchant à prendre en compte l'ancienneté des pages et des liens lors du calcul de PAGERANK.

Importance personnalisée et spécifique à des thèmes

Une première variante de PAGERANK concerne la personnalisation du calcul d'importance. Ainsi, il est constaté que les utilisateurs de pages web ne suivent pas les pages au hasard, mais en fonction de leurs intérêts. Plusieurs algorithmes de personnalisation ont été proposés. Ces algorithmes ne calculent pas un unique score de PAGERANK mais plusieurs en fonction des intérêts des utilisateurs. Ces algorithmes supposent que l'importance des pages n'est pas absolue, mais qu'elle dépend des situations dans lesquelles elle est utilisée. Les solutions existantes pour la personnalisation de PAGERANK calculent donc différents scores d'importance qui donnent plus d'importance aux documents relatifs à un certain thème intéressant un utilisateur ou qui sont relatifs à une requête particulière. Nous allons mentionner ici quelques travaux dans ce domaine.

La première proposition de personnalisation de l'importance par rapport à l'utilisateur a été mentionnée par GOOGLE [40]. Ainsi, ils suggèrent de changer le vecteur de personnalisation dans la marche aléatoire afin de le rendre non-uniforme, et biaiser ainsi les valeurs de PAGERANK pour donner plus d'importance à certaines pages. Cette approche a été suivie par [96] qui calcule des scores de PAGERANK dépendants de thèmes. Cette méthode calcule un vecteur de personnalisation pour chaque thème, qui est choisie parmi les catégories principales listées dans le répertoire Open Directory Project (ODP) [69]. L'importance d'une page pour une requête est la somme des scores d'importance de la page pour chaque thème où chaque score est pondéré par la similarité de la requête au thème respectif. Une méthode pouvant gérer un bien plus grand nombre de vecteurs de personnalisation que la méthode précédente est proposée par [104], qui crée des vues personnalisées de l'importance par rapport aux préférences de l'utilisateur. Les vecteurs de personnalisation sont calculés comme une combinaison linéaire des vecteurs qui correspondent à un ensemble de pages « hub ». Cette méthode calcule les scores de PAGERANK pour l'ensemble de pages « hub » qui sont les pages les plus importantes, et un vecteur « hub » pour chacune de

ces pages. Ces vecteurs sont stockés à l'aide de vecteurs partiels. [165] propose des méthodes de calcul plus efficaces pour le calcul des mesures précédentes sur des graphes de grande taille.

Les informations sur l'utilisateur nécessaires pour la personnalisation peuvent être obtenues par un feedback explicite de l'utilisateur ou sur des informations implicites sur son comportement, enregistrées par exemple dans les traces d'utilisation. [70] présente un algorithme de personnalisation qui combine des données sur l'utilisation et une analyse des liens pour recommander des pages à l'utilisateur (recommandations personnalisées). Les pages et les chemins de navigation dans le graphe du web sont importants s'il ont été visités par beaucoup d'utilisateurs. La matrice et le vecteur de personnalisation utilisés dans le calcul d'importance sont basés sur les informations enregistrée dans les traces de navigation des sites web. Dans [177], les auteurs étendent la méthode proposée par [178] pour adapter le calcul de PAGERANK aux besoins de l'utilisateur qui sont appris en utilisant des exemples de contraintes exprimées sur un ensemble de pages et ensuite généralisées sur tout l'ensemble de documents. Cette méthode calcule des scores de PAGERANK personnalisés pour des pages avec des caractéristiques similaires. [53] propose un calcul de score personnalisé pour un profil d'utilisateur prédéfini, en combinant les informations dans *ODP* [69] avec celles dans les pages retournées par le moteur de recherche. Les pages sont triées à nouveau avant d'être présentées à l'utilisateur.

Les scores de PAGERANK peuvent être calculés pour chaque requête [157]. Les poids des liens entre les pages ainsi que le vecteur de personnalisation sont basés sur la pertinence des pages pour la requête. Ainsi ils peuvent modéliser un utilisateur « intelligent » qui suit les liens en concordance avec l'information dont il a besoin. La même idée de combiner les informations sur le contenu avec les liens, et de pondérer leurs scores par rapport à la requête a été utilisée dans les systèmes de classement « verticaux » proposés par [66]. Ainsi, les auteurs présentent l'algorithme FOCUSED PAGERANK s'appuyant sur une modélisation de la marche d'un utilisateur qui recherche des informations sur un certain thème et qui suit les pages en fonction de leur pertinence au thème. L'algorithme DOUBLE FOCUSED PAGERANK prend aussi en considération le contenu de la page actuelle sur laquelle se trouve l'utilisateur avant de passer à la page suivante. Un algorithme plus complexe est l'algorithme MULTITOPIC RANK qui prend en compte les hiérarchies et les corrélations entre les thèmes.

Classement de pages prenant en compte le temps

Certains travaux [22, 56] soulignent l'impact des moteurs de recherche, et plus particulièrement ceux s'appuyant sur les liens du web, sur la popularité des pages et le caractère biaisé du classement fourni. Ainsi dans [22] les auteurs montrent expérimentalement que PAGERANK ne donne pas des scores équitables, puisque les nouvelles pages ont des valeurs de PAGERANK qui sont significativement faibles en comparaison des pages plus anciennes. La raison est qu'une page nouvelle sera référencée par peu de pages, n'étant pas connue par beaucoup de sites. Pour pallier ce problème, les auteurs proposent différentes techniques pour prendre en compte l'âge des pages lors du calcul de PAGERANK. Une première proposition consiste à ajouter une fonction d'ancienneté dans le calcul afin qu'une page nouvelle qui est référencée soit déjà considérée

comme importante et donc choisie avec une plus grande probabilité. Ils proposent également de prendre en compte l'âge des pages qui font référence vers une page lors du calcul ou encore de donner un *score* au lien en fonction des instants de temps des dernières modifications des pages qui sont connectées par ce lien.

Le biais du classement du aux moteurs de recherche ne provient pas seulement de l'ancienneté de la page mais plus généralement du fait qu'un site bien classé sera présenté en premier par les moteurs de recherche aux utilisateurs [56]. Il sera donc connu par plus de monde et cette popularité se traduira par un plus grands nombres de pages le référençant. Au contraire une valeur faible de popularité renvoie cette page loin dans le classement de PAGERANK, ce qui conduira peu de sites à la référencer par la suite et donc à une stagnation ou déclinaison de leur popularité. Les expériences confirment ce phénomène de « rich-get-richer ». Les estimations analytiques prédisent qu'il faut 66 fois plus de temps à une page pour devenir populaire si les utilisateurs choisissent les pages en se basant sur les classement des moteurs de recherche. Afin d'éviter ce biais offert par PAGERANK, [57] introduit une nouvelle métrique pour le classement s'appuyant sur un estimateur de qualité qui prédit la véritable valeur de qualité d'un page d'après l'évolution de la structure de liens du web. La qualité d'une page est définie comme étant la probabilité qu'un utilisateur apprécie la page lorsqu'il la voit pour la première fois. Pour mesurer cette qualité, les auteurs observent : (i) l'existence et la création de liens vers cette page qui peut donner une approximation du nombre de personnes qui l'apprécient *actuellement*, et (ii) la vitesse d'accroissement de la popularité, puisqu'une page de bonne qualité aura très rapidement beaucoup de visiteurs l'appréciant et la référençant. L'estimation de la qualité proposée prend en compte ces deux critères. Afin de calculer cette estimation, les auteurs présentent un modèle d'utilisateur du web dont les déplacements dépendent de la popularité des pages et de son évolution avec le temps.

Dans [26] les auteurs ajoutent une dimension temporelle à l'intérêt des utilisateurs, par exemple pour prendre en compte dans le classement des pages retournées l'instant où la requête est soumise. Cet intérêt s'exprime à l'aide d'une fenêtre temporelle (intérêt de 1) et un intervalle de tolérance pendant lequel l'intérêt diminue de 1 jusqu'à 0. Deux aspects temporels de l'évolution du web sont ensuite pris en compte : l'instant où une page ou un lien ont été mis à jour pour la dernière fois (la *fraîcheur*), et le taux de mises à jour du contenu d'une page et de ses liens entrants (*l'activité*). A l'aide de ces informations, les auteurs proposent une méthode de classement prenant en compte le temps, qui est appelée T-RANK. L'idée principale est de modifier le modèle des probabilités de la marche aléatoire de PAGERANK. La cible du saut est choisie sur un critère temporel comme la fraîcheur et l'activité des nœuds cibles potentiels et des liens entrant à ces nœuds. Cette méthode prend aussi en compte le fait que le navigateur aléatoire a conscience des informations temporelles concernant les liens vers les nœuds cibles. Ils en déduisent alors des scores pour pondérer les probabilités de transition utilisées dans le calcul de PAGERANK.

2.3 Applications du calcul sur les liens

Le classement basé sur les liens n'est pas seulement utilisé pour trier des pages web, mais il a été également appliqué dans d'autres contextes, comme la recherche par mots-clés dans les bases de données, la détection de « spam », le calcul de réputation des pairs, ou même pour pouvoir mettre à jour l'information sur le web.

2.3.1 Hypertext Induced Topic Search(HITS)

La méthode HITS [112] a été proposée par Kleinberg à la même période que PAGERANK. Cette méthode permet non seulement de classer les pages par leur importance (autorités), mais aussi de connaître quelles sont les pages qui permettent de trouver des pages importantes (hubs). Les deux algorithmes de calcul d'importance se distinguent entre eux principalement par le fait que PAGERANK calcule un seul score d'importance pour chaque page, indépendamment de la requête, tandis que HITS calcule deux scores pour chaque page (un score d'autorité et un score de « hub »). Une autre différence par rapport à PAGERANK est que l'importance des pages n'est pas calculée à l'avance, mais elle est dépendante de la requête.

Le graphe considéré pour le calcul d'importance est un *graphe de voisinage* formé avec les documents qui répondent à la requête et auxquels on ajoute les documents qui ont des liens vers les documents déjà existants, ainsi que les documents qui sont référencés par ceux-ci. Pour chaque nœud déjà existant, le nombre de voisins ajoutés est limité afin de restreindre le nombre total de pages qui prennent part au classement. Chaque document dans ce graphe peut avoir deux identités :

– une identité en tant qu' *autorité*, qui exprime la qualité de la page en tant que source d'information pour la requête ;

– une identité en tant que *hub*, dont la qualité réside dans la collection de liens qu'elle a vers des sources d'informations utiles.

Chaque page i a par conséquent deux scores d'importance associés, un score h_i d'importance en tant que hub et un score a_i d'importance en tant qu'autorité et par conséquent l'avantage de cet algorithme est qu'il laisse à l'utilisateur la liberté de choisir celui qui l'intéresse le plus. L'idée de base de cet algorithme est que les pages qui ont des scores d'autorité élevés sont les pages qui sont référencées par des liens provenant des pages avec des scores de hubs élevés. Les pages qui ont des scores de hubs élevés ont des liens sortants vers des bonnes autorités.

Considérant les n pages et les liens entre elles, un élément l_{ji} sur la ligne j et la colonne i dans la matrice d'adjacence L a la valeur 1 si i a un lien vers j et 0 dans le cas contraire. Pour une page j, son score d'autorité est calculé comme étant la somme des scores de hub des pages i qui ont un lien vers j, c'est à dire $a_j = \sum_{i \in in(j)} h_i$. De manière similaire, le score de hub de la page i dépend des scores d'autorité des pages j qu'elle référence, c'est à dire $h_i = \sum_{j \in out(i)} a_j$. Nous observons que les scores de *hub* et d'*autorité* se renforcent réciproquement.

En notant par a et h les vecteurs de scores d'autorité et de hubs ($a,h \in \Re^{n\times 1}$), nous pouvons écrire le calcul des scores d'importance sous forme matricielle comme étant :

$$a = L \times h \quad h = L^T \times a$$

Les scores d'importance sont calculés par une méthode itérative qui débute avec des vecteurs initiaux a^0 et h^0 dont toutes les valeurs sont fixées à 1 et qui calcule à chaque pas k une approximation de l'importance au pas $(k-1)$:

$$a^{(k)} = L \times L^T \times a^{(k-1)} \tag{2.7}$$
$$h^{(k)} = L^T \times L \times h^{(k-1)} \tag{2.8}$$

où $L \times L^T$ est appelée la *matrice autorité* tandis que $L^T \times L$ est appelée la *matrice hub*. Après chaque itération les vecteurs a et h sont normalisés en utilisant une certaine norme $||\cdot||$ donnée.

Plus précisément, l'algorithme de calcul d'importance est le suivant :

1. initialisation des vecteurs a et h : $a^{(0)} = \mathbb{I}_{n\times 1}$, $h^{(0)} = \mathbb{I}_{n\times 1}$

2. répéter jusqu'à la convergence :

   (a) calcul des scores d'autorité et de hub en appliquant les équations (2.7) et (2.8)

   (b) normalisation de a et de h

   (c) $k = k+1$

Cet algorithme itératif est exécuté jusqu'à la convergence des deux vecteurs, c'est à dire jusqu'à ce que $||a^k - a^{(k-1)}|| \leq \varepsilon$, pour un ε et une norme $||\cdot||$ donnés.

Le calcul de a et h est équivalent à l'application de la *méthode de la puissance* (voir les annexes) pour obtenir les vecteurs dominants des matrices L^TL et LL^T. Afin que le calcul converge il faut que la valeurs propres de valeur absolue maximale des deux matrices soient uniques et que les vecteurs initiaux a^0 et h^0 ne doivent pas être orthogonaux aux vecteurs propres principaux des matrices L^TL et LL^T. Les deux matrices sont symétriques, positives semi-définies, et leurs valeurs propres sont réelles et non-négatives. Par conséquent il ne peut pas y avoir deux valeurs propres distinctes de valeur absolue maximale. Puisque ces vecteurs ont des valeurs non-négatives, il suffit d'initialiser a^0 et h^0 avec des valeurs positives et la méthode de la puissance converge dans tous les cas.

Les matrices peuvent être réductibles (le graphe du web souvent n'est pas fortement connexe) et

dans ce cas le vecteur propre dominant n'est pas unique (voir le théorème de Perron-Frobenius dans les annexes). Ainsi on pourra obtenir des résultats différents pour a et h, en fonction du choix de $a^{(0)}$ et $h^{(0)}$. Cette méthode ne traite pas ce cas, mais la matrice L peut être modifiée pour être irréductible, de manière similaire à la modification de la matrice utilisée pour le calcul de PAGERANK.

Limitations de HITS

Malgré les avantages évidents de HITS qui laisse à l'utilisateur le choix de classer les pages par le score d'importance qui l'intéresse le plus, et d'utiliser des matrices de petite taille pour le calcul, il présente également plusieurs limitations qui diminuent son applicabilité en pratique et qui font qu'il soit moins utilisé que l'algorithme de PAGERANK.

Ainsi un premier problème est la dépendance de la requête, puisque pour chaque requête on doit construire le graphe du web et calculer les deux scores d'importance.

Un autre problème identifié par [123, 30] est qu'il favorise les groupes de pages de petite taille qui sont fortement connectées entre elles. Ce phénomène est connu sous le nom de l'effet TKC *(Tightly-Knit Community Effect)*. Les pages dans ce type de groupes ont un score élevé, même si elles ne contiennent pas d'informations importantes pour le sujet de la recherche. L'algorithme SALSA proposé par [123] est moins sensible à l'effet TKC. SALSA utilise deux chaînes de Markov pour traverser le graphe du web, et calcule de manière similaire à HITS un score d'autorité et de hub pour chaque page. Les marches aléatoires sont modélisées, de manière similaire à PAGERANK, à l'aide des deux nouvelles matrices L_r et L_c. La matrice L_r est obtenue en divisant chaque ligne non nulle de la matrice L de HITS par la somme de ses valeurs, tandis que L_c est calculée de manière similaire en divisant chaque colonne de L par sa somme totale de valeurs. Mais cet algorithme est aussi susceptible d'être vulnérable à une certaine forme d'effet TKC, s'il existe une grand nombre de pages qui se référencent entre elles [76]. De plus, comme HITS, il doit construire le graphe du web et calculer deux scores d'importance pour chaque requête. Afin de diminuer l'influence de l'effet TKC [30] propose de pondérer les scores de hub et d'autorité suivant la pertinence des pages pour la requête de l'utilisateur.

Un autre ensemble d'algorithmes qui essaient d'éliminer certains des inconvénients de HITS est aussi proposé par [35, 36]. Ainsi, l'algorithme « Hub-Averaging-Kleinberg » est une combinaison entre HITS et SALSA qui essaie de diminuer l'effet TKC. Le calcul de scores d'autorité se fait de la même manière que HITS, mais le score hub est la moyenne des scores d'autorité. L'ensemble d'algorithmes « Treshold-Kleinberg » (« Hub/Autority/Full-Treshold ») considèrent qu'une page est un bon hub (autorité) si elle a des liens vers (est référencée par) des bonnes autorités (hubs) et les scores de hub (autorité) sont calculés en considérant seulement les scores d'autorité (hub) qui sont supérieurs ou égaux au score moyen. Les auteurs étudient également la possibilité d'utiliser des réseaux bayesiens pour estimer la probabilité sur chaque lien $i \rightarrow j$. [176] généralise « Authority-Treshold » pour prendre en compte seulement un certain nombre d'autorités qui ont les scores les plus élevés pour calculer les scores de hub (algorithme « AT(k) ») ou de pondérer les scores d'autorité pour le calcul de scores de hub de telle manière

que les autorités avec un score plus faibles aient moins d'influence. Une analyse théorique et expérimentale de l'algorithme « MAX » (un cas particulier des deux algorithmes précédents) est aussi présentée.

Un autre problème est également la facilité de créer du « spam », car il est très facile de construire des pages avec des scores de hub élevés et d'augmenter ainsi le score d'autorité d'autres pages [93, 189]. Lorsqu'une page est référencée par un grand nombre de liens des pages d'un même site ou lorsqu'une page a des liens vers beaucoup de pages d'un autre site web [30], ceci fait augmenter le score d'autorité de la page référencée et par conséquent le score de hub des pages qui la référencent est aussi amélioré. Une solution à ce problème est d'assigner un poids d'autorité de $1/k$ s'il existe k pages d'un même site qui ont des liens vers une seule page d'un autre site et un poids de hub de $1/l$ si un seul document sur un site a l liens vers un ensemble de documents sur un deuxième site. [48] montre que si une page traite plusieurs thèmes et a beaucoup de liens sortants, elle aura un score de hub très élevé, ce qui donnera un score d'autorité élevé aux pages qu'elle référence, indépendemment si elles sont pertinentes pour la requête de l'utilisateur ou pas. [79] mentionne aussi le problème des thèmes généralisés. Ainsi, si le thème de la recherche est trop restreint, alors HITS retourne des pages avec un score d'autorité élevé pour des thèmes plus génériques que le thème de la recherche, ou inversement, HITS peut retourner des pages sur un thème plus spécifique que celui de la recherche.

Connexion entre HITS **et** PAGERANK

Les algorithmes de PAGERANK et de HITS peuvent être interprétés comme étant des cas particuliers d'un algorithme d'importance modélisé par une marche aléatoire plus complexe que celle présentée par PAGERANK. Deux modèles de marche aléatoire ont été proposés par [66]. Un premier montre les actions d'un utilisateur qui, lorsqu'il se trouve sur une page, peut suivre des liens sortants et choisir une page du système aléatoirement comme dans PAGERANK, mais il peut également suivre des liens en arrière ou rester sur la page courante. Chacune de ces actions a une certaine probabilité d'être exécutée. Le deuxième modèle est une généralisation du premier, et considère plusieurs utilisateurs, chacun ayant ses propres paramètres pour la marche aléatoire, et qui peuvent également interagir en acceptant des « suggestions » sur leur marche aléatoire de la part d'autres utilisateurs.

Les scores de PAGERANK sont obtenus à partir du premier modèle de marche aléatoire en considérant que la probabilité qu'un utilisateur choisisse une autre page au hasard lorsqu'il se trouve sur une page donnée est de $(1-d)$, la probabilité de suivre les liens sortants est de d, alors que les probabilités de suivre les liens en arrière ou de rester sur la page sont 0. L'algorithme de HITS est un cas particulier du deuxième modèle, simplifié afin de considérer seulement deux utilisateurs, associés aux scores de hub et d'autorité respectivement qui interagissent entre eux, l'utilisateur qui modélise les hubs prenant en compte les suggestions de celui qui modélise les autorités avant de prendre ses propres décisions et inversement. Le premier utilisateur suit que les liens en arrière avec une probabilité de 1, alors que le deuxième suit uniquement les liens sortants. Le modèle multi-utilisateurs permet aussi de combiner les propriétés de PAGE-

RANK et de HITS pour obtenir un nouvel algorithme, appelé PAGERANK-HITS. Celui-ci utilise toujours deux utilisateurs, un qui suit les liens en arrière et le deuxième qui suit les liens sortants, mais chacun d'eux peut aussi choisir une page au hasard, de manière similaire à PAGERANK.

Un autre modèle générique qui peut représenter les deux algorithmes a été proposé par [193]. L'algorithme « Link Fusion » est basé sur un graphe d'objets qui peut être de différents types (pages, requêtes, utilisateurs) reliés par deux types de liens, à savoir les liens inter et intra-type d'objets. L'algorithme calcule pour chaque objet d'un certain type la valeur d'une *propriété* de cet objet comme étant la somme pondérée des valeurs de propriétés d'autres objets auxquels il est relié par des liens. Ainsi, PAGERANK est un cas particulier de cet algorithme, si l'on considère seulement un seul type d'objets (pages web) et les liens entre eux et comme attribut la popularité de chaque page. L'algorithme HITS peut être considéré aussi comme un cas particulier de « Link Fusion » si l'on considère deux types d'objets, qui sont les autorités et les hubs, connectés eux par des liens inter-type (les liens hypertextes entre les pages web).

2.3.2 Recherche par mots-clés dans des bases de données

Avec l'expansion de l'information disponible sur l'Internet, le nombre d'utilisateurs qui accèdent à des bases de données relationnelles en ligne, sans connaître leur schéma et langage de requête, a également augmenté. La recherche par mots-clés dans les moteurs de recherche s'avère une solution simple qui peut aussi être adaptée pour la recherche dans les bases de données.

Ainsi, [29] propose le système BANKS qui permet la recherche par mots-clés ainsi que la visualisation des données et de leur schéma. Afin de trier les n-uplets envoyés comme réponse, un graphe de la base de données est créé, ayant comme nœuds les n-uplets, et dont les arcs générés par des contraintes. Les réponses sont triées en utilisant une notion de prestige basée sur les liens. Les scores d'importance calculés par [78] sont basés aussi sur la représentation de la base de données sous forme d'un graphe qui est construit différemment du graphe précédent. Les nœuds sont des n-uplets partiels et il y a un lien entre le nœud i et le nœud j s'il existe une requête qui retourne j comme résultat lorsque le critère de sélection est i.

OBJECTRANK [23] est une autre méthode basée sur PAGERANK pour classer les documents obtenus en faisant une recherche par mots-clés dans une base de données modélisée par un graphe étiqueté. La méthode de classement prend en considération la pertinence des documents pour les mots-clés recherchés, le score final d'un document étant calculé en combinant les scores OBJECTRANK pré-calculés pour chaque mot-clé (vecteurs de personnalisation). La base de donnée est représentée par un graphe d'objets, dans lequel chaque nœud (objet) à une étiquette, un ensemble d'attributs et un ensemble de mots-clés. Les arcs sont aussi étiquetés pour exprimer les « relations » entre les nœuds. Les scores d'importance sont exprimés comme une marche aléatoire en partant des objets contenant le mot-clé recherché et suivant les liens dans un *graphe de transfert d'autorité*, qui montre le transfert d'importance entre les nœuds du graphe de la base de données. [47] propose une méthode plus efficace pour calculer et stocker les vecteurs de personnalisation

qui diminue aussi le temps d'évaluation des requêtes.

PAGERANK a également été utilisé pour le classement des résultats des requêtes qui sont des expressions de chemin sur des données biologiques [155]. La réponse d'une requête est un graphe qui contient l'ensemble des objets recherchés (« target objects ») ainsi qu'un ensemble de chemins pour les atteindre. [155] propose deux méthodes pour classer les objets recherchés qui sont dépendantes de la requête et qui identifient les objets qui sont à la fois pertinents et importants. La première méthode est basée sur PAGERANK et prend en considération les différents rôle (intermédiaire/réponse) qui peuvent être joués par un même nœud dans le graphe résultat. La deuxième méthode est quant à elle basée sur OBJECTRANK.

Des scores d'importance sont aussi utilisés pour la recherche par mots-clés dans les bases de données XML. L'idée de [89] est d'appliquer l'algorithme de classement de PAGERANK sur le graphe des éléments XML induit par les relations père-fils et les liens internes XLINKS, IDREF. Sur les liens père-fils l'importance est propagée dans les deux directions, l'importance se propageant différemment sur différents types de liens. Les nœuds dans la réponse d'une requête sont classés en combinant les scores d'importance avec des scores de pertinence de nœuds pour les termes de la requête et des scores de proximité des termes de la recherche au sein du résultat.

2.3.3 Classement de données sémantiques

Récemment, la recherche d'information dans le web sémantique a reçu de plus en plus d'attention. Les documents sémantiques sont des documents accessibles en ligne, dans un langage sémantique, comme par exemple RDF, RDFS, DAML+OIL ou OWL. Les moteurs de recherche sémantiques, comme SWOOGLE [173] [68] et ONTOKHOJ [149] ou ONTOSEARCH [201] permettent de trouver des ontologies qui satisfont les termes des recherches par mots-clés. Comme le nombre de documents retournés par ces moteurs de recherche peut être élevé, plusieurs méthodes pour classer les documents sémantiques par rapport à leur importance et leur pertinence pour la requête ont été proposées.

Les liens entre les documents ont des significations différentes qui peuvent être exploitées afin de définir leur importance. L'algorithme de classement utilisé par SWOOGLE [68] est basé sur PAGERANK et calcule pour chaque document sémantique un score en modifiant la marche aléatoire pour prendre en compte les différents types de liens sémantiques entre les documents. De tels liens entre un document *i* et un autre document *j* sont classés en quatre catégories, avec des probabilités différentes pour que l'utilisateur suive un lien d'une certaine catégorie pendant sa marche aléatoire. Les documents qui définissent ou qui étendent un nombre significatif de termes sont considérés comme étant des ontologies, et comme étant des bases de données sémantiques dans le cas contraire. Le score d'importance d'une base de données est le score de PAGERANK, tandis que le score d'importance d'une ontologie est la somme des scores de PAGERANK des ontologies importées dans la fermeture transitive de celle-ci.

L'algorithme ONTORANK proposé par [149] considère aussi des poids différents en fonction du type de liens. L'importance d'une ontologie dépend des ontologies qui la référencent et des poids de tous les liens reçus de la part de chaque ontologie. Les sommaires d'ontologies sont très utilisés pour la compréhension et la sélection d'ontologies. [200] construit des sommaires d'ontologies en extrayant un ensemble de propositions RDF importantes pour caractériser l'ontologie. Une des méthodes utilisées pour déterminer l'importance des propositions RDF est de faire un calcul similaire à celui de PAGERANK sur le graphe des propositions RDF reliées entre elles par des liens construits à partir de l'ontologie. Chaque lien entre deux propositions *i* et *j* a un poids qui est une combinaison entre la probabilité que l'utilisateur de *i* cherche *j* parce qu'il est intéressé par l'objet de *i* et la probabilité qu'il cherche *j* lorsqu'il est intéressé par le sujet de *i*.

2.3.4 Détection de « spam »

Attirer le plus possible d'utilisateur sur un site a un intérêt commercial. Par conséquent les créateurs de sites veulent que leurs pages soient bien classées par les moteurs de recherche. Une application du calcul basé sur les liens est pour la détection de spam, plus précisément des pages qui essaient de tromper les moteurs de recherche afin d'obtenir un score d'importance élevé, puisque l'utilisateur est seulement intéressé par les premières pages retournées comme réponse.

L'importance de certaines pages est ainsi augmentée par des « link spammers » qui créent des pages et des liens vers celles-ci. Le score de PAGERANK peut en effet être manipulé par des utilisateurs malhonnêtes [71] et il existe actuellement des milliers de pages créées afin d'influencer le score PAGERANK global. La détection et la diminution de l'influence du spam se base sur le fait qu'il parvient à modifier seulement une petite partie du graphe du web et non pas sa totalité. Une autre supposition est que les pages qui sont importantes ne changent pas si souvent et qu'elles ne sont pas très volatiles. Par conséquent les algorithmes de calcul d'importance devraient les identifier même si le graphe du web est modifié.

Un autre critère pour détecter les groupes de pages qui collaborent afin d'augmenter leur score d'importance est qu'elles ont une interdépendance avec le facteur de décroissance utilisé dans PAGERANK [199]. Dans ce cas, une méthode pour faire décroître le score des pages de spam est de changer le score de décroissance en fonction des pages. Ainsi, lorsque l'utilisateur se trouve sur des pages qui sont détectées comme étant très corrélées, on peut augmenter la probabilité qu'il choisisse au hasard une autre page du graphe. Dans [21], les auteurs poursuivent ces travaux et étudient expérimentalement l'effet sur l'importance de différentes topologies de graphe des pages de spam qui collaborent. Ils démontrent que le score PAGERANK est vulnérable aux attaques par des pages qui ne sont pas importantes et que le gain d'importance d'une page de spam est d'autant plus petit que son score d'importance en absence de spam est plus élevé.

Lorsque l'administrateur a identifié des pages de spam mais n'a pas la possibilité de modifier la topologie du graphe, il peut avoir le contrôle sur les scores de PAGERANK en modifiant le vecteur de personnalisation [178]. Le problème consiste alors à trouver un ensemble de vecteurs « de contrôle » afin que le score de PAGERANK obtenu après la convergence d'un ensemble de pages

choisies soit modifié. Ce problème est résolu en utilisant des techniques de de programmation quadratiques.

En partant d'un ensemble de pages identifiées comme étant de pages de spam, il est possible d'en identifier d'autres en se basant sur le fait que ces pages ont ajouté des liens vers d'autres afin d'augmenter leur importance. Une technique qui est supposée être utilisée par les moteurs de recherche [20, 189] est de classer les pages par un score BADRANK calculé inversement au score PAGERANK. Une page qui a un score BADRANK élevé est une page de spam. Le score BADRANK est élevé si la page a des liens vers beaucoup de pages avec un score BADRANK élevé :

$$BR_i = (1-d) \times E_i + d \times \sum_{j \in out(i)} \frac{BR_j}{indegree(j)}$$

où la valeur E_i représente la valeur BADRANK initiale de i. La manière dont les moteurs de recherche calculent E_i n'est pas connue.

Une autre heuristique s'appuie sur le fait que souvent une page de spam est référencée et référence les mêmes pages [189]. En partant aussi d'un ensemble de pages détectées comme étant du spam, une nouvelle page est alors ajoutée à l'ensemble si elle a un ensemble de liens entrants et sortants avec les pages de spam. Les pages initiales de spam sont celles pour lesquelles il existe un certain nombre de pages (dépassant un certain seuil) qui sont à la fois référencées par celle-ci et qui la référencent. Afin de diminuer l'effet du spam, le score d'importance est calculé sur le graphe après avoir enlevé les liens entre les pages spam.

L'hypothèse sur laquelle se base l'algorithme SPAMRANK de [25] est que les pages qui ne sont pas de spam sont référencées par des pages de qualité différente dont le score de PAGERANK suit une distribution d'après une loi de puissance. Les scores de spam sont calculés par un algorithme itératif qui donne d'abord un score de pénalisation à chaque page proportionnel aux irrégularités dans la distribution des scores PAGERANK des pages qui ont des liens vers cette page. Ces scores sont ensuite propagés dans le graphe.

Afin de combattre le spam l'algorithme TRUSTRANK [94] suppose que les pages de bonne qualité ont des liens vers d'autres pages de bonne qualité, et rarement vers des pages de spam. Les pages de « confiance » sont choisies par un expert qui leur attribue une importance élevée. Cette importance est ensuite propagée pendant l'algorithme aux autres pages de confiance. Cependant cet algorithme ne garantit pas que les pages de bonne qualité dans différents thèmes vont recevoir un score d'importance élevé. De plus, s'il existe plus de pages dans l'ensemble initial de pages de confiance appartenant à un certain thème, alors les pages de ce thème reçoivent un score plus élevé que les pages d'un autre thème [190]. Ces problèmes sont résolus par l'algorithme TOPICAL TRUSTRANK proposé par [190] qui partitionne l'ensemble de pages de confiance en groupes en fonction de leur thème et qui calcule ensuite le score de confiance pour chaque thème.

2.3.5 Calcul de réputation

Une autre utilisation du calcul basé sur les liens est le calcul de réputation de pairs dans un système pair-à-pair. Par exemple [111] décrit un algorithme synchrone de réputation similaire à PAGERANK pour un système pair-à-pair de partage de fichiers. L'algorithme proposé permet de diminuer le nombre de téléchargements de fichiers non-authentiques. Chaque pair a une note de confiance unique, établie d'après l'historique des téléchargements de ce pair. L'idée ici est que chaque pair stocke pour chaque autre pair avec lequel il interagit une valeur de confiance. Le pair va demander à chacun des pairs qu'il utilise ce qu'ils pensent des autres pairs et attribue un score de confiance normalisé aux scores de confiance qu'il récupère. L'algorithme ne repose pas sur une autorité centrale, chaque pair calcule ses propres scores de réputation à partir des scores qu'il a récupérés. Le vecteur stockant les scores de confiance de l'ensemble du système est distribué à l'aide d'une DHT sur différents pairs « managers ».

Un algorithme distribué de calcul de réputation en pair-à-pair totalement asynchrone est proposé par [197]. Les liens « de réputation » entre les pairs ne correspondent pas toujours aux liens physiques. Chaque pair stocke deux tables, une qui est associée aux liens entrants et qui mémorise les dernières valeurs transmises par les pairs qui l'utilisent, et une deuxième qui est associée aux liens sortants. Cette table mémorise pour chaque lien sortant une valeur égale au score de réputation du pair divisé par le nombre de liens sortants. Lors de l'envoi d'un message, le pair cherche la valeur associée au pair qui est contacté dans sa table de liens sortants et transmet cette valeur dans le message. Le pair recevant le message utilise la nouvelle valeur pour (i) mettre sa table des liens entrants à jour, (ii) calculer sa valeur de réputation avec cette nouvelle valeur et (iii) mettre à jour sa table des liens sortants en fonction de la nouvelle valeur divisée par le nombre de liens sortants.

Dans [156] les auteurs proposent d'attribuer des scores de crédibilité aux différents utilisateurs dans le cadre du web sémantique. Pour cela ils utilisent un ensemble d'affirmations qu'ils soumettent à chaque utilisateur. Chaque utilisateur maintient alors un score appelé *opinion personnelle* représentant son estimation dans $[0,1]$ qu'une affirmation qui lui est soumise soit vraie (1) ou fausse (0). Plus la valeur est haute plus l'utilisateur estime cette affirmation crédible. Ils présentent ensuite une technique pour fusionner ces opinions le long des chemins entre deux utilisateurs, permettant de déduire des scores de *confiance* entre utilisateurs compris entre $[0,1]$. Plus la valeur est forte plus l'utilisateur fait confiance ou a des intérêts similaires avec un autre.

Le classement des pairs par leur réputation peut être approximé par une méthode décentralisée qui exploite les propriétés des plus courts chemins dans des réseaux *small world* [133]. L'idée est que chaque nœud crée une « vision locale » de la réputation en récoltant des informations sur les nœuds de sa *carte de voisinage* la plus proches. Les *cartes de voisinage* des nœuds sont construites en contactant de manière répétée les nœuds qui sont directement connectés et en combinant ensuite les données trouvées sur ces nœuds. Lorsqu'un pair p_i veut classer un pair p_j, le score de réputation de p_j est calculé en évaluant les données dans la carte de voisinage de p_i et p_j. Le principe est le suivant : l'importance de p_j pour p_i est liée aux données possédées par les pairs qui sont à la fois

dans la carte de voisinage de p_i et de p_j. Comme la configuration du réseau est de type *small world* de tels pairs ont une forte probabilité d'exister.

2.3.6 Rafraîchissement et découverte de documents

OPIC [5] est un algorithme qui fait un calcul d'importance similaire à celui de PAGERANK, mais sans stocker la matrice de liens. Le calcul d'importance est vu comme une distribution de « cash » entre les pages, l'intuition de l'algorithme étant que l'importance d'une page est proportionnelle à la quantité de cash qui est passée par cette page. Le calcul d'importance se base sur un historique du cash reçu par chaque page, et à chaque itération une page est choisie (avec une probabilité inégale) et son cash est distribué aux pages vers lesquelles elle a un lien, ainsi augmentant leur historique. Afin de prendre en considération l'évolution du graphe, la valeur du cash total échangé dans le système est utilisée comme horloge. L'importance d'une page exprime le changement de son historique pour une certaine valeur du changement du cash total échangé dans le système.

En changeant la quantité de *cash* d'un ensemble de pages, il est possible d'indentifier les documents qui doivent être rafraîchis ou lus, ou d'orienter le processus de découverte de pages vers un certain type de documents (HTML ou XML).

2.3.7 Identification des pages non-maintenues

Le web change rapidement et des liens disparaissent, les pages ne sont plus mises à jour et maintenues. Ce phénomène a été décrit de manière formelle par [24] qui essaie de déterminer les pages qui ne sont plus maintenues. L'algorithme pour déterminer ces pages associe une mesure de vieillissement à une page qui dépend récursivement du vieillissement des pages référencées par celle-ci. Cette mesure est basée sur une marche aléatoire dans le graphe depuis la page dont on veut calculer le score de vieillissement (de manière similaire au calcul de PAGERANK), pendant laquelle l'utilisateur décide à chaque pas si la page courante est obsolète ou pas. Le score de vieillissement est la probabilité de trouver une page obsolète pendant la marche aléatoire.

2.4 Conclusion

La méthode de calcul de PAGERANK s'est montrée très efficace pour le classement des pages web et est actuellement une des heuristiques utilisées par le moteur de recherche GOOGLE [84]. La grande popularité et le succès de PAGERANK a entraîné par la suite la propositions de nombreux algorithmes de classement de pages web qui essaient de résoudre les différentes limitations de PAGERANK. Récemment les méthodes de classement basé sur les liens ont été appliquées dans un cadre plus large que le classement des pages web, comme le classement de n-uplets dans une base de données, de pairs dans un réseau pair-à-pair ou d'ontologies, ainsi que pour le calcul de réputation, la détection de « spam » ou le rafraîchissement de documents. Chacune de ces applications repose sur la même idée, à savoir des scores représentant une connaissance globale sur le système obtenus par un calcul itératif sur un graphe avec des nœuds et des liens spécifiques

à l'application.

Ainsi, par exemple, des travaux visant à classer des pages web, à détecter des pages de « spam », à rafraîchir ou à découvrir des pages non-maintenues, se basent sur un graphe dont les nœuds sont les pages, reliées par des liens hypertexte. Notons que si l'on souhaite modéliser la marche aléatoire d'un seul utilisateur, alors le graphe contient également des liens supplémentaires, pour assurer la convergence du calcul. Les scores de distribution d'importance sur ces liens correspondent aux probabilités de la marche aléatoire, qui peuvent être uniformes ou non, en fonction des valeur des vecteurs de personnalisation (par exemple [96]), du profil de l'utilisateur (par exemple [53]), de la pertinence des pages par rapport à la requête (par exemple [157]) ou la fraîcheur et l'activité des pages (par exemple [26]).

Des techniques similaires à celles utilisées pour le classement de pages web peuvent être appliquées pour le classement de pairs. C'est le cas par exemple des algorithmes qui estiment l'importance des pages en fonction de l'importance de leur site. Dans ce cas, les nœuds du graphe d'importance sont les pairs et les liens entre eux sont obtenus par une agrégation des liens entre leurs pages. Il existe donc un lien d'un site s_i à un autre site s_j s'il existe au moins une page de s_j qui est référencée par des pages de s_i. Les scores de distribution d'importance sur ces liens sont obtenus par des fonctions d'agrégation sur les scores de distribution correspondants au graphe entre les pages web, comme la moyenne (par exemple [42]) ou alors la somme pondérée (par exemple [186]). Dans cette catégorie s'encadrent les travaux de [43, 42, 191, 186, 203, 74], mais également les travaux sur le calcul de réputation dans un réseau pair-à-pair ([111, 197, 156, 133]). Dans le cas des algorithmes de calcul de réputation les liens entre les pairs reflètent les avis ou la confiance entre eux, et on peut avoir ainsi des arcs dans le graphe entre des pairs qui ne correspondent pas toujours aux liens physiques.

Les moteurs de recherche sémantiques utilisent également des algorithmes de classement basés sur des graphes. Les nœuds du graphe sont cette fois les documents sémantiques (ontologies ou sommaires d'ontologies). Les arcs du graphe sont construits à partir des liens de référencement entre les ontologies, comme ceux dus à l'importation, à l'extension, à l'utilisation ou à l'assertion entre les ontologies ([68]), etc. Les scores associés aux liens sont liés aux probabilités de la marche aléatoire d'un utilisateur, qui suit ces liens en conformité avec la sémantique de sa recherche. Dans le cas de la recherche par mots-clés dans les bases de données XML, les algorithmes de classement des réponses sont basées sur un graphe d'éléments XML, dont les arcs sont déduits d'après les relations père-fils et des liens XLINKS, IDREF ([89]), l'importance se propage avec des scores différents en fonction du type de liens. Dans les bases de données relationnelles on peut classer des n-uplets partiels, en utilisant un graphe qui modélise le comportement d'un utilisateur qui interroge la base au hasard (« random querier ») [78]. Ce graphe a comme nœuds les n-uplets partiels qui sont reliés par des arcs construits à partir des requêtes de sélection et de projection sur la base. Dans les bases bibliographiques on peut classer les différents objets en utilisant le graphe étiqueté qui représente la base, avec des scores de transfert d'autorité définis par l'utilisateur [23].

D'autres méthodes sont basées sur des graphes avec des nœuds hétérogènes, comme [193] où les nœuds du graphe peuvent être à la fois des pages web, des requêtes sur ces pages ou des utilisateurs. Le graphe d'importance est formé en reliant ensemble les sous-graphes correspondant aux différents types de nœuds, les liens inter-classe étant sémantiquement différents de ceux intra-classes, les scores de distribution d'importance sur les liens prenant en compte cette sémantique.

Notre méthode de classement de services est également basée sur les liens. L'importance d'un service reflète sa contribution aux autres services du système. Le score de contribution exprime une connaissance globale sur le graphe de services, obtenu en reliant les nœuds correspondants aux services par des *liens de collaboration* qui montrent la manière dont les services sont utilisés avec le temps. Nos scores de contribution sont génériques et peuvent prendre en compte l'âge des appels, la fraîcheur ou l'activité d'un service, de manière similaire aux méthodes de classement des pages web qui prennent en compte le temps. Notre méthode définit un score de contribution indirecte, qui montre l'utilité des appels sortants d'un service pour les appels entrants, et qui peut également prendre en compte le temps. Notre calcul de contribution peut être représenté sous la forme d'un système linéaire et non pas sous la forme d'une marche aléatoire. Dans ce dernier cas le graphe doit être fortement connexe et apériodique, ce qui implique l'ajout d'arcs entre tous les nœuds du graphe. Dans un contexte distribué, où chaque service calcule sa propre importance, ceci impliquerait des messages de calcul supplémentaires, échangés entre les services qui ne s'utilisent pas directement. La contribution totale est calculée par un algorithme distribué asynchrone ce qui permet de transmettre des valeurs d'importance entre les différents services encapsulées dans des messages applicatifs.

Chapitre 3

Modèle d'importance de services

Dans ce chapitre nous présentons un modèle générique de classement de services qui collaborent pour exécuter certaines tâches. Nous utilisons la notion de service pour désigner un composant informatique qui utilise d'autres composants d'un système. Les services et les « liens d'utilisation » entre eux sont représentés par un graphe orienté. Nous introduisons les notions de contribution effective et d'importance qui reflètent, respectivement, la contribution d'un service par son utilisation à ses voisins et aux autres services du système.

Nous proposons un algorithme itératif et asynchrone pour le calcul d'importance de services qui est inspiré de [163][116] et qui prend en considération la modification proposée par [27] pour la terminaison du calcul asynchrone.

Le chapitre est organisé de la façon suivante : la section 3.1 présente l'utilisation de services. La notion d'importance ainsi que son calcul sont introduits à la section 3.2. La section 3.3 présente une analyse de la méthode de calcul d'importance. Les algorithmes de calcul d'importance sont décrits dans la section 3.4 et la section 3.5 conclut.

Une partie des travaux présentés dans ce chapitre ont été publiés dans la conférence internationale CoopIS [60], dans la revue nationale ISI [62] ainsi que dans la conférence nationale BDA [61]. Ils ont été réalisés dans le cadre du projet ACI MD SemWeb.

3.1 Utilisation de services

Nous présentons un modèle de calcul d'importance s'appuyant sur les « liens d'utilisation » entre services. Ces liens reflètent la contribution de chaque service à d'autres services du système. Nous considérons des applications orientées services reposant sur un ensemble de services $\mathcal{S}$ qui s'utilisent entre eux en échangeant des messages.

À un niveau d'abstraction plus élevé, il est possible de composer les messages en *appels de service*. Par exemple, dans un appel de service « requête-réponse », le service envoyant le premier message (requête) est considéré comme étant le client du service recevant cette requête, alors que dans un appel « sollicitation-réponse », le service émetteur du premier message (sollicitation) sera considéré comme le serveur du deuxième. Bien que notre modèle s'applique à n'importe quel type

de protocole, nous supposons par la suite qu'un service s_i appelle un service s_j s'ils échangent des messages de type requête-réponse $s_i \hookrightarrow^t s_j$ où t correspond à l'estampille du message représentant la requête envoyée par s_i à s_j.

Par service nous pouvons représenter des services simples comme le partage et l'impression de documents ou des services réalisant des calculs. Les services orientés données permettent de définir des liens d'utilisation entre des services à travers les données qu'elles produisent. Dans cette catégorie, nous avons les services implantés comme des requêtes sur des bases de données locales, comme par exemple les services dans le système ACTIVEXML [19], ou alors les services d'intégration et de publications de nouvelles.

Nous n'imposons aucune restriction sur le contenu et sur la structure des messages échangés ni sur la fonctionnalité, les données locales ou l'implantation de chaque service. Par services nous désignons de manières abstraite les nœuds collaborant indépendamment du niveau de granularité choisi (service, exécution de service ou pair). Une exécution de service correspond à un appel de service avec un ensemble de paramètres réalisé à un instant donné. Dans un entrepôt pair-à-pair, chaque pair peut être considéré comme un service cherchant certains documents localement et interrogent d'autres pairs (services). Pour simplifier, nous ne faisons pas la distinction entre les différents utilisateurs finaux des services et les applications externes et nous supposons qu'ils sont tous représentés par un unique service dans le système.

3.1.1 Enregistrement de l'utilisation

Suivant l'application, nous faisons la distinction entre l'utilisation d'un service par son appel et l'utilisation d'un service par les données qu'il renvoie à ses appelants L'utilisation d'un service dans le cas où il est utilisé par ses données peut se traduire par un appel de service ou non, suivant que les données retournées par le services peuvent être stockées par d'autres services ou non.

Nous supposons l'existence d'une horloge continue asynchrone produisant un ensemble infini de valeurs d'horloge $\mathcal{T}$. Afin de pouvoir tenir compte de l'utilisation d'un service par un autre, nous enregistrons les instants d'utilisation à l'aide d'une *fonction de trace*. Cette fonction associe à chaque paire de services (s_i, s_j) les estampilles temporelles de tous les instants auxquels s_i a utilisé s_j. Plus formellement :

Définition 1 (fonction de trace)**.** *Soit $\mathcal{S}$ un ensemble fini de services identifiés qui échangent des messages. Une* fonction de trace $\Lambda : \mathcal{T} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \rightarrow 2^{\mathcal{T}}$ *retourne pour chaque instant $t \in \mathcal{T}$ et chaque paire de services distincts (s_i, s_j), l'ensemble d'estampilles $\Lambda(t, s_i, s_j) = \{t_i | t_i \leq t\}$ qui représente la partie de $\mathcal{T}$ constituée de tous les instants auxquels s_i a utilisé s_j jusqu'à l'instant t.*

3.1.2 Graphe d'utilisation de services

A partir des estampilles enregistrées par la fonction de trace d'utilisation de services, nous pouvons définir un *graphe d'utilisation de services*, qui est un graphe orienté, ayant comme nœuds les services du système et dont les arcs sont les liens d'utilisation de services :

Définition 2 (graphe d'utilisation)**.** *La fonction* Λ *observe l'activité entre des services distincts et génère un* graphe d'utilisation *orienté* $SC(t) = (\mathcal{S}, \mathcal{C}, \Lambda)$ *où (i)* $\mathcal{S}$ *est l'ensemble des sommets (ii)* $\mathcal{C}$ *est l'ensemble des arcs, tels que* $(s_i \rightarrow s_j) \in \mathcal{C}$ *ssi* $\Lambda(t, s_i, s_j) \neq \emptyset$

Nous pouvons remarquer qu'il existe un lien d'utilisation entre s_i et s_j à l'instant τ si s_i a utilisé au moins une fois s_j avant τ.

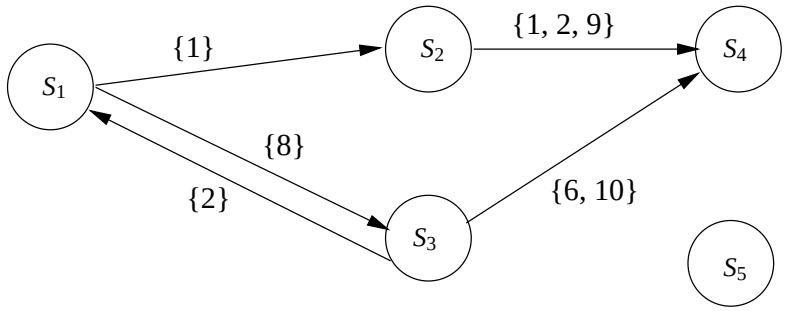


FIG. 3.1 – Graphe d'utilisation de services à l'instant 10

Exemple 1. *Nous illustrons notre approche à travers l'exemple de la figure 3.1 qui montre le graphe d'utilisation de six services basé sur les instants enregistrés par la fonction de trace jusqu'à l'instant* 10 *qui sont représentés comme étiquettes. Ainsi,* s_2 *a utilisé* s_4 *aux instants* 1, 2 *et* 9 *enregistrés dans* $\Lambda(10, s_2, s_4)$*. Le service* s_5 *n'a pas encore été utilisé.*

Observons que le graphe d'utilisation de service évolue avec le temps, en fonction des instants d'utilisation des différents services. Les graphes sont monotones, c'est à dire $t \leq t' \Rightarrow SC(t, \mathcal{S}, \mathcal{C}) \subseteq SC(t', \mathcal{S}, \mathcal{C})$.

Exemple 2. *Par exemple, si l'on considère les cinq services introduits précédemment et les liens d'utilisations entre eux, le graphe d'utilisation de service à l'instant* 1 *ne contient que les arrêtes* $(s_1 \rightarrow s_2)$ *et* $(s_2 \rightarrow s_4)$.

En pratique il pourrait être utile de distinguer différents types de liens d'utilisation $s_i \rightarrow s_j$ entre deux services s_i et s_j. Les liens d'utilisation ne sont pas typés dans notre modèle, mais il est possible d'introduire une certaine forme de lien typé de la manière suivante : afin de faire la distinction entre n types d'utilisation différents d'un service s_j, nous pouvons remplacer s_j par n services s_j^k différents, $1 \leq k \leq n$. La fonction de trace Λ enregistre alors chaque lien $s_i \rightarrow s_j$ de type k comme un lien d'utilisation entre le service s_i et s_j^k.

Exemple 3. *Par exemple, si l'on considère que* Le Monde *est un service de partage de nouvelles fournissant des articles sur différentes thématiques comme le* sport*, la* culture*, l'*économie*, etc., nous pouvons faire la distinction entre les différentes demandes de nouvelles liées à une thématique précise, on peut remplacer* Le Monde *par plusieurs services* Le Monde^{sport}, Le Monde^{culture}, Le Monde^{économie}, *etc.*

Nous étudierons plus en détails cette définition d'utilisation de services dans cas concret de deux familles d'applications dans les chapitres 4 et 6 : les applications où l'utilisation d'un service est définie par son appel et les applications *orientées données* où l'utilisation d'un service est définie par les données qu'il renvoie à ses appelants.

Chemins d'utilisation

L'ensemble de chemins d'utilisation p de s_j par s_i dans le graphe d'utilisation $SC(t)$ est noté par $\mathcal{P}_{ij}(t)$. Lorsque le graphe $SC(t)$ contient des cycles, l'ensemble $\mathcal{P}_{ij}(t)$ est infini. Pour notre calcul d'importance, nous allons considérer seulement un ensemble fini des chemins de s_i à s_j en associant des poids à chaque chemin qui décroissent avec la longueur du chemin et en prenant en considération seulement les chemins dont le poids est supérieur à un ε donné.

Nous notons par $Out(t,s_i) = \{s_j \mid s_j \in \mathcal{S} \wedge \Lambda(t,s_i,s_j) \neq \emptyset\}$ l'ensemble des services qui, en fonction du type de services considérés, ont été appelés ou dont s_i a utilisé les données jusqu'à l'instant t. De même, $In(t,s_j) = \{s_i \mid s_i \in \mathcal{S} \wedge \Lambda(t,s_i,s_j) \neq \emptyset\}$ est l'ensemble des services qui ont utilisé s_j avant t.

Exemple 4. *Dans la figure 3.1, à l'instant* 10*, nous avons par exemple* $Out(10,s_2) = \{s_4\}$*,* $Out(10,s_3) = \{s_1,s_4\}$ *et* $In(10,s_4) = \{s_2,s_3\}$.

3.2 Modèle de contribution

Nous considérons qu'un service s_j qui est utilisé contribue à d'autres services du système. Notre objectif est de comparer et de classer des services en fonction de leur activité observée à l'aide des fonctions de trace Λ combinée avec les informations sur la façon dont chaque service a contribué à tous les autres services. Pour chaque couple de services (s_i,s_j) dans un système $\mathcal{S}$ nous définissons une *contribution effective* de s_j à s_i qui reflète la manière dont s_j contribue à s_i par son utilisation pendant une période de temps. La *contribution effective* de s_j à s_i peut être décomposée en deux :

(i) une contribution effective directe si s_i utilise directement s_j (s_i appelle ou utilise directement les données de s_j) et

(ii) une contribution indirecte de s_j à s_i, si l'utilisation de s_j par s_i se fait à travers l'utilisation d'autres services.

Le tableau 3.1 récapitule les notations qui seront introduites dans cette section.

3.2.1 Contribution directe

Pour chaque couple de services (s_i,s_j) tels que s_i utilise directement s_j (s_i et s_j sont voisins) on définit une contribution directe de s_j à s_i. Cette contribution est exprimée par une valeur entre 0 et 1.

Définition 3 (contribution effective directe)**.** *Soit $\mathcal{S}$ un ensemble de services. La fonction de contribution directe $\Pi : \mathcal{S} \times \mathcal{S} \to [0,1]$ définit pour chaque paire de services distincts (s_i, s_j) à l'instant t un* score de contribution directe $\Pi(s_i, s_j, t) = \pi_{ji}(t)$ *du service $s_j \in \mathcal{S}$ au service s_i tel que $\sum_{s_j \in Out(t,s_i)} \pi_{ji}(t) \leq 1$. Le score $\pi_{ji}(t) = 0$ signifie que s_j ne contribue pas (ou plus) directement à s_i à l'instant t.*

Le score Π calcule la contribution de s_j à s_i jusqu'à l'instant t. Cette contribution dépend notamment des instants d'utilisation de s_j par s_i mémorisés dans les fonctions de trace Λ. La façon dont le score de contribution est calculé dépend du type d'application. Nous reviendrons dans les chapitres suivants sur l'application de ce modèle pour les services utilisés par appels ainsi que pour ceux utilisés par leurs données.

Notation	Description	Définition
$\pi_{ji}(t)$	contribution effective directe de s_j à s_i à l'instant t	définition 3
$\omega_{jki}(t)$	contribution effective indirecte de s_j à s_i à travers s_k à t	définition 4
$\pi_p(t)$	contribution effective sur un chemin p à t	équation 3.1
$\pi^*_{ji}(t)$	contribution effective totale de s_j pour s_i à t	équation 3.2
$I_j(t)$	importance du service s_j à l'instant t	équation 3.3
$\nu_{jk}(t)$	importance d'une arête (importance reçue d'un voisin) à t	équation 3.5

TAB. 3.1 – Tableau récapitulatif des contributions et importances

3.2.2 Contribution indirecte

La notion de contribution indirecte décrit comment chaque service s_j contribue à d'autres services du système qui l'utilisent « indirectement » à travers des services intermédiaires. Prenons un exemple pour illustrer la notion de contribution indirecte. Supposons un service s_i utilisant directement un service s_k qui utilise à son tour directement le service s_j, représenté par $s_i \to s_k \to s_j$ (autrement dit un chemin de longueur 2) dans le graphe d'utilisation. Le service s_i connaît seulement la contribution de s_k à son exécution. La contribution indirecte de s_j à s_i à travers s_k, notée par $\omega_{ikj}(t)$ définit la *partie de la contribution directe* $\pi_{ki}(t)$ qui est due à s_j.

Définition 4 (contribution indirecte)**.** *Soit $s_i, s_j, s_k \in \mathcal{S}$, la* fonction de contribution indirecte $\Omega : \mathcal{S} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \to [0,1]$ *définit à l'instant t pour chaque triplet de services (s_i, s_k, s_j) tels que $s_i \in In(t, s_k)$ et $s_j \in Out(t, s_k)$ un* score de contribution indirecte $\Omega(s_i, s_k, s_j) = \omega_{jki}(t)$ *du service s_j au service s_i à travers s_k tel que pour chaque $s_i \in In(t, s_k)$, la condition $\sum_{s_j \in Out(t,s_k)} \omega_{jki}(t) \leq 1$ est satisfaite. Le score $\omega_{jki}(t) = 0$ signifie que s_j ne contribue pas (ou plus) indirectement à s_i via s_k à t.*

Cette valeur de contribution est calculée par s_k, d'après ses propres critères suivant le type d'application. Elle prend notamment en compte une combinaison des informations dans $\Lambda(t, s_i, s_k)$ avec celles dans $\Lambda(t, s_k, s_j)$.

3.2.3 Contribution totale

Considérons à nouveau les trois services s_i, s_j et s_k tels qu'il existe un chemin $p = s_i \rightarrow s_k \rightarrow s_j$. Nous avons une contribution directe de s_k à s_i valant π_{ki}. Supposons par ailleurs que s_j contribue indirectement à s_i à travers s_k, c'est à dire que le score de contribution indirecte est $\omega_{jki} > 0$. Le score ω_{jki} correspond à la partie de π_{ki} qui est due à l'utilisation de s_j par s_k. Par conséquent, la *contribution effective* de s_j à s_i à travers ce chemin est $\pi_{ki} \times \omega_{jki}$.

Plus généralement, pour un chemin dans le graphe d'utilisation de services de s_i à s_j : $p = s_i \rightarrow s_l \rightarrow s_m \rightarrow \ldots s_n \rightarrow s_k \rightarrow s_j$ la contribution de s_j à s_i sur ce chemin prend en considération les valeurs de contribution indirecte de tous les services sur le chemin afin d'estimer la part effectivement utilisée :

Définition 5 (contribution effective sur un chemin)**.** *Soit $p = s_i \rightarrow s_l \rightarrow s_m \rightarrow \ldots \rightarrow s_n \rightarrow s_k \rightarrow s_j$ un chemin d'utilisation dans $SC(t)$. Le* score d'utilisation globale de s_j pour s_i à travers *p est défini par le produit des scores de contribution indirecte des services sur ce chemin :*

$$\pi_p(t) = \pi_{li}(t) * \omega_{mli}(t) * \ldots * \omega_{jkn}(t) \tag{3.1}$$

Notons que dans le cas particulier d'un chemin de longueur 1 le score de contribution de s_j à s_i sur ce chemin est le score de contribution directe de s_j à s_i, c'est à dire $\pi_p(t) = \pi_{ji}(t)$. Observons aussi que la contribution effective sur un chemin est toujours égale ou inférieure à la contribution directe entre le premier et le deuxième service sur le chemin et que la contribution sur un chemin décroît avec la longueur du chemin.

La contribution effective totale de s_j à s_i est définie comme étant la somme des contributions sur tous les chemins de s_i à s_j dans l'ensemble de chemins d'utilisation de s_j par s_i jusqu'à l'instant noté t $\mathcal{P}_{ij}(t)$:

Définition 6 (contribution effective totale)**.** *Le score de contribution totale de s_j à s_i à l'instant t est la somme des scores de contribution de s_j à s_i à travers les chemins dans $\mathcal{P}_{ij}(t)$:*

$$\pi^*_{ji}(t) = \sum_{p \in \mathcal{P}_{ij}(t)} \pi_p(t) \tag{3.2}$$

Observons que dans le cas où entre chaque couple (s_i, s_j) il y a seulement un chemin de longueur 1, la contribution totale $\pi^*_{ji}(t)$ de s_j à s_i est le score de contribution directe $\pi_{ji}(t)$.

3.2.4 Importance de service

Nous définissons un service comme étant important à l'instant t s'il contribue beaucoup par son utilisation aux autres services du système. L'importance à l'instant t d'un service s_j est définie comme étant la contribution effective totale de s_j à tous les services du système

Définition 7 (importance d'un service)**.** *L'*importance *d'un service s_j est définie comme étant la somme de toutes ses contributions effectives totales à tous les autres services $s_i \in \mathcal{S}$:*

$$I_j(t) = \sum_{s_i \in \mathcal{S}} \pi^*_{ji}(t). \tag{3.3}$$

Un service est alors important si sa valeur de contribution effective à tous les autres services est élevée. Les services qui ne sont pas (ou plus) utilisés par d'autres services dans $\mathcal{S}$ ont une importance de 0. En fonction du niveau de granularité choisi, cette formule exprime l'importance d'un service, d'une exécution de service ou d'un pair.

3.3 Analyse du calcul d'importance

Afin de pouvoir faire l'analyse du calcul d'importance et de calculer les scores d'importance par des algorithmes distribués nous exprimons l'importance d'un service s_j de façon récursive comme étant la somme de valeurs d'importance $\nu_{jk}(t)$ reçues de la part des services $s_k \in In(t, s_j)$:

$$I_j(t) = \sum_{s_k \in In(t,s_j)} \nu_{jk}(t) \tag{3.4}$$

La valeur d'importance $\nu_{jk}(t)$ reçue par s_j de la part de chaque $s_k \in In(t, s_j)$ est composée de la contribution effective de s_j à s_k et, *récursivement*, de la contribution de s_j à tous les autres services du système à travers s_k :

$$\nu_{jk}(t) = \sum_{s_i \in In(t,s_k)} (\nu_{ki}(t) \times \omega_{jki}(t)) + \pi_{jk}(t) \tag{3.5}$$

Nous montrons dans la suite que l'équation 3.4 que nous utilisons pour le calcul d'importance de services avec des algorithmes distribués est équivalente à l'équation 3.3 qui exprime la contribution totale de s_j à tous les services du système.

Nous pouvons donc calculer l'importance d'un service s_j si nous connaissons les scores $\nu_{jk}(t)$ reçus de la part de tous les services $s_i \in In(t, s_j)$. Nous allons montrer le calcul des valeurs d'importance $\nu_{jk}(t)$ par la résolution d'un système linéaire et nous analysons l'existence et l'unicité de sa solution. Afin d'illustrer le calcul des valeurs d'importance $\nu_{jk}(t)$ données par un service s_k à s_j par un *graphe d'importance* obtenu par une transformation sur le graphe d'utilisation de services.

3.3.1 Système linéaire

L'importance des arcs est calculée sur un graphe équivalent au graphe d'utilisation de services, appelé *graphe d'importance*. Plus précisément, à partir d'un graphe d'utilisation de service $SC(\tau) = (\mathcal{S}, \mathcal{C}, \Lambda)$ qui a n nœuds (définition 2), une fonction de contribution directe Π et une fonction de contribution indirecte Ω nous pouvons construire un graphe orienté et étiqueté appelé *graphe d'importance* $SI(\tau)$ qui contient :

– un nœud n_{ki} pour chaque arc $s_i \rightarrow s_k \in \mathcal{C}$ et

– un arc de n_{ki} à n_{jk} pour chaque paire d'arcs adjacents $s_i \rightarrow s_k$ et $s_k \rightarrow s_j$ dans $SC(\tau)$. L'arc de n_{ki} à n_{jk} est étiqueté par le score de contribution indirecte $\omega_{jki}(\tau)$.

Observons que le graphe d'importance a au maximum n^2 nœuds puisqu'il y a n^2 couples de services (s_i, s_j) possibles.

Exemple 5. *Le graphe d'importance correspondant au graphe d'utilisation 3.1 est représenté dans la figure 3.2. Puisque le service s_1 utilise le service s_2 il y a un nœud n_{21} dans le graphe d'importance représentant les appels de s_1 à s_2. De même, nous avons un nœud n_{42} pour le couple (s_2, s_4). Les deux nœuds sont reliés par un arc étiqueté par $\omega_{421}(10)$ à l'instant 10, représentant la contribution indirecte qui est la fraction de l'importance reçue $\nu_{12}(10)$ que s_2 fait suivre à s_4.*

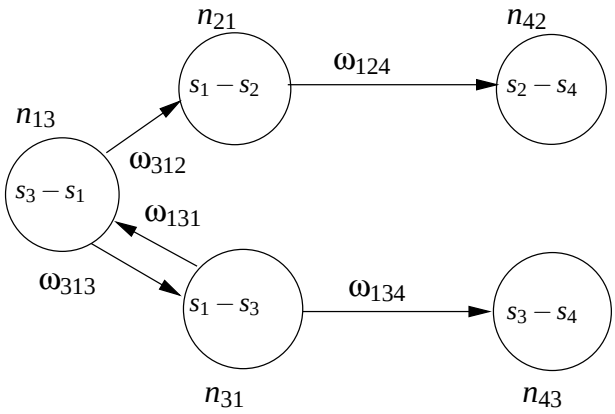


FIG. 3.2 – Graphe d'importance

L'importance des arcs est définie comme la solution d'un système linéaire, exprimé à l'aide de la matrice et des vecteurs suivants :

– $\tilde{\Pi}(\tau)$ la matrice d'adjacence du graphe d'importance de taille de $n^2 \times n^2$. Les valeurs ω sur les arcs dans le graphe d'importance vers le nœud n_{jk} sont représentées sur la ligne $(j-1) \times n + k$. Le valeurs de contribution indirecte ω sur les arcs dans le graphe d'importance qui sortent du nœud n_{ki} sont représentés sur la colonne $(k-1) \times n + i$ dans la matrice. L'élément $\omega_{jki}(\tau)$ est donc à la ligne $(j-1) \times n + k$ et à la colonne $(k-1) \times n + i$,

– $R_j(\tau)$=$[\nu_{j1}(\tau), \ldots, \nu_{jn}(\tau)]$ le vecteur des valeurs d'importance des arcs $(s_i \rightarrow s_j)$, où $\nu_{ji}(\tau) = 0$ pour tous les $s_i \notin In(\tau, s_j)$, et

– $Q_j(\tau) = [\pi_{j1}(\tau), ..., \pi_{jn}(\tau)]$ le vecteur des contributions de s_j aux autres services, où $\pi_{ji} = 0$ pour tous les $s_i \notin In(\tau, s_j)$.

Les vecteurs $R_j(\tau)$ et $Q_j(\tau)$ sont de taille n et peuvent être représentés dans des vecteurs globaux $R(\tau) = [R_1(\tau), ..., R_n(\tau)]$ et $Q(\tau) = [Q_1(\tau), \ldots, Q_n(\tau)]$ de longueur n^2 qui contiennent respectivement les valeurs d'importance et les scores de contribution pour tous les $s_j \in \mathcal{S}$.

Afin de garantir la convergence du calcul d'importance présenté dans la suite, l'équation 3.5 calculant l'importance donnée par s_k à s_j est modifiée, en multipliant chaque terme par une constante $\lambda \in (0,1)$, qui ne modifie pas la sémantique de l'importance. Nous choisissons pour cette constante le valeur « standard » de 0.85 de manière similaire au calcul d'importance de PAGERANK [40] :

$$\nu_{jk}(\tau) = \lambda \times \sum_{s_i \in In(\tau, s_k)} (\nu_{ki}(\tau) \times \omega_{jki}(\tau)) + \lambda \times \pi_{jk}(\tau) \tag{3.6}$$

Proposition 1. *La solution de l'équation 3.6 correspond à la solution du système linéaire suivant :*

$$R(\tau) = \lambda \times \tilde{\Pi}(\tau) \times R(\tau) + \lambda \times Q(\tau) \tag{3.7}$$

Démonstration. La preuve est triviale, par la définition de la multiplication et l'addition sur les matrices. □

Nous notons la solution du système 3.7 par $R^*(\tau) = [R_1^*(\tau), \ldots, R_n^*(\tau)]$. L'ensemble des valeurs d'importance $\nu_{jk}(\tau)$ reçues par chaque service s_j de la part de chaque service $s_k \in In(t, s_k)$ à la fin du calcul correspond au vecteur $R_j^*(\tau) = [\nu_{j1}^*, \ldots, \nu_{jn}^*]$ dans $R^*(\tau)$.

Lorsque $(\mathbb{I}_{n^2 \times n^2} - \lambda \times \tilde{\Pi}(\tau))$ est inversible (nous verrons plus tard dans quelles conditions), elle est calculée comme étant

$$R^*(\tau) = (\mathbb{I}_{n^2 \times n^2} - \lambda \times \tilde{\Pi}(\tau))^{-1} \times \lambda \times Q(\tau)$$

où $\mathbb{I}_{n^2 \times n^2}$ est la matrice identité.

3.3.2 Calcul itératif

Dans la suite nous considérons τ fixe et nous omettons le temps dans les notations des matrices et des vecteurs. Pour résoudre le système linéaire 3.7 nous utilisons les itérations de Jacobi [82] qui, en partant d'un vecteur d'importance initial R^0, calculent une nouvelle approximation R^k au pas k de l'algorithme en fonction de l'importance R^{k-1} calculée au pas $k-1$:

$$R^k = \lambda \times \tilde{\Pi} \times R^{k-1} + \lambda \times Q \tag{3.8}$$

La suite $\{R^k\}_{k \in \mathbb{N}}$ *converge* vers un vecteur R^* si pour chaque ε il existe un K tel que $\frac{||R^k - R^*||_1}{||R^*||_1} < \varepsilon$, pour n'importe quel $k \geq K$ et un ε donné, où $||.||_1$ est la *norme 1* définie comme étant la somme des éléments du vecteur. Dans ce cas, nous pouvons écrire $\lim_{k \to \infty} R^k = R^*$.

Nous allons montrer par la suite que le calcul itératif 3.8 converge vers la solution du système 3.7. Par substitution directe, nous pouvons ré-écrire l'équation 3.8 comme étant :

$$R^k = \lambda^k \times \tilde{\Pi}^k \times R^0 + \sum_{j=0}^{k-1} (\lambda \times \tilde{\Pi})^{k-j-1} \times (\lambda \times Q)$$

Nous allons alors étudier la convergence des limites suivantes :

$$\lim_{k\to\infty} (\lambda^k \times \tilde{\Pi}^k \times R^0)$$

et

$$\lim_{k\to\infty} \sum_{j=0}^{k-1} (\lambda \times \tilde{\Pi})^{k-j-1} \times (\lambda \times Q)$$

Si ces deux limites convergent, alors on en déduira que la limite vers l'infini des itérations 3.8 converge et vaut donc :

$$\lim_{k\to\infty} R^k = \lim_{k\to\infty} (\lambda^k \times \tilde{\Pi}^k \times R^0) + \lim_{k\to\infty} \sum_{j=0}^{k-1} (\lambda \times \tilde{\Pi})^{k-j-1} \times (\lambda \times Q)$$

Afin d'analyser la convergence des itérations 3.8 nous devons par conséquent d'abord analyser celle de $\lambda^k \times \tilde{\Pi}^k$.

Il a été montré [31, 182] que si la valeur propre maximale de $\lambda \times \tilde{\Pi}$, notée $\rho(\lambda \times \tilde{\Pi})$, appelée rayon spectral, est strictement inférieure à 1 alors :

1. $\lim_{k\to\infty}(\lambda \times \tilde{\Pi})^k = 0$

2. $(\mathbb{I}_{n^2\times n^2} - \lambda \times \tilde{\Pi})$ est inversible et la solution R^* du système linéaire 3.7 existe et elle est unique.

3. l'inverse de la matrice $(\mathbb{I}_{n^2\times n^2} - \lambda \times \tilde{\Pi})$ peut s'écrire comme étant :

$$(\mathbb{I}_{n^2\times n^2} - \lambda \times \tilde{\Pi})^{-1} = \lim_{k\to\infty} (\mathbb{I}_{n^2\times n^2} + \lambda \times \tilde{\Pi} + \lambda^2 \times \tilde{\Pi}^2 + \ldots + \lambda^k \times \tilde{\Pi}^k)$$

Par conséquent les itérations de Jacobi qui calculent la solution du système linéaire convergent :

$$\begin{aligned} \lim_{k\to\infty} R^k &= 0 + \lim_{k\to\infty} \textstyle\sum_{j=0}^{k-1} (\lambda \times \tilde{\Pi})^{k-j-1} \times (\lambda \times Q) \\ &= (\mathbb{I}_{n^2\times n^2} - \lambda \times \tilde{\Pi})^{-1} \times (\lambda \times Q) \end{aligned}$$

Cette équation montre que dans ce cas où $\rho(\lambda \times \tilde{\Pi})$ est inférieure à 1, les itérations de Jacobi convergent vers la solution R^* du système 3.7, indépendamment de la valeur initiale R^0 :

$$\lim_{k\to\infty} R^k = R^*$$

Pour montrer que $\rho(\lambda \times \tilde{\Pi}) < 1$ nous allons nous appuyer sur le théorème de Gerschgorin [182] permettant de borner a priori les valeurs propres d'une matrice carrée. Pour montrer que $\rho(\lambda \times \tilde{\Pi}) < 1$ pour $\lambda \in (0,1)$, il suffit de montrer que $\rho(\tilde{\Pi}) \leq 1$. En s'appuyant sur le théorème de Gerschgorin, il suffit donc de montrer que la somme des éléments sur chaque colonne c de la matrice $\tilde{\Pi}$ est inférieure ou égale à 1. Considérons la colonne $c = (k-1) \times n + i$ qui représente les poids des arcs du nœud n_{ki} vers tous les nœuds n_{jk}. La somme des poids de cette colonne est :

$$\sum_{s_j \in Out(t,s_k)} \omega_{jki}(\tau) \leq 1,$$

d'après la définition de la contribution indirecte (voir définition 4). Par conséquent le rayon spectral $\rho(\tilde{\Pi}) < 1$ et donc la suite $\{R^k(\tau)\}_{k\in\mathbb{N}}$ converge vers $R^*(\tau)$.

3.3.3 Vitesse de convergence

Nous étudions dans cette section la *vitesse de convergence* du calcul d'importance par les itérations de Jacobi. Nous allons pour cela estimer l'itération k à partir de laquelle l'erreur relative de l'estimation de l'importance $\frac{||R^{k+1}-R^k||_1}{||R^{k+1}||_1}$ devient inférieure à ε. Similairement au calcul de convergence de PAGERANK montré par [31], nous allons montrer que la vitesse de convergence du calcul d'importance est indépendante de la taille du graphe et qu'elle dépend des valeurs de λ et de la précision choisie, ε. Ce calcul est aussi confirmé expérimentalement (voir la figure 4.8 dans la section 4.3 du chapitre 4). Comme le vecteur initial R^0 n'influence pas l'importance des services, nous négligeons ce terme et nous calculons l'erreur relative au pas $k+1$ comme étant :

$$\begin{aligned}
\frac{||R^{k+1}-R^k||_1}{||R^{k+1}||_1} &= \frac{||\sum_{j=0}^{k}(\lambda\times\Pi)^{k-j}\times(\lambda\times Q) - \sum_{j=0}^{k-1}(\lambda\times\Pi)^{k-j-1}\times(\lambda\times Q)||_1}{||R^{k+1}||_1} \\
&= \frac{||\lambda^k\times\Pi^k\times(\lambda\times Q)||_1}{||R^{k+1}||_1} \\
&\leq \frac{\lambda^{k+1}\times||\Pi||_1^k\times||Q||_1}{||R^{k+1}||_1} \qquad (3.9)
\end{aligned}$$

Cette dernière inégalité est due au résultat classique pour deux matrices M et N quelconques, $||M\times N||_1 = ||M||_1 \times ||N||_1$. Rappelons maintenant que la norme $||Q||_1 = \sum_{i,j\in[1,n]}\pi_{ji}$ est la somme de tous les scores de contribution directe entre tous les services du système. Comme $||R^{k+1}||_1 = \sum_{i=1}^{n} R_i^{k+1}$ comprend tous les chemins de contribution, y compris ceux de longueur 1, $||R^{k+1}||_1$ est supérieur à $\lambda \times ||Q||_1$ (la valeur d'importance si le graphe $SI(\tau)$ n'avait que des chemins de longueur 1 entre tous les services). De plus, comme rappelé plus haut, nous avons avec les normes l'inégalité suivante : $||\tilde{\Pi}^k||_1 \leq ||\tilde{\Pi}||_1^k$. Si l'on note par ω_{ij} la valeur dans la matrice $\tilde{\Pi}$ sur la ligne i et la colonne j, cette norme vaut $||\tilde{\Pi}||_1^k = (max_j \sum_{i=1} |\omega_{ij}|)^k$ qui est inférieure ou égale à 1, puisque

la somme des contributions sur tous les arcs dans le graphe $SI(\tau)$ sortants de tous les nœuds n_{li} est inférieure ou égale à 1. Par conséquent, $||\tilde{\Pi}^k||_1$ est aussi inférieur ou égal à 1 et l'erreur relative est alors inférieure à λ^k, autrement dit l'équation 3.9 conduit à l'inégalité suivante :

$$\frac{||R^{k+1} - R^k||_1}{||R^{k+1}||_1} \leq \lambda^k$$

Pour obtenir une erreur relative qui est inférieure à ε, il suffit de trouver l'itération k telle que $\lambda^k \leq \varepsilon$, ce qui implique que la valeur k est telle que $k \geq \frac{log(\varepsilon)}{log(\lambda)}$. Pour un λ donné, l'itération k est

$$k \geq \frac{log(\varepsilon)}{log(\lambda)} = c \times log(\frac{1}{\varepsilon})$$

où c est une constante [1].

3.3.4 Exactitude du calcul

Nous allons montrer dans cette section que l'importance I_j définie dans l'équation 3.4 calcule effectivement la somme des contributions de s_j à tous les services du système sur tous les chemins d'utilisation dans le graphe $SC(\tau)$, d'après l'équation 3.3. Afin de simplifier les équations, nous ne prenons pas en considération la constante λ. Pour ce faire, nous allons exprimer l'importance d'un nœud n_{jk} dans le graphe d'importance représentant une arc $(s_k \rightarrow s_j)$ dans $SC(\tau)$ en fonction des valeurs d'importance reçues sur tous les chemins dans le graphe d'importance. Ensuite, nous allons exprimer l'ensemble des chemins entre deux nœuds dans $SC(\tau)$ en fonction de l'ensemble de chemins entre les nœuds dans $SI(\tau)$.
Le théorème suivant montre l'importance d'un nœud en fonction de l'importance de tous les nœuds n_{li} dans le graphe $SI(\tau)$.

Théorème 1. *L'importance $\nu^*_{jk}(\tau)$ d'un nœud n_{jk} dans le graphe $SI(\tau)$ est la somme des valeurs π_{li} reçues de la part de tous les nœuds n_{li} dans $SI(\tau)$ sur tous les chemins de n_{li} à n_{jk} dans le graphe $SI(\tau)$.*

Démonstration. La somme $\sum_{k=0}^{\infty} \tilde{\Pi}^k$ calcule une matrice où un élément à la position $((j-1) \times n + k, (l-1) \times n + i)$ est la somme des poids de tous les chemins possibles de n_{li} à n_{jk} dans le graphe d'importance. $\mathbb{I}_{n^2 \times n^2} \times Q$ ajoute à n_{jk} la valeur $\pi_{jk}(\tau)$. La matrice $\tilde{\Pi}$ contient sur la position $((j-1) \times n + k, (k-1) \times n + i)$ le poids de l'arc entre n_{ki} et n_{jk} et en conséquence $\tilde{\Pi} \times Q$ ajoute à l'importance de n_{jk} les valeurs $\pi_{ki}(\tau)$ multipliées par le poids des chemins entre tous les nœuds n_{ki} et n_{jk}. En multipliant la matrice $\tilde{\Pi}^k$ par Q, la valeur d'importance qui « arrive » à n_{jk} sur des chemins de longueur k qui partent de n_{li} est π_{li} multipliée par la somme des poids de ces chemins. L'importance totale reçue par n_{jk} sur des chemins de longueur k est la somme des importances reçues de la part de tous les nœuds n_{li}.

Par conséquent, après la multiplication de $\sum_{k=0}^{\infty} \tilde{\Pi}^k$ avec Q, n_{jk} obtient de la part de n_{li} la valeur π_{li} multipliée par la somme des poids de tous les chemins possibles de n_{li} à n_{jk}. L'importance

[1] $\frac{1}{log(\lambda)}$ est une constante négative ($\lambda < 1$)

totale de n_{jk} est calculée ensuite comme la somme des valeurs reçues de la part de tous les nœuds n_{li}. □

Nous montrons maintenant le calcul de l'importance de services dans $SC(\tau)$ en fonction de l'importance des nœuds dans $SI(\tau)$. Chaque chemin $p = (s_i \rightarrow s_l \rightarrow s_m \rightarrow \ldots \rightarrow s_n \rightarrow s_k \rightarrow s_j)$ dans $SC(\tau)$ correspond dans le graphe d'importance $SI(\tau)$ à un chemin $p' = (n_{li} \rightarrow n_{ml} \rightarrow \ldots \rightarrow n_{kn} \rightarrow n_{jk})$, de poids $\omega_{p'}(\tau) = \omega_{mli}(\tau) \times \ldots \times \omega jkn(\tau)$. L'importance reçue par n_{jk} sur le chemin p' de la part du nœud n_{li} est $\pi_{li}(\tau) \times \omega_{mli}(\tau) \times \ldots \times \omega_{jkn}(\tau)$, qui est le score de la contribution de s_j à s_i sur le chemin p (équation 3.2).

Le théorème suivant montre que la valeur d'importance de l'arc $(s_k \rightarrow s_j)$ dans $SC(\tau)$ correspond à la fraction d'importance de s_j qui est la contribution totale de s_j à tous les services du système par des chemins d'utilisation qui se finissent par $(s_k \rightarrow s_j)$. L'ensemble de tous les chemins possibles entre tous les services du système et le service s_j est noté par $\cup_{s_i \in \mathcal{S}} \mathcal{P}_{ij}$. Pour un service $s_k \in In(t, s_j)$, l'ensemble de chemins p qui se terminent par $s_k \rightarrow s_j$ est noté par $\mathcal{A}_{kj}(t)$.

Théorème 2. *L'importance $\nu^*_{jk}(\tau)$ d'un nœud n_{jk} est la somme des contributions du service s_j à tous les autres services du système $\mathcal{S}$, sur les chemins dans $\mathcal{A}_{kj}(\tau)$.*

Démonstration. L'ensemble $\mathcal{P}_{ij}$ de chemins de s_i à s_j dans le graphe d'appels de service $SC(\tau)$ peut être décomposé en $|Out(t, s_i)| \times |In(t, s_j)|$ sous-ensembles où chaque sous-ensemble contient les chemins débutant par $(s_i \rightarrow s_l)$ et finissant par $(s_k \rightarrow s_j)$ pour tous les $s_l \in Out(t, s_i)$ et les $s_k \in In(t, s_j)$. Par conséquent, cela signifie que tous les chemins possibles dans le graphe d'importance de n_{li} à n_{jk} correspondent à l'ensemble de tous les chemins possibles dans le graphe d'appels de service de s_i à s_j qui débutent par $(s_i \rightarrow s_l)$ et se terminent par $(s_k \rightarrow s_j)$. Les services n_{li} à partir desquels il existe un chemin vers le service n_{jk} représentent un sous-ensemble des arcs sortantes de s_i, plus précisément celles sur les chemins dans $SC(\tau)$ allant de s_i à s_j qui finissent par $(s_k \rightarrow s_j)$.

L'importance reçue de n_{jk} de n_{li} sur tous les chemins possibles de n_{li} à n_{jk} représente la contribution de s_j à s_i sur les chemins qui débutent par un sous-ensemble des arcs sortantes de s_i dans $SC(\tau)$ et qui finissent par $(s_k \rightarrow s_j)$. L'importance de l'arc $(s_k \rightarrow s_j)$ est la contribution de s_j à tous les services s_i sur les chemins qui débutent par un sous-ensemble d'arcs sortantes de s_i et qui se finissent par $(s_k \rightarrow s_j)$ (c'est a dire les chemins dans $\mathcal{A}_{kj}(\tau)$).

□

L'importance d'un service s_j calculée avec l'équation 3.4 comme la somme des valeurs d'importance des arcs $(s_k \rightarrow s_j)$ dans $SC(\tau)$ est par conséquent la contribution de s_j à tous les services s_i sur tous les chemins $\cup_{s_k \in In(\tau, s_j)} \mathcal{A}_{kj}(\tau)$, c'est à dire sur tous les chemins dans $SC(\tau)$. L'équation 3.4 calcule donc la même valeur d'importance pour chaque service s_j que l'équation 3.3.

Cas particulier : graphes sans cycle

Dans le cas où le graphe d'utilisation $SC(\tau)$ n'a pas de cycle, tous les chemins sont de longueur finie et l'ensemble des chemins $\mathcal{P}_{ij}$ est lui-aussi fini. Dans ce cas, le calcul d'importance s'arrête lorsque chaque service s_j a reçu sa contribution à chaque service s_i sur le(s) chemin(s) le plus long dans $\mathcal{P}_{ij}$. Le nombre d'itérations jusqu'à la convergence est par conséquent (au plus) le nombre

d'arcs sur le plus long chemin dans l'ensemble des chemins $\cup_{s_i,s_j \in \mathcal{S}} \mathcal{P}_{ij}(\tau)$.

Pour le cas encore plus particulier des applications où tous les chemins dans le graphe $SC(t)$ sont de longueur 1 (nous n'avons que de valeurs de contribution directe entre les services et pas de contribution indirecte) le calcul d'importance converge alors en une seule itération. Notons que dans ce cas, la matrice $\tilde{\Pi}(\tau)$ de l'équation 3.7 est la matrice nulle, et par conséquent l'équation 3.7 du calcul d'importance des arcs devient :

$$R(\tau) = \lambda \times Q(\tau)$$

3.4 Calcul d'importance

Cette section présente différents algorithmes pour calculer l'importance $I_k(\tau)$ de chaque service s_k à l'instant τ dans un système orienté services $\mathcal{S}$. Le calcul d'importance se fait avec des valeurs de contribution directe $\pi_{ji}(\tau)$ et indirecte $\omega_{jki}(\tau)$ calculées d'après l'utilisation des services jusqu'à τ. Ces valeurs ne changent pas pendant le calcul d'importance. Afin de simplifier les notations nous allons omettre dans la suite le temps τ dans la désignation des variables.

3.4.1 Calcul centralisé

Une première possibilité pour calculer l'importance des services à l'instant τ est de rassembler les valeurs de contribution directe et indirecte calculées par tous les services du système, de construire le graphe d'importance $SI(\tau)$ et de calculer la solution du système 3.7 an appliquant les itérations de Jacobi jusqu'à la convergence.

Une telle approche centralisée présente des limites, du fait que nous avons besoin que toutes les informations nécessaires au calcul soient rassemblées sur un service (ou un ensemble de services) autre que ceux ayant calculé ces informations. Ce service est alors chargé de calculer l'importance. Cependant, pour des raisons de confidentialité (lorsqu'un service ne veut pas publier ses valeurs de contribution), il est possible que les services du système refusent de donner accès aux informations concernant les valeurs de contributions qu'ils ont calculées. D'autre part, l'envoi de ces informations au service centralisé requiert des messages supplémentaires pouvant entraîner une saturation du réseau lors du calcul.

Cependant cette technique reste envisageable pour certaines applications. On notera par exemple que dans le cas du calcul d'importance des pages web avec la méthode PAGERANK tel qu'il est implanté et utilisé par *Google*, où le calcul est réalisé par un (cluster de) serveur(s) pour une dizaine de milliards de pages web.

Nous proposons par la suite que les services calculent eux-mêmes leurs valeurs d'importance de façon distribuée, en échangeant des valeurs d'importance en même temps que les appels de service.

3.4.2 Principes de la distribution

L'idée fondamentale de ce calcul est d'exploiter l'architecture orientée-services existante afin de distribuer le calcul sur les différents nœuds de service. Nous présentons deux algorithmes distribués qui diffèrent essentiellement par le choix du protocole pour échanger les valeurs d'importance. Pour le premier algorithme, les services calculent leur importance de manière synchrone. Le deuxième algorithme implante des itérations totalement asynchrones, décrites par la suite.

Les algorithmes présentés peuvent être déployés efficacement sur des infrastructures de services à large-échelle puisque chaque service calcule son importance en échangeant des messages seulement avec ses services voisins dans le graphe d'appels de service déjà connus.

Le problème du *link spam*

Le fait que les services calculent eux-mêmes leur importance permet aux services de garder leurs valeurs de contribution secrètes mais pose un autre problème de sécurité. En effet, un ensemble de services pourrait collaborer afin d'augmenter leur importance en échangeant des valeurs d'importance erronées. Ce problème, qui peut être comparé au problème de détection des *link spam* [92], est un problème orthogonal et n'a pas été envisagé dans nos travaux. Nous pensons également que les solutions existantes afin de sécuriser un calcul distribué (comme celle présentée dans [111]) peuvent être adaptées à nos algorithmes.

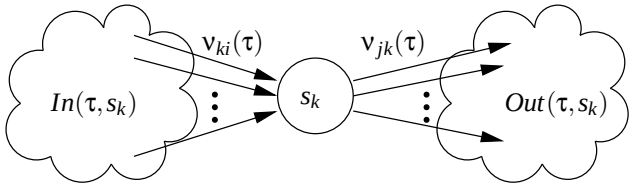


FIG. 3.3 – Envoi des mises à jour du vecteur R_k

Pour nos deux algorithmes, chaque service s_k calcule sa propre importance I_k à l'instant τ en échangeant des messages avec ses services voisins dans $In(\tau, s_k)$ et $Out(\tau, s_k)$. Chaque service s_k met à jour un vecteur N_k de valeurs d'importance reçues, avec les valeurs d'importance ν_{ki} calculées et envoyées par les voisins s_i dans $In(\tau, s_k)$. Les valeurs d'importance dans N_k sont utilisées pour recalculer I_k ainsi que les valeurs d'importance ν_{jk} qui vont être envoyées aux services $s_j \in Out(\tau, s_k)$.

Nous allons expliquer les algorithmes synchrone et asynchrone en fonction de la différence entre les instants quand les mises à jour d'importance ν_{ki} sont reçues et les instants quand l'importance I_k est recalculée. Chaque service s_k a un compteur de mises à jour d'importance qui est incrementé à chaque fois que s_k recalcule I_k. A chaque mise à jour ν_{ki} reçue de la part d'un service $s_i \in \mathcal{S}$, nous enregistrons la valeur du compteur de mises à jour d'importance dans un vecteur Θ. Une valeur t dans Θ est désignée par *instant* dans la suite. Les valeurs d'importance ν_{ki} reçues de la part des services s_i qui sont connues par s_k au dernier instant t dans Θ ($t = max(\Theta)$) sont notées par :

$$N_k(t) = [\nu_{k1}(t'), \ldots, \nu_{kn}(t'')]$$

Comme précédemment, $\nu_{ki} = 0$ si $s_i \notin In(\tau, s_k)$. La valeur $\nu_{k1}(t')$ est le dernier score d'importance que s_1 a envoyé à s_k. Ce score d'importance avait été reçu par s_k lorsque le compteur de mises à jour de l'importance avait la valeur t'. L'instant t est le dernier instant auquel s_k a recalculé son importance.

3.4.3 Calcul distribué synchrone

Dans le calcul *synchrone*, le service s_k attend d'avoir reçu toutes les valeurs ν_{ki} de la part de tous les service dans $In(\tau, s_k)$ avant de recalculer son importance et l'importance à envoyer aux services s_j dans $Out(\tau, s_k)$. Dans ce cas toutes les valeurs t' du compteur d'importance sont égales à t puisque le compteur n'avance pas tant que s_k n'a pas reçu toutes les valeurs d'importance ν_{ki} par ses voisins. Chaque service s_k doit également envoyer à t les valeurs ν_{jk} à tous les services $s_j \in Out(\tau, s_k)$. Deux types de synchronisation peuvent être distingués :

- la *synchronisation globale,* si tous les services s_k du système ont la même valeur courante t du compteur d'importance ; c'est à dire que tous les services du système réalisent leur itération du calcul d'importance en même temps et ont donc réalisé le même nombre d'itérations ;

- la *synchronisation locale,* si on autorise que tous les services du système n'aient pas réalisé forcément le même nombre de mises à jour de leur importance ; il peut y avoir par exemple des ensembles de services du système qui communiquent entre eux et qui calculent leur importance plus vite que d'autres. Le calcul reste néanmoins synchrone, car chaque s_k attend d'avoir d'abord de nouvelles mises à jour de la part de tous les services $s_i \in In(\tau, s_k)$ avant de recalculer son importance.

L'algorithme synchrone COMPUTSYNC(τ) (voir algorithme 1) utilise la synchronisation locale pour calculer le vecteur de valeurs d'importance à un instant donné τ à l'aide d'un calcul de point fixe implanté sous forme d'itérations distribuées et synchronisées. A chaque itération, un service s_k collecte les valeurs d'importance $\nu_{ki}(\tau)$ de tous ses clients $s_i \in In(\tau, s_k)$, recalcule son importance et l'envoie aux services $s_j \in Out(\tau, s_k)$. L'échange des valeurs d'importance est synchronisé et le service s_k doit attendre les valeurs d'importance ν_{ki} calculées à l'itération précédente avant de recalculer son importance à l'itération courante. Les itérations s'arrêtent lorsque toutes les valeurs d'importance des services sont proches du point fixe (pour une précision ε donnée). L'algorithme 1 est exécuté par chaque service $s_k \in \mathcal{S}$ pour calculer son importance à un instant τ.

La variable O_k mémorise l'ancienne valeur d'importance et la variable globale ρ désigne l'ensemble des services qui ont convergé pendant l'exécution de l'algorithme. Au début, la variable ρ est initialisée à l'ensemble vide et un instant τ pour lequel on veut réaliser le calcul est choisi. La valeur d'importance initiale est fixée à 0. L'importance reçue par un service s_j converge *localement* pendant une itération i lorsque la condition de convergence $|I_k - O_k|/I_k < \varepsilon$ est satisfaite

pour un $\varepsilon > 0$ donné. Néanmoins, la convergence locale ne garantit pas que la condition de convergence restera satisfaite pour tous $j \geq i$ (convergence globale) [108]. Chaque service arrête le calcul seulement lorsque tous les services $s_k \in \mathcal{S}$ ont convergé localement ($\rho = \mathcal{S}$).

Algorithme 1 : `ComputSync`(un instant τ, $\rho = \emptyset$)

```
1  O_k = I_k = 0, N_k = 0
2  répéter
3      // envoi des valeurs d'importance
4      pour chaque (s_j ∈ Out(τ, s_k)) faire
5          ν_jk = λ × π_jk + λ × Σ_{s_i ∈ In(s_k)} n_ki × ω_jki
6          envoie ν_jk à s_j
7      //les services de la part desquels s_k n'a pas encore reçu l'importance
8      Tmp = In(τ, s_k)
9      // calcule la nouvelle importance
10     tant que (Tmp ≠ ∅) faire
11         //attend qu'un service s_i envoie ν_ki
12         n_ki = ν_ki
13         Tmp = Tmp \ {s_i}
14     //recalcule l'importance du service
15     O_k = I_k
16     I_k = Σ_{s_i ∈ In(s_k)} n_ki
17     si (|I_k − O_k|/I_k ≥ ε) alors
18         ρ = ρ \ {s_k}
19     sinon
20         ρ = ρ ∪ {s_k} // convergence locale
21     // stoppe quand tous les services ont convergé
22 jusqu'à (ρ ≡ S) ;
23 retourner (importance du service s_k à l'instant τ)
```

3.4.4 Calcul distribué asynchrone

L'algorithme synchrone conduit à un coût de communication et à une charge du réseau supplémentaire au moment du calcul puisqu'il génère de nouveaux messages de calcul entre les services. L'algorithme que nous allons présenter maintenant utilise un protocole asynchrone pour le calcul et réduit la charge du réseau en intégrant les valeurs d'importance dans les appels de service « normaux » (applicatifs) sans générer de messages supplémentaires. Un autre avantage de l'algorithme asynchrone par rapport à l'algorithme synchrone est sa facilité de redémarrage [27]. Quand un nouveau service apparaît ou un service participant au calcul disparaît pendant le calcul synchrone, *tous* les services doivent en être informés et reprendre depuis le début leur calcul. Avec l'algorithme asynchrone, l'apparition ou la disparition d'un service n'implique pas le redémarrage

global du calcul, mais restreint l'effort nécessaire pour corriger l'erreur de calcul résultante uniquement aux services dont les scores sont affectés par le changement du graphe (voir la section 4.3 du chapitre 4 pour une estimation expérimentale de leur nombre).

Le calcul *asynchrone* évite l'envoi de messages de calcul supplémentaires ainsi que les retards dus à la synchronisation, en intégrant les valeurs d'importance dans des appels de services propres à l'application. Le service s_k n'attend plus d'avoir des mises à jour de la part de tous les services dans $In(\tau, s_k)$ pour recalculer son importance. Dès qu'il reçoit une valeur de la part d'un service s_i, il recalcule I_k en utilisant cette nouvelle valeur, alors que pour les autres services il utilise les anciennes valeurs qu'il avait stockées. Le service s_k ne doit plus envoyer les valeurs d'importance ν_{jk} à chaque fois qu'il reçoit des mises à jour et qu'il recalcule son importance, mais seulement de temps en temps, lorsque l'application nécessite qu'il appelle le service s_j. Dans cette situation, les valeurs t' du compteur d'importance peuvent être différents entre eux. Supposons que la valeur du compteur d'importance de s_k lorsqu'il avait reçu la dernière mise à jour ν_{ki} de s_i était t'. La différence entre $max(\Theta)$ et t' exprime le nombre de mises à jour de I_k ayant eu lieu entre la version courante de I_k et la version de I_k à l'instant où le compteur était égal à t'. Remarquons qu'il peut aussi y avoir des services qui exécutent un plus grand nombre de calculs que d'autres, et qui communiquent plus fréquemment avec leurs voisins.

À chaque nouvel appel de service $s_k \rightarrow s_j$:

l'émetteur s_k

1. lit la valeur stockée ν_{jk} qu'il avait calculée auparavant ;
2. ajoute cette valeur dans l'appel de service (comme un élément supplémentaire d'un message SOAP par exemple) ;
3. appelle le service s_j et lui transmet en même temps ν_{jk} ;

le destinataire s_j

1. mémorise la valeur d'importance reçue dans n_{jk} ;
2. met à jour son importance $I_j = \sum_{s_k \in In(\tau, s_j)} n_{jk}$;
3. met à jour les valeurs $\nu_{lj} = \lambda \times \pi_{lj} + \lambda \times \sum_{s_k \in In(\tau, s_j)} n_{jk} \times \omega_{ljk}$

où n_{jk} est une valeur du vecteur N_k défini comme dans la section précédente. Les valeurs de n_{jk} sont initialisées à 0 au début du calcul. Chaque service s_k recalcule son importance locale à chaque appel de service entrant, sans attendre que tous les clients $s_i \in In(\tau, s_k)$ aient envoyé leur importance. D'une manière similaire, le service s_k communique ses nouvelles valeurs d'importance à un service $s_j \in Out(\tau, s_k)$ seulement lorsqu'il fait un nouvel appel à s_j. Nous obtenons ainsi un protocole asynchrone où chaque service calcule son importance à sa propre vitesse, en utilisant des valeurs d'importance qui peuvent être dépassées. Le seul point de synchronisation entre les services réside dans le choix de l'instant τ auquel le calcul est débuté. De façon similaire à l'algorithme précédent, un service considère qu'il a convergé localement lorsque la variation de l'importance $|I_k - O_k|/I_k$ ne dépasse pas un seuil ε donné. Le calcul est arrêté lorsque tous les services ont convergé.

3.4.5 Convergence du calcul distribué

Nous analysons dans cette section les conditions pour que les algorithmes synchrone et asynchrone convergent. En ce qui concerne le calcul synchrone, il implante de façon distribuée les itérations de Jacobi pour lesquelles la convergence dans notre cas a été démontrée à la section précédente. Pour le calcul asynchrone, dans le cas général, il n'y a pas convergence, même si le calcul synchrone qui lui correspond est de son côté convergent. Conformément à [27], afin que le calcul asynchrone converge vers la solution du système 3.7, il doit respecter les conditions suivantes :

1. le rayon spectral de $|\lambda \times \Pi|$, $\rho(|\lambda \times \Pi|)$ doit être inférieur à 1 ;

2. le calcul d'importance doit respecter la condition d'*asynchronisme total* ; cette condition implique que chaque valeur d'importance soit mise à jour infiniment souvent (jusqu'à la convergence) et que les anciennes valeurs soient finalement purgées du système.

Nous avons démontré dans la section précédente que la condition sur le rayon spectral est satisfaite pour notre système. Nous supposons que notre système satisfait aussi la condition d'asynchronisme total et que, pour un instant t donné, les mises à jour reçues avant t ne sont pas réutilisée infiniment pour calculer I_k, et que les services s_i envoient de temps en temps à s_k de nouvelles valeurs d'importance.

En ce qui concerne la vitesse de convergence, nous avons vérifié expérimentalement que la vitesse de convergence du calcul synchrone dépend du logarithme de ε et nous avons comparé le nombre d'itérations jusqu'à la convergence des calculs synchrone et asynchrone. Nous renvoyons à la section 4.3 pour les expériences portant sur une application orientée appels de service. Notons que nous considérons qu'avec le calcul synchrone un service réalise une itération chaque fois qu'il met à jour son importance. Pour l'algorithme asynchrone, nous estimons qu'un service fait une itération lorsqu'il reçoit un nombre de mises à jour égal au nombre de ses voisins dans $In(\tau, s_k)$.

3.4.6 Terminaison du calcul distribué

Pour les deux algorithmes, chaque service considère qu'il a une approximation suffisamment bonne de son importance lorsque l'erreur relative de la nouvelle importance qu'il vient de calculer ne varie pas de plus de ε de l'importance calculée précédemment, pour un ε (suffisamment petit) donné. Lorsque cette condition est satisfaite par I_k, nous pouvons dire que I_k a convergé *localement*. La condition de convergence locale n'implique pas forcement la convergence *globale*. Il peut ainsi y avoir des services qui calculent plus rapidement que d'autres et donc qui n'exécutent pas la même itération. Même si l'importance d'un service satisfait le critère de précision ε à un certain instant, il est possible qu'il ne le satisfasse plus après une nouvelle mise à jour des valeurs d'importance reçues de la part des voisins.

Lorsque le calcul a convergé, aucune mise à jour n'est envoyée entre les services. De façon similaire à [27] nous considérons que le calcul est distribué si les conditions suivantes sont satisfaites :

1. plus aucun message n'est en transit,

2. aucun recalcul de I_k ne fait plus changer sa valeur.

La deuxième propriété énoncée correspond à un ensemble de conditions de terminaison locales. Dans notre méthode pour détecter la terminaison du calcul distribué nous avons utilisé une méthode de détection que nous appelons *supervisée* [166], c'est à dire que nous détectons la terminaison des algorithmes distribués en utilisant une variable globale ρ qui mémorise l'identité des services ayant convergé localement et nous arrêtons le calcul d'importance lorsque $\rho \equiv \mathcal{S}$.

En ce qui concerne le calcul distribué asynchrone, conformément à [27], pour que le calcul d'importance se termine, nous devons imposer les conditions suivantes sur la communication des valeurs d'importance entre les services :

1. lorsque s_k calcule des nouvelles valeurs d'importance ν_{jk}, celles-ci doivent être finalement envoyées à tous les $s_j \in Out(\tau, s_k)$,

2. la valeur d'importance ν_{jk} est envoyée si et seulement si l'erreur relative diffère de plus de ε de la dernière valeur envoyée par s_k à s_j,

3. les mises à jour de l'importance sont reçues dans l'ordre dans lequel elles ont été transmises par les services dans $In(\tau, s_k)$,

4. le calcul d'importance doit être démarré, c'est à dire un service a envoyé au moins une mise à jour à ses voisins.

Généralement, un algorithme asynchrone qui est convergent n'est pas forcément garanti de se terminer dans un nombre d'itérations fini. Pour que le nombre d'itérations soit fini, conformément à [27] chaque service s_k qui réalise le calcul asynchrone recalcule une nouvelle valeur ν_{jk} pour ses voisins $s_j \in Out(\tau, s_k)$ seulement si la nouvelle valeur de ν_{jk} diffère de son ancienne valeur de plus de ε. Avec cette modification, d'après [27], le calcul asynchrone se termine en un nombre d'itérations fini si la fonction de mise à jour f des valeurs d'importance ν_{ki} entre tous les couples de services s_i et s_k est une *contraction* [2] en utilisant la norme maximale pondérée. Dans notre calcul, la fonction f qui calcule les valeurs d'importance ν_{ki} est, conformément à l'équation 3.7, $f(R) = \lambda \times \tilde{\Pi} \times R + \lambda \times Q$. [27] montre aussi que ce type d'itérations linéaires utilisant une matrice (dans notre cas $\lambda \times \tilde{\Pi}$) avec le rayon spectral inférieur à 1 est justement une telle contraction.

[2] $||f(x) - f(y)|| \leq \alpha ||x - y||, \forall x, y \in \mathbb{R}^n, \alpha \in [0, 1)$

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé un modèle générique de classement de services qui collaborent. Notre modèle d'importance repose sur la notion de *contribution effective* basée sur l'utilisation. Le graphe d'utilisation de services est construit à partir des instants enregistrés par les traces d'utilisation. Le calcul de contribution repose sur la notion de chemin d'utilisation et prend donc en compte la contribution directe d'un service à un autre service, mais également la contribution indirecte, via un ou plusieurs services intermédiaires. Nous définissons la contribution totale effective d'un service qui prend en compte sa contribution sur tous les chemins d'utilisation possibles à un service, l'importance du service étant sa contribution totale à tous les services du système. Nous avons fait une analyse du calcul basée sur un graphe d'importance équivalent au graphe d'utilisation de services. Nous avons proposé et analysé les propriétés des algorithmes de calcul synchrone et asynchrone répartis.

Ce modèle abstrait peut être instancié dans le cadre de différentes applications. Dans les chapitres suivants nous allons montrer comment ce modèle peut être déployé dans le cadre du classement de services basé sur les appels (chapitre 4), des applications de cache distribué (chapitre 5) et du classement de services par l'utilisation de leurs données (chapitre 6).

Chapitre 4

Classement de services basé sur les appels

Dans ce chapitre nous présentons l'application du modèle générique pour le classement de services web par leur utilisation, qui dépend des instants auxquels ils sont appelés. La notion de contribution de service est décomposée en une partie statique (indépendante des appels) qui reflète sa contribution relative à la qualité d'autres services, et une partie dynamique qui dépend de l'utilisation du service. Nous présentons des résultats expérimentaux qui comparent les performances des algorithmes de calcul d'importance synchrone et asynchrone.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : après une présentation du problème en section 4.1, nous présentons à la section 4.2 le modèle de contribution effective basé sur le modèle générique du chapitre 3. La section 4.3 fournit une validation expérimentale de notre modèle. La section 4.4 illustre rapidement l'application de notre modèle de classement au classement de services WEBCONTENT. La section 4.5 conclut.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été réalisés dans le cadre du projet ACI MD SEMWEB et ils ont été publiés dans la conférence internationale COOPIS [60], dans la conférence nationale BDA [61] ainsi que dans la revue nationale ISI [62]. Le modèle de classement présenté dans la section 4.4 a fait l'objet d'un livrable dans le cadre du projet RNTL WEBCONTENT.

4.1 Introduction

Aujourd'hui, de plus en plus d'applications s'appuient sur une architecture de services web. Ces services deviennent également plus complexes, faisant souvent appel à d'autres services pour réaliser leur tâche, eux-mêmes appelant généralement d'autres services. Cette croissance du nombre de services web disponibles ainsi que leur tendance à être de plus en plus composés soulèvent de nouveaux problèmes, comme par exemple celui du choix d'un service à appeler parmi plusieurs services du même type. Le classement des différents services afin de procéder au meilleur choix est alors une solution qui s'impose naturellement.

Dans ce chapitre nous proposons un modèle d'importance de services basé sur la contribution effective, où la contribution d'un service dépend uniquement des instants auxquels il est appelé, indépendamment de l'utilisation des réponses qu'il a générées. La contribution effective d'un ser-

vice est liée aux notions d'*utilisation* et de *qualité de service* et les liens d'utilisation entre les services sont déterminés par les appels de service. De nombreux exemples d'applications correspondent à notre définition d'un service et peuvent bénéficier de notre modèle de classement. Par exemple, dans un moteur de recherche distribué en pair-à-pair, chaque pair peut être considéré comme un service cherchant certains documents localement et interrogeant d'autres pairs (services). Les résultats des recherches peuvent être classés suivant des critères basés sur le contenu, comme la pertinence du document pour la requête. Pour trier des documents au contenu similaire, il peut également être utile de supposer qu'un pair important (par exemple ayant du renom) produit des résultats plus importants que les autres. Un autre exemple est la découverte et la sélection de services web.

4.1.1 Présentation de l'approche

Notre approche consiste à classer des services par leur importance basée sur la contribution d'un service aux autres services du système, comme nous l'avons présenté dans le chapitre 3. L'idée consiste à définir des scores de contribution qui expriment :

(i) la contribution intrinsèque d'un service s_j à la *qualité* d'un service s_i, reflétant la contribution de s_j à s_i comparée à la contribution à s_i des autres services s_k du système et

(ii) la manière dont s_j est *utilisé* réellement.

Notre définition de contribution effective d'un service est donc formée (i) d'une contribution *statique*, indépendante du temps des appels, à la qualité de service et qui définit une contribution maximale de s_j à s_i et (ii) d'une partie dynamique liée au temps des appels, qui dépend de *l'utilisation* de s_j par s_i pendant une période de temps. L'agrégation des valeurs de contribution et d'utilisation permet de comparer les services par leur importance globale.

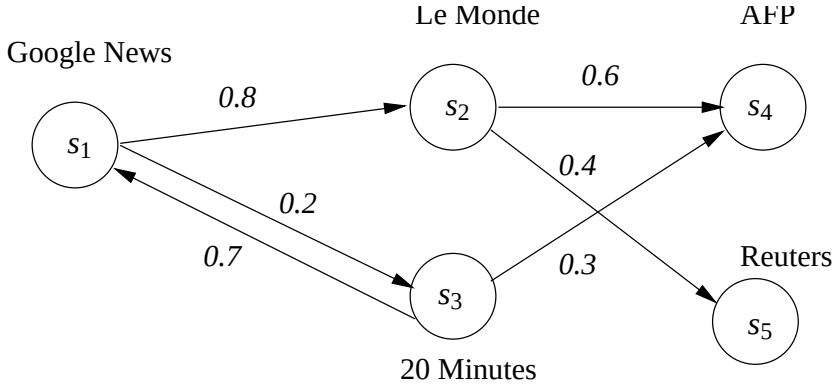


FIG. 4.1 – Graphe de contributions à la qualité

Nous illustrons notre approche à travers l'exemple d'un système de partage de nouvelles distribué (« news »), où chaque service peut jouer le rôle d'un fournisseur de nouvelles (serveur), d'un

consommateur de nouvelles (client) ou des deux à la fois (portail). La figure 4.1 montre un exemple avec cinq nœuds qui collaborent en échangeant des informations. Les services s_4 et s_5 sont fournis par les deux agences de presse *Agence France Presse (AFP)* et *Reuters*. Les services s_2 et s_3 sont publiés par les deux journaux *Le Monde* et *20 Minutes* et le service s_1 est proposé par le moteur de recherche *Google*.

Scores de contribution des services

Tous les services collaborent en échangeant des nouvelles via des appels de services. Dans notre approche nous supposons qu'une partie de la qualité de chaque service dépend des services qu'il appelle. Notre notion de « qualité de service » (QoS) est abstraite et chaque service pris individuellement peut utiliser des critères de qualité différents afin d'estimer la contribution des autres services.

Par exemple, un journal peut considérer que la qualité d'un article dépend de son intérêt pour ses lecteurs. En suivant ces critères, le journal français *Le Monde* estime alors qu'en général, l'agence de presse française *AFP* fournit des informations plus intéressantes pour ses lecteurs que l'agence américaine *Reuters*. D'un autre côté, *20 Minutes* essaie de réduire les coûts et préfère donc *Google News*, qui est gratuit, à *AFP*, qui propose un service payant. Ces mesures sont intégrées dans le graphe de la figure 4.1 où chaque arête $s_i \rightarrow^c s_j$ est étiquetée par la valeur $c \in [0,1]$ représentant la *contribution* du service s_j à la qualité de son client s_i *relative aux autres services* utilisés par s_i.

Chaque service participe directement à l'amélioration de la qualité de ses clients, à la qualité des clients de ses clients, et ainsi de suite. Par exemple, *AFP* contribue indirectement à la qualité de *Google News* via *Le Monde*. Les cycles de contribution peuvent s'expliquer par le fait que chaque service peut contenir différentes données et implanter différentes fonctionnalités. Par exemple, *20 Minutes* utilise *Google News* parce qu'il est gratuit et *Google News* pourrait appeler *20 Minutes* afin de collecter des nouvelles de *AFP* (rappelons qu'il n'y a pas de lien direct entre *Google News* et *AFP*).

Scores d'utilisation de services et d'appels

Un service peut effectivement contribuer à la qualité d'autres services seulement s'il est appelé. Nous illustrons l'utilisation des services sur la figure 4.2, où chaque arc $s_i \hookrightarrow^t s_j$ correspond à un appel de service à un moment t. Cette figure montre que même si *Reuters* est supposé contribuer à la qualité de *Le Monde*, cette contribution est pour le moment « virtuelle » puisqu'il n'a pas encore été appelé. Nous appelons cette propriété qui dépend des appels effectivement reçus l'*utilisation du service*.

L'utilisation d'un service s_i est définie pour un certain instant t et dépend des appels de services reçus par s_i avant t. Plus formellement, cette utilisation est définie pour chaque couple de services (s_i, s_j) par une fonction qui calcule un *score d'utilisation de service* $u_{ji}(t)$ de s_j par s_i au moment t.

Par exemple, le service s_1 (*Google News*) est intéressé par *toutes* les nouvelles publiées par le service s_2 (*Le Monde*). Si *Le Monde* met à jour ses nouvelles tous les jours, *Google News*

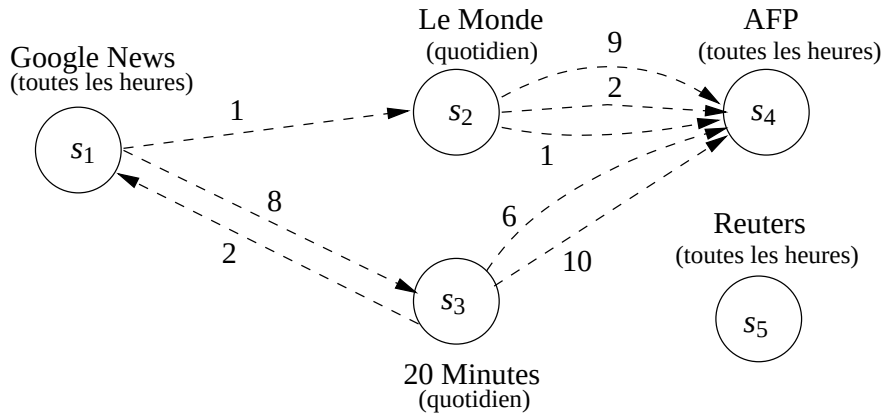


FIG. 4.2 – Appels de services jusqu'à l'instant 10

doit l'appeler quotidiennement pour maintenir un score d'utilisation maximal de $u_{21}(t) = 1$ et l'utilisation du service *Le Monde* par *Google News* à l'instant t peut être estimé par l'*âge* $|t - \tau|$ du dernier appel $s_1 \hookrightarrow^{\tau} s_2$ émis par le service s_1 avant t. Si cet âge est inférieur à une journée, *Le Monde* peut être considéré comme complètement utile pour *Google News* à l'instant t, c'est à dire $u_{21}(t) = 1$. D'un autre côté, si l'âge excède un certain nombre de jours, par exemple un mois, *Le Monde* peut être considéré comme parfaitement inutile ($u_{21}(t) = 0$) pour *Google News* à t. En effet, si *Google News* appelle *Le Monde* trop rarement, il manque une partie de ses nouvelles et *Le Monde* est considéré comme étant moins utile pour *Google News*.

La notion d'utilisation peut être étendue aux appels de services en estimant l'*utilisation indirecte* $u_{jki}(t)$ *des résultats d'appels de service sortants* $s_k \hookrightarrow^{t} s_j$ *pour répondre aux appels de service entrants* $s_i \hookrightarrow^{t'} s_k$.

De façon similaire à l'exemple précédent, ce score d'utilisation $u_{jki}(t)$ pourrait être estimé par la proximité temporelle entre les appels de service entrants $s_i \hookrightarrow^{t'} s_k$ et les appels de service sortants $s_k \hookrightarrow^{t} s_j$ avant t. En appliquant cette sémantique à la figure 4.2, l'appel $s_2 \hookrightarrow^{1} s_4$ est plus utile pour l'appel $s_1 \hookrightarrow^{1} s_2$ que les appels $s_2 \hookrightarrow^{2,9} s_4$ à l'instant 2 ou à l'instant 9. En général, $u_{jki}(t)$ exprime un taux d'utilisation des appels issus de s_i des résultats retournés par les appels de s_j et dépend de l'implantation de s_k. Par exemple, si le service *20 Minutes* stocke les résultats reçus par le service *AFP*, l'appel issu de *20 Minutes* vers *AFP* à l'instant 6 pourrait être utile pour l'appel ultérieur reçu par *20 Minutes* à l'instant 8.

Importance de service

L'idée principale de ce travail est d'estimer l'*importance d'un service* en combinant les scores de contribution et d'utilisation des services avec lesquels il collabore directement ou indirectement. La contribution effective d'un service s_j à un autre service s_i est définie comme le produit de la contribution à la qualité et les scores d'utilisation des services et des appels.

Nous illustrons ceci avec l'exemple ci-dessus. Tout d'abord, si nous considérons seulement le graphe de contribution à la qualité de la figure 4.1, il paraît sensé de dire que *AFP* devrait être plus

important que *Reuters* puisqu'il contribue globalement plus aux autres services. Cet argument est confirmé par la figure 4.2 qui montre que *Reuters* n'a encore été appelé par aucun service. Cependant, si nous essayons de comparer *Le Monde* et *20 Minutes* de la même façon, nous observons que les deux critères (contribution et utilisation) sont indépendants l'un de l'autre. Par exemple, *Le Monde* devrait sans doute être plus important que *20 Minutes* si l'on considère la valeur de sa contribution à *Google News*. Cependant, comme nous l'avons vu dans la figure 4.2, à $t = 10$ les deux services ont été appelés une fois seulement par *Google News* à différents moments. Si l'on estime que l'utilisation d'un service dépend de l'âge du dernier appel reçu, à l'instant 1 *Le Monde* est dans ce cas plus important que *20 Minutes* (qui n'a pas été encore utilisé), mais il perd la première place à l'instant 8 lorsque *20 Minutes* est appelé.

4.1.2 Travaux existants

Différentes méthodes pour classer les services web qui prennent en compte de nombreux critères ont été proposées dans la littérature . Par exemple, [46] propose d'utiliser des techniques d'échantillonage avancées afin de comparer et classer des services web orientés données en fonction de leurs données locales. Les techniques s'appuyant sur les recommandations exploitent les appréciations des utilisateurs [127, 106] et les votes des services [72] pour la sélection dynamique de service. D'autres critères de classement s'appuient sur la conformité des critères de qualité de service durant des périodes données [183, 106]. La variation dans la conformité des niveaux de qualité projetés pendant une fenêtre de temps est aussi un paramètre [106]. La variation de la conformité à livrer les niveaux de qualité promis pendant une fenêtre temporelle est aussi prise en considération par [106]. Tous ces paramètres peuvent être combinés en utilisant des poids différents suivant les exigences spécifiques de l'utilisateur [183, 127].

Dans ce contexte, notre méthode peut être vue comme une approche basée sur des recommandations pour classer les services où chaque appel de service correspond à un vote implicite qui prend en compte la qualité de service et l'utilisation observées lors d'une période donnée. Notre notion de contribution peut aussi être interprétée comme des « votes » sur des périodes de temps données.

4.2 Modèle

Un service contribue directement ou indirectement à d'autres services du système. Plus précisément, nous considérons qu'un service s_j peut contribuer directement à un certain moment t à tous les services s_i, avec $s_i \in In(t, s_j)$, et par transitivité à tous les services s_k auxquels s_i contribue.

Nous faisons la distinction entre la contribution d'un service s_j à la *qualité* d'un service s_i et la manière dont s_i utilise s_j pendant une période de temps. Par conséquence, notre définition de contribution d'un service prend en compte une contribution à la qualité de service *statique* (indépendante des appels) et une contribution dynamique due à l'utilisation (dépendante des appels).

4.2.1 Contribution statique

Chaque service donné estime sa qualité et la contribution d'autres services à sa qualité en fonction de certains critères spécifiques à l'application. L'idée essentielle légitimant cette estimation est que la qualité d'un service dépend de la qualité des services qu'il appelle. Par exemple, un service de partage de nouvelles peut définir la contribution des autres services qu'il appelle en fonction de la pertinence des nouvelles reçues de la part de ces services vis à vis des intérêts de ses lecteurs. Dans un moteur de recherche pair-à-pair la contribution d'autres services peut être définie par des mesures comme la précision et le rappel. D'autres critères de qualité peuvent englober la fraîcheur moyenne de ses résultats (dans le cas de la réplication de données avec des mises à jour), le temps de réponse moyen, la confiance, ou des critères commerciaux s'appuyant sur le prix de chaque appel de service.

Contribution directe

Chaque service s_i du système définit et acquiert les mesures sur la contribution relative des services $s_j \in Out(t, s_i)$ qu'il utilise en fonction des critères qui lui sont propres. Nous ne sommes pas intéressés dans ce travail par la façon dont cette connaissance sur la contribution à la qualité d'un service est acquise et définie. Nous définissons le score de contribution d'un service s_j à la qualité d'un service s_i par une fonction Υ :

Définition 8 (contribution locale à la qualité)**.** *Soit $\mathcal{S}$ un ensemble de services. La* fonction de contribution $\Upsilon : \mathcal{S} \times \mathcal{S} \rightarrow [0,1]$ *définit pour chaque paire de services distincts (s_i, s_j) un* score de contribution locale $\Upsilon(s_i, s_j) = \gamma_{ji}$ *du service s_j à la qualité du service s_i tel que $\sum_{s_j \in \mathcal{S}} \gamma_{ji} = 1$. Le score γ_{ji} est 0 si s_j ne contribue pas à la qualité de s_i.*

La fonction $\Upsilon(s_i, s_j)$ retourne un *score* γ_{ji} qui compare la contribution à la qualité de s_i de tous les services s_j directement utilisés par s_i. Nous supposons que ces scores sont statiques et statistiquement indépendants d'un appel particulier entre s_i et s_j (cette restriction peut être relâchée mais elle simplifie la présentation et la compréhension de notre modèle d'importance).

Contribution indirecte

Pour illustrer la notion de contribution indirecte, nous considérons le cas de trois services, le service s_i appelant le service s_k qui appelle à son tour s_j ($s_i \rightarrow s_k \rightarrow s_j$). Le service s_i définit la contribution locale γ_{ki} de tous les services s_k qu'il utilise, indépendamment des services s_j qui sont utilisés par s_k.

Définition 9 (contribution indirecte à la qualité)**.** *Soit $s_i, s_k, s_j \in \mathcal{S}$ tels que s_i utilise s_k et s_k utilise s_j. La* contribution indirecte de s_j à la qualité de s_i à travers s_k *est la partie de la contribution directe γ_{ki} de s_k à s_i qui est due à s_j.*

Dans notre modèle nous ne faisons aucune supposition sur le fonctionnement interne des services et sur la manière dont ils appellent d'autres services. Les services sont par conséquent considérés comme des « boîtes noires » et pour chaque service $s_k$nous ne connaissons pas la manière dont l'utilisation de s_j par s_k est influencée par l'utilisation de s_k par un autre service s_i.

Nous considérons que s_k définit la partie de la contribution γ_{ki} qui est due à s_j d'après ses propres critères de qualité, comme étant égale au score de contribution directe de s_j à s_k. Le score de *contribution indirecte* de s_j à s_i à travers s_k est par conséquent égal à γ_{jk}, et la contribution de s_k à s_i qui est due à s_j est calculée comme étant $\gamma_{ki} \times \gamma_{jk}$.

Exemple 6. *Dans la figure 4.1, le service* Google News *estime que les nouvelles offertes par* Le Monde *contribuent localement avec un score de* 0.8 *à sa qualité. De même,* Le Monde *estime que la contribution de* AFP *à sa qualité ainsi qu'à celle de ses clients est de* 0.6*. La contribution de* Le Monde *à la qualité de* Google News *qui est due à* AFP *est de* $0.8 \times 0.6 = 0.48$*.*

Contribution statique sur un chemin

Nous pouvons construire le graphe de contribution statique basé sur les valeurs de contribution statique locale définies précédemment :

Définition 10 (graphe de contribution statique)**.** *La fonction* Υ *définit un score de contribution entre des paires de services et génère un graphe étiqueté orienté appelé* graphe de contribution $GC(\Upsilon) = (\mathcal{S}, \mathcal{C}, \Upsilon)$ *où (i)* $\mathcal{S}$ *est l'ensemble de services du système (ii)* $\mathcal{C}$ *est l'ensemble des arcs tels que* $(s_i \rightarrow s_j) \in \mathcal{C}$ *ssi* $\Upsilon(s_i, s_j) \neq 0$ *et (iii) chaque arc* $(s_i \rightarrow s_j) \in \mathcal{C}$ *est étiqueté par la valeur* γ_{ji} *correspondante.*

Exemple 7. *Le graphe présenté dans la figure 4.1 illustre la* contribution statique locale *de chaque service de nouvelles.*

Chaque chemin $p = s_i \rightarrow^{\gamma_{ki}} s_k \rightarrow \ldots s_l \rightarrow^{\gamma_{jl}} s_j$ dans le graphe $GC(\Upsilon)$ représente une fraction de la contribution d'un service s_j à la qualité d'un service s_i. Le score de contribution à la qualité sur le chemin p est calculé comme étant :

$$\gamma_p = \gamma_{ki} \times \ldots \times \gamma_{jl}$$

Le score de contribution à la qualité sur un chemin dépend donc des valeurs de contribution directe à la qualité entre les services sur ce chemin.

4.2.2 Utilisation de service

Dans le cas des services utilisés par appels les *traces d'utilisation* permettent d'enregistrer les instants des appels de service. Plus formellement, la définition de la trace d'utilisation (définition 1, page 48) est dans ce cas :

Définition 11 (fonction de trace d'appel)**.** *Soit* $\mathcal{S}$ *un ensemble fini de services identifiés qui s'appellent les uns les autres. Une* fonction de trace d'appel $\Lambda : \mathcal{T} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \rightarrow 2^{\mathcal{T}}$ *retourne pour chaque instant* $t \in \mathcal{T}$ *et chaque paire de services distincts* (s_i, s_j)*, l'ensemble d'estampilles* $\Lambda(t, s_i, s_j) = \{\tau | \tau \leq t\}$ *qui représente la partie de* $\mathcal{T}$ *constituée de tous les instants* $\tau \leq t$ *auxquels il y a eu un message de type requête-réponse* $s_i \hookrightarrow^{\tau} s_j$ *où* τ *correspond à l'estampille du message représentant la requête envoyée par* s_i *à* s_j*.*

Par requête on comprend un appel de service avec un ensemble de paramètres. Dans ce cas, le graphe d'utilisation construit à l'aide de Λ est désigné comme *graphe d'appels*, et les chemins d'utilisation correspondent aux chemins d'appel de service. Nous considérons qu'un service appelle seulement des services qui contribuent à sa qualité. Par conséquent le graphe d'appels de service correspond au graphe de contribution statique, un chemin d'appel de service étant en même temps un chemin de contribution à la qualité.

Les appels enregistrés dans $\Lambda(t, s_i, s_j)$ représentent l'utilisation effective de s_j par s_i à un instant t donné. Un service s_j peut contribuer effectivement à la qualité d'un service s_i seulement s'il est appelé et le nombre et les estampilles des appels reçus par s_j de la part de s_i ont une influence sur sa contribution effective. Pour chaque couple de services (s_i, s_j) nous introduisons un *score d'utilisation de service* qui exprime la façon dont s_j est utilisé par s_i, en fonction des appels reçus par s_j de s_i :

Définition 12 (utilisation locale de service)**.** *La fonction d'utilisation de service* $U_d : \mathcal{T} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \rightarrow [0,1]$ *retourne pour chaque instant t et chaque paire de services* (s_i, s_j) *un* score d'utilisation locale de service $U_d(t, s_i, s_j) = u_{ji}(t)$ *du service* s_j *par le service* s_i *obtenu d'après les appels enregistrés dans* $\Lambda(t, s_i, s_j)$.

La définition concrète de la fonction d'utilisation dépend de la sémantique de l'application et n'importe quelle fonction agrégeant les estampilles d'appels de service dans $\Lambda(t, s_i, s_j)$ avec une sémantique appropriée peut être choisie. Des fonctions d'*utilisation de service* différentes peuvent être définies pour chaque couple (s_i, s_j).

Dans la suite, nous supposons que le score d'utilisation $u_{ji}(t)$ est spécifique au service s_j et qu'il décroît avec l'ancienneté des derniers appels reçus de la part de ses clients s_i, avec un facteur de décroissance qui dépend de la fonctionnalité et du comportement de s_j. Par exemple, les clients d'un fournisseur de données qui met à jour ses informations très fréquemment peuvent considérer que son score d'utilisation décroît très rapidement, car ses données sont utiles seulement pendant une courte période.

Exemple 8. *Le service* s_1 *(*Google News*) est intéressé par toutes les nouvelles produites par le service* s_2 *(*Le Monde*). Puisque* Le Monde *met à jour ses nouvelles tous les jours,* Google News *doit l'appeler quotidiennement pour maintenir un score d'utilisation maximale de* $u_{21}(t) = 1$. *Si le seul appel* $s_1 \hookrightarrow^1 s_2$ *de* Google News *vers* Le Monde *a eu lieu plusieurs jours avant l'instant* 10*, l'utilisation de* Le Monde *pour* Google News *est inférieure à* 1*, reflétant le fait qu'il a probablement manqué plusieurs nouvelles.*

4.2.3 Utilisation d'appel

L'utilisation de service ne prend pas en compte les relations logiques ou temporelles possibles entre les appels entrants et les appels sortants d'un service s_i. Nous étendons cette notion d'utilisation aux appels de service en estimant l'*utilisation des appels de service sortants* $s_k \hookrightarrow^t s_j$ par les appels de service *entrants* $s_i \hookrightarrow^{t'} s_k$.

Exemple 9. *Dans l'exemple de la figure 4.2, le service* 20 Minutes *a reçu un appel de la part de* Google News *à l'instant* 8 *et a émis deux appels à destination du service* AFP *avant (à l'instant* 6*) et après (à l'instant* 10*) cet appel. Le score d'utilisation de ces appels à destination de* AFP *pour les appels émis par* Google News *calculé par le service* 20 Minutes *peut alors prendre en considération le fait que les appels de service entrants utilisent uniquement des résultats obtenus avant ces appels. En particulier, l'appel de service à l'instant* 8 *utilise uniquement des résultats récupérés par* 20 Minutes *de la part de* AFP *à l'instant* 6 *et l'appel de service à l'instant* 10 *est inutile pour cet appel.*

Pour chaque triplet de services (s_i, s_k, s_j) il existe une fonction qui calcule un *score d'utilisation des appels* $u_{jki}(t)$ de s_j pour les appels reçus de s_i à travers s_k à un certain instant t. Cette fonction combine les informations sur les appels de service entrants dans $\Lambda(t, s_i, s_k)$ avec les informations sur les appels de service sortants dans $\Lambda(t, s_k, s_j)$ d'un même service s_k :

Définition 13 (utilisation d'appel)**.** *Soit* $\mathcal{S}$ *un ensemble de services observés par une fonction de trace* Λ*. La* fonction d'utilisation d'appel $U_i : \mathcal{T} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \to [0,1]$ *retourne pour chaque instant* t *et chaque triplet de services* (s_i, s_k, s_j) *le* score d'utilisation d'appel $U_i(t, s_i, s_k, s_j) = u_{jki}(t)$ *des appels de service* $s_k \rightarrow^{t'} s_j \in \Lambda(t, s_k, s_j)$ *au service* s_j *pour les appels de service* $s_i \rightarrow^{t''} s_k \in \Lambda(t, s_i, s_k)$ *reçus de la part du service* s_i*.*

Le score $u_{jki}(t)$ est dynamique et montre le degré avec lequel les appels de s_k vers s_j sont liés aux appels reçus par s_k de la part de s_i. De manière analogue à l'utilisation de service, la définition des scores d'utilisation d'appel dépend de l'application et peut comparer de différentes façons les appels de services entrants et sortants d'un service donné. Par exemple un service s_i dont les appels vers un service s_k déclenchent régulièrement des appels de s_k vers un autre service s_j, conduit à un score d'utilisation d'appel $u_{jki}(t)$ élevé. Le score d'utilisation des appels $u_{jki}(t)$ pourrait être exprimé par la proximité temporelle entre les appels de service entrants $s_i \hookrightarrow^{t'} s_k$ et les appels de service sortants $s_k \hookrightarrow^{t} s_j$ avant t.

Exemple 10. Google News *a appelé* Le Monde *à l'instant* 1*. Si nous considérons que cet appel exploite seulement les nouvelles générées avant cet instant, l'utilisation des appels vers* AFP *émis ultérieurement est égal à* 0*. Dans le cas où l'utilisation d'appel exprime la part des appels vers* AFP *qui ont été déclenchés par les appels issus de* Google News*, la valeur de l'utilisation d'appel à l'instant* 1 *est* 1*, et* $1/3$ *à l'instant* 10 *(nous supposons que chaque appel de service entrant a déclenché tous les appels de service sortants avec la même estampille).*

Utilisation sur un chemin d'appel

L'utilisation d'appel permet de généraliser la notion d'utilisation de service en définissant le *score d'utilisation sur un chemin d'appel* d'un service s_j par n'importe quel service $s_i \in \mathcal{S}$.

Considérons un service s_i qui appelle un service s_k, le service s_k appelant à son tour s_j ($s_i \rightarrow s_k \rightarrow s_j$). Nous pouvons calculer l'utilisation du service s_j par le service s_i à travers s_k en prenant en considération l'utilisation de service $u_{ki}(t)$ de s_k par s_i combinée avec l'utilisation d'appel $u_{jki}(t)$ entre les appels dans $\Lambda(t, s_i, s_k)$ et les appels dans $\Lambda(t, s_k, s_j)$. L'*utilisation de service de* s_j *par le*

service s_i à travers s_k estime l'utilisation de s_k par s_i qui est due à s_j et est calculée comme étant $u_{ki}(t) \times u_{jki}(t)$.

Plus généralement, pour un chemin d'appel $p = s_i \rightarrow s_l \rightarrow s_m \rightarrow \ldots \rightarrow s_n \rightarrow s_k \rightarrow s_j$, le service s_i *utilise indirectement à travers* s_l tous les autres services sur le chemin p. Le score d'utilisation de s_j par s_i sur ce chemin est défini par le produit des scores d'utilisation directe et indirecte sur ce chemin :

$$u_p(t) = u_{li}(t) \times u_{mli}(t) \times \ldots \times u_{jkn}(t) \tag{4.1}$$

L'utilisation sur un chemin dépend donc des appels de s_i à s_l, et de la manière dont ces appels déclenchent indirectement les appels de s_k à s_j sur ce chemin.

4.2.4 Contribution effective et importance

Notre objectif est de comparer et de classer des services en fonction de leur activité observée à l'aide d'une fonction de trace d'appels Λ combinée avec les informations sur la façon dont chaque service contribue à la qualité de tous les autres services dans un système orienté services.

Contribution et importance maximales

Nous allons étudier d'abord le calcul d'importance dans le cas où l'on ne prend pas en compte l'utilisation de services et des appels (tous les scores d'utilisation sont 1). Dans cette situation la contribution effective et l'importance de service sont *maximales*.

Nous pouvons définir la *contribution globale* d'un service donné s_j à la qualité d'un service s_i comme étant la somme des contributions sur tous les chemins dans $GC(\Upsilon)$ de s_i à s_j (de manière similaire à la définition de la contribution effective globale dans l'équation 3.2, page 52).

Définition 14 (contribution globale à la qualité)**.** *Nous notons par $\mathcal{P}_{ij}$ l'ensemble de tous les chemins reliant s_i à s_j dans le graphe de contribution $GC(\Upsilon)$. La* contribution γ^*_{ji} *du service s_j à la qualité de s_i est la somme des contributions de s_j à s_i sur tous les chemins p allant de s_i à s_j dans $GC(\Upsilon)$.*

$$\gamma^*_{ji} = \sum_{p \in \mathcal{P}_{ij}} \gamma_p \tag{4.2}$$

À cause de la possible présence de cycles dans le graphe de contribution l'ensemble des chemins de contribution entre deux services s_i et s_j peut être infini. Lorsque les valeurs de contribution directe sont inférieures à 1, la contribution sur un chemin p décroît avec sa longueur. Nous pouvons restreindre l'ensemble des chemins entre s_i et s_j à un ensemble fini, en négligeant tous les chemins p de s_i à s_j pour lesquels $\gamma_p < \varepsilon$ pour un $0 < \varepsilon < 1$ fixé.

Exemple 11. *Il existe un ensemble infini de chemins de contribution allant de* Google News *à* AFP *qui passent par* 20 Minutes. *La contribution de* AFP *à la qualité de* Google News *peut alors être calculée (conformément à la figure 4.1) comme étant* $(0.8 \times 0.6 + 0.2 \times 0.3) \times \sum_{i \geq 0} (0.7 \times 0.2)^i = 0.63$.

L'*importance maximale* d'un service s_j reflète sa contribution totale à la qualité d'autres services. Elle est dépendante de la sémantique de l'application et est calculée, conformément à l'équation de l'importance d'un service (équation 3.3, page 53), comme étant :

$$I_j^{max} = \sum_{s_i \in \mathcal{S}} \gamma_{ji}^*$$

Dans notre modèle, l'importance de chaque service s_j est comprise entre 0 et l'importance maximale I_j^{max}, en fonction de son *utilisation*.

Contribution effective

Dans la suite nous allons montrer l'application des différentes notions de contribution effective présentées dans le chapitre 3 afin de définir la contribution et l'importance basées sur la contribution à la qualité ainsi que l'utilisation des services et des appels.

Contribution effective directe : Pour un chemin de longueur 1 de s_i à s_j, la *contribution effective directe* à l'instant t (décrite par la définition 3) est calculée en pondérant la contribution locale à la qualité γ_{ji} par l'utilisation de service, c'est à dire :

$$\pi_{ji}(t) = \gamma_{ji} \times u_{ji}(t)$$

Exemple 12. *Les figures 4.1 et 4.2 montrent que le service* s_2=Le Monde *contribue au service* s_1=Google News *avec un score* $\gamma_{21} = 0.8$ *et qu'il a été appelé par* Google News *à l'instant* 1. *Si l'utilisation de service* $u_{21}(t)$ *à l'instant* $t = 10$ *est estimée par l'âge du dernier appel et si le temps écoulé entre les instants* 10 *et* 1 *est de seulement quelques heures, la contribution effective de* Le Monde *à* Google News *est élevée (proche du score de la contribution à la qualité). D'autre part, même si* Le Monde *contribue beaucoup à la qualité de* Google News, *s'il a été appelé par celui-ci plusieurs jours avant l'instant* 10, *son score de contribution effective est faible.*

Contribution effective indirecte : Nous pouvons maintenant calculer la *contribution indirecte* de s_j à s_i *à travers* s_k (décrite par la définition 4) comme étant le produit entre la contribution indirecte de s_j à la qualité de s_i à travers s_k et l'utilisation des appels de s_k vers s_j par les appels de s_i vers s_k :

$$\omega_{jki}(t) = \gamma_{jk} \times u_{jki}(t)$$

Le score de contribution indirecte de s_j à s_i à travers s_k est donc compris entre 0 et la contribution à la qualité γ_{jk} en fonction de l'utilisation des appels de s_k à s_j par les appels de s_i à s_k.

Exemple 13. *Nous pouvons voir sur les figures 4.1 et 4.2 que* Le Monde *estime que la contribution indirecte de* AFP *à la qualité de* Google News *est égale à la contribution directe à sa propre qualité, qui est* $\gamma_{42} = 0,6$*. Même si cette contribution est élevée, la contribution effective* $\gamma_{42} \times u_{421}(10)$ *est faible lorsque l'utilisation d'appel est calculée par la proximité temporelle entre les appels entrants et les appels sortants. Ceci est du au faible score d'utilisation d'appel des appels vers* AFP *pour les appels émis par* Google News *(si l'intervalle de temps entre les instants* 1 *et* 9 *est important).*

Contribution effective sur un chemin : Dans le cas de trois services qui s'appellent, $s_i \rightarrow s_k \rightarrow s_j$, la contribution effective de s_j à s_i à travers s_k est obtenue, comme nous l'avons décrit dans le chapitre 3, en multipliant la contribution effective $\pi_{ki}(t)$ de s_k à s_i par la contribution indirecte $\omega_{jki}(t)$: $\pi_{ki}(t) \times \omega_{jki}(t) = (\gamma_{ki} \times \gamma_{jk}) \times (u_{ki}(t) \times u_{jki}(t))$. La deuxième équation montre qu'afin d'obtenir la contribution effective de s_j à s_i nous prenons en compte la contribution à la qualité de s_j à s_i et l'utilisation estimée de s_j par s_i à travers s_k.

La contribution effective $\pi_p(t)$ de s_j à s_i sur un chemin d'appel $p = s_i \rightarrow s_l \rightarrow s_m \rightarrow \ldots \rightarrow s_n \rightarrow s_k \rightarrow s_j$ est calculée, en appliquant la définition de la contribution effective sur un chemin d'utilisation (équation 3.1, page 52) comme étant :

$$\begin{aligned} \pi_p(t) &= \pi_{li}(t) \times \omega_{mli}(t) \times \ldots \times \omega_{jkn}(t) \\ &= (\gamma_{li} \times u_{li}(t)) \times (\gamma_{ml} \times u_{mli}(t)) \ldots \times (\gamma_{jk} \times u_{jkn}(t)) \end{aligned}$$

Nous remarquons que cette équation peut être réécrite sous la forme :

$$\begin{aligned} \pi_p(t) &= \gamma_{li} \times \gamma_{ml} \ldots \gamma_{kn} \times \gamma_{jk} \times \\ &\quad \times u_{li}(t) \times u_{mli}(t) \times \ldots \times u_{jkn}(t) \\ &= \gamma_p \times u_p(t) \end{aligned} \tag{4.3}$$

L'idée principale du calcul de contribution effective dans le cas des services utilisés par appels est donc de pondérer pour chaque chemin d'appel p de s_i à s_j le score de contribution statique avec le score d'utilisation correspondant. Ainsi, pour un chemin d'appel de service donné p, la *contribution effective de* s_j *à* s_i *à travers* p, notée par $\pi_p(t)$, est le produit du score de contribution à la qualité γ_p et du score d'utilisation $u_p(t)$ sur ce chemin.

Notons que dans le cas où p est de longueur 1 nous obtenons la définition de la *contribution effective directe*. La valeur du score d'utilisation $u_p(t)$ est comprise entre 0 et 1. La contribution effective π_p de s_j à s_i sur le chemin p est donc *maximale* (égale à la contribution à la qualité) si nous ignorions l'utilisation que s_i fait de s_j. La contribution effective vaut 0 si s_j n'est pas (ou plus) utilisé par s_i.

Exemple 14. *La contribution de* AFP *à* Google News *sur le chemin* $s_1 \rightarrow s_3 \rightarrow s_4$ *est calculée en pondérant la contribution à la qualité* $\gamma_{43} \times \gamma_{31}$ *par le score d'utilisation* $u_{31}(10) \times u_{431}(10)$*. La*

contribution effective de AFP à Google News *sur ce chemin est proche de la contribution maximale si l'utilisation de service* $u_{31}(10)$ *dépend de l'âge du dernier appel* $s_1 \hookrightarrow^8 s_3$ *(à l'instant* 10 *l'âge du dernier appel est de* 2*) et si l'utilisation d'appel* $u_{431}(10)$ *est élevée à cause de la proximité temporelle des deux derniers appels correspondants (*8 *et* 10*).*

Importance d'un service

Un service est important si sa valeur de contribution effective à tous les autres services est élevée, plus précisément s'il contribue beaucoup à la qualité des autres services du système et si son utilisation par d'autres services est élevée.

Si nous notons par $\mathcal{P}_{ji}(t)$ les chemins d'appel de service de s_i à s_j à l'instant t, la contribution effective totale de s_j à s_i est dans ce cas :

$$\pi^*_{ji}(t) = \sum_{p \in \mathcal{P}_{ij}(t)} \pi_p(t)$$

Notons que la contribution effective totale est inférieure ou égale à la contribution totale à la qualité, en fonction de l'utilisation de service ($\pi^*_{ji}(t) \leq \gamma^*_{ji}$).

L'importance du service s_j est par conséquent comprise entre 0 et l'importance statique I^{max}_j et est calculée (conformément à l'équation 3.3, page 53) comme étant :

$$I_j(t) \quad = \quad \sum_{s_i \in \mathcal{S}} \pi^*_{ji}(t)$$

Nous notons que même si un service contribue beaucoup à la qualité de l'application, son importance n'est pas élevée si son utilisation est faible.

4.3 Évaluation expérimentale

Nous avons testé expérimentalement le calcul d'importance en utilisant les algorithmes synchrone et asynchrone présentés dans la section 3.4.2. Nous avons implanté les deux algorithmes en Java (JDK 1.5) sur un ordinateur AMD Turion 64 (1.6GHz, 2Gb RAM) sous l'environnement Linux SUSE 10.0. Dans les expériences suivantes, nous avons considéré un réseau de 1000 services collaborant qui ont été simulés sous la forme de fils d'exécution Java.

Nous avons généré différentes configurations de réseau (décrites plus tard) qui se distinguent par la façon dont chaque service s_i choisit les services voisins $s_j \in Out(t, s_i)$ qui contribuent à sa qualité à un instant t donné.

Les valeurs de contribution et d'utilisation ont été générées comme suit :

(i) la contribution à la qualité est distribuée uniformément entre chaque service dans $Out(t, s_i)$: $\gamma_{ji} = 1/|Out(t, s_i)|$;

(*ii*) afin de modéliser l'utilisation de service et d'appel de service, nous affectons à chaque arc de s_i à s_j une valeur aléatoire $\delta_{ji} \in [0,10]$ qui représente l'ancienneté du dernier appel de s_i à s_j relativement à l'instant t. Nous considérons que tous les services utilisent les mêmes fonctions d'utilisation $u_{ji}(t) = 1 - \alpha \times \delta_{ji}$ (utilisation de service) et $u_{jki} = 1 - \alpha \times |\delta_{ki} - \delta_{jk}|$ (utilisation d'appel). Le facteur d'utilisation α contrôle l'influence de la fonction d'utilisation sur le calcul d'importance ($\alpha = 0$ signifie que tous les liens de contribution de service sont pris en compte lors du calcul en ignorant l'ancienneté des derniers appels de service).

Les valeurs d'importance des arêtes v_{ji} échangés entre les services s_i et s_j sont calculées d'après l'équation 3.5.

Dans la suite de la section, nous appelons les services dans $Out(t,s_i)$ et $In(t,s_i)$ les voisins de s_i. Chaque service s_i débute son calcul avec une valeur d'importance de 0 et stoppe son calcul après avoir atteint une *convergence locale*, c'est à dire quand l'erreur relative $|N_i - O_i|/N_i < \varepsilon$ entre la nouvelle importance N_i et l'ancienne valeur O_i est inférieure à un seuil donné ε. L'algorithme synchrone 1 décrit à la section 3.4.2, est *synchronisé localement*, c'est à dire que chaque service se synchronise seulement avec ses voisins, par conséquent certains services peuvent converger plus vite que d'autres. Nous considérons qu'un service s_i réalise une *itération* lorsqu'il reçoit des mises à jour d'importance de tous les services dans $In(t,s_i)$. Nous avons aussi implanté un algorithme dans lequel les services sont synchronisés *globalement*, c'est à dire que tous les services réalisent les mêmes itérations en même temps.

Pour le calcul asynchrone, nous supposons qu'un service s_i réalise une itération quand il reçoit un nombre de mises à jour d'importance qui est égal au nombre de ses voisins dans $In(t,s_i)$. Dans la suite, sauf si cela est explicitement spécifié, toutes les expériences ont été effectuées avec un seuil $\varepsilon = 10^{-4}$, un facteur d'utilisation $\alpha = 0$ et $\lambda = 0,85$.

4.3.1 Génération des graphes de services

Les voisins d'un service sont choisis à l'aide des quatre stratégies suivantes, conduisant à des graphes d'importance de services avec des topologies différentes :

Graphe-Max [MAX]. Ce graphe est semblable au modèle de graphe du web proposé par [8]. Chaque service choisit pour voisins avec une probabilité de $0,75$ cinq services « populaires », c'est-à-dire des services qui ont déjà été choisis par beaucoup d'autres services. Les 5 services sont choisis avec une probabilité proportionnelle à leur popularité.

La figure 4.3 montre par exemple que lorsqu'on ajoute un nouveau service au système de service existant, ce dernier choisit d'appeler principalement des services populaires (ici a_1 correspond à l'appel du service le plus populaire, et a_2 d'un appel à un autre service très populaire). Même si cela est plus rare, il peut appeler des services moins populaires, comme ici l'appel a_3.

Graphe Linear-Copying [LC]. Chaque service sélectionne aléatoirement, avec une équiprobabilité, un service « prototype » p parmi tous les services existants lors de sa création. Il choisit

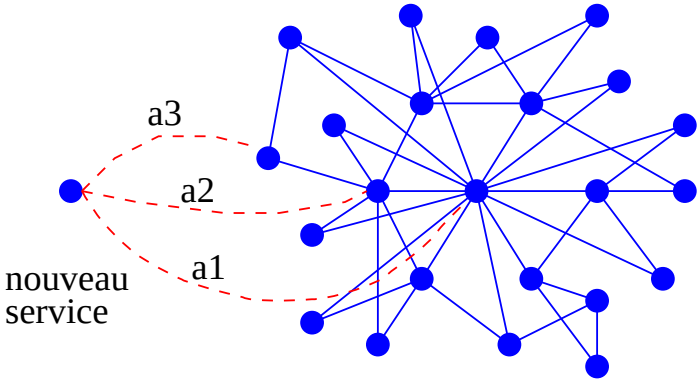


FIG. 4.3 – Exemple d'ajout d'un nouveau service pour [MAX]

ensuite avec une probabilité élevée certains des voisins du prototype, et avec une probabilité faible certains des autres services dans le graphe. Ceci est semblable au modèle de graphe du Web proposé par [118]. L'intuition est que les services choisissent avec une forte probabilité d'appeler des services « recommandés » par des services auxquels ils font confiance. Chaque service est connecté en moyenne à 5 services qui sont choisis avec une probabilité de $0,75$ comme étant les services appelés par un prototype.

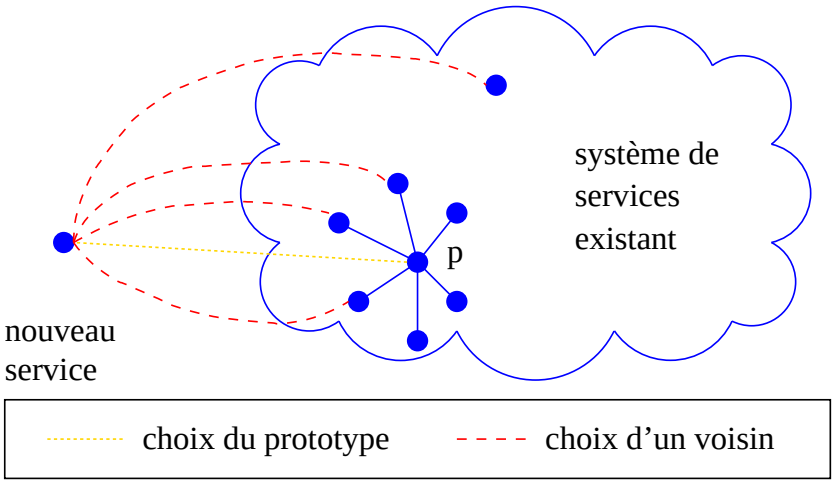


FIG. 4.4 – Exemple d'ajout d'un nouveau service pour [LC]

Nous pensons que ce modèle de graphe est approprié pour simuler des services qui intègrent des données produites par d'autres. Les services sont intéressés par les services qui sont fortement utilisés, parce qu'ils offrent probablement des données avec une qualité élevée.

Notons que la génération du graphe proposée par [118] conduit à un graphe acyclique (puisqu'un service ne contacte qu'un service déjà existant). Afin de le transformer en graphe contenant des cycles, nous procédons à une deuxième étape durant laquelle des nœuds sont extraits de l'arbre

initial et réinsérés suivant le même algorithme. L'intuition derrière cette transformation de l'arbre en graphe est que quand les services sont créés ils appellent uniquement des services plus « vieux », mais comme le graphe de services évolue, ils peuvent découvrir plus tard des services nouveaux, créés après eux.

La figure 4.4 illustre l'ajout d'un nouveau service pour cette génération de graphe [LC]. Le nouveau service choisit son prototype p et ensuite il choisit aléatoirement 4 services à appeler. Comme la probabilité que ceux-ci soient choisis parmi les voisins de p est grande, on obtient ici 3 serveurs parmi les 4 voisins de p et un seul qui est un autre service du système.

Réseau Small-World [SW]. Cette configuration simule un *réseau small-world*, à savoir des communautés partageant un petit nombre de services qui s'appellent et contribuent fortement entre eux, et ont peu d'interactions avec les services d'autres communautés. Un service dans une communauté « small-world » se connecte avec une probabilité élevée à un petit nombre de voisins, qui sont choisis au hasard. La raison pour ceci est que nous supposons que les voisins sont choisis d'après les besoins du service, indépendamment d'une stratégie donnée. Les connexions entre les communautés sont aussi générés aléatoirement, avec une probabilité plus petite. Nous générons 20 communautés, chacune composées de 50 services. Chaque service dans une communauté appelle en moyenne 5 autres services. Chaque communauté interagit en moyenne avec 5 autres communautés choisies au hasard. Nous choisissons également au hasard le service au sein de la communauté qui appelle le service d'une autre communauté.

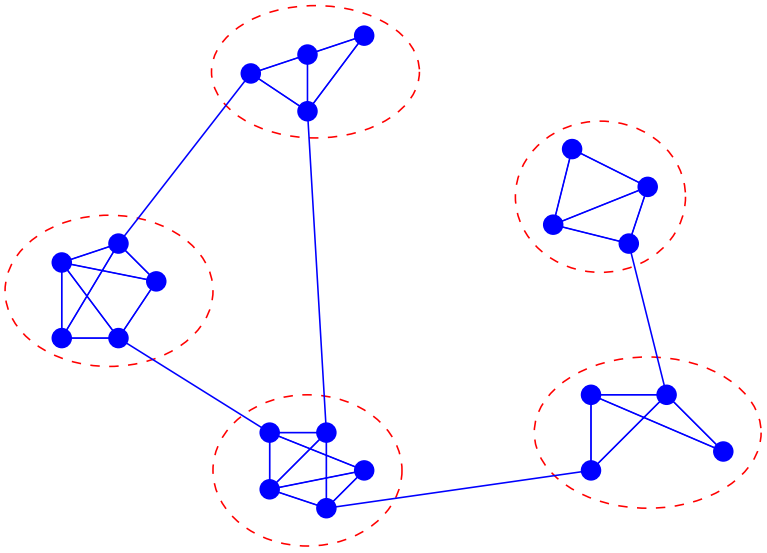


FIG. 4.5 – Exemple de graphe de services pour [SW]

La figure 4.5 montre un exemple de graphe *SW* avec 5 communautés de services.

Configuration Client-Serveur [CS]. Cette configuration combine les trois stratégies ci-avant afin de modéliser un environnement client-serveur dans lequel il existe beaucoup de communautés de

clients de petite taille qui appellent des services dans une communauté de serveurs, comme par exemple des communautés de services personnalisés et de serveurs avec un accès public aux données. Nous avons considéré 80 communautés de clients qui appellent les services d'une unique communauté de serveurs (SW). Chaque communauté de clients contient peu de services (ici 10) avec peu de liens entre services d'une même communauté et a un service « prototype » connecté à des services serveurs choisis aléatoirement. Les 9 autres services au sein de la même communauté sont connectés à un service de leur communauté choisi au hasard, et à au plus 5 services serveurs, chaque serveur étant avec une probabilité de $0,75$ un voisin du prototype de la communauté (stratégie LC). Les serveurs sont choisis au hasard, afin de modéliser le fait que les services d'une communauté choisissent leurs serveurs en fonction de leurs besoins, indépendamment d'une stratégie quelconque de connexion. La communauté de serveurs est un graphe de type *MAX* composé de 200 services serveurs connectés en moyenne à 5 autres services serveurs.

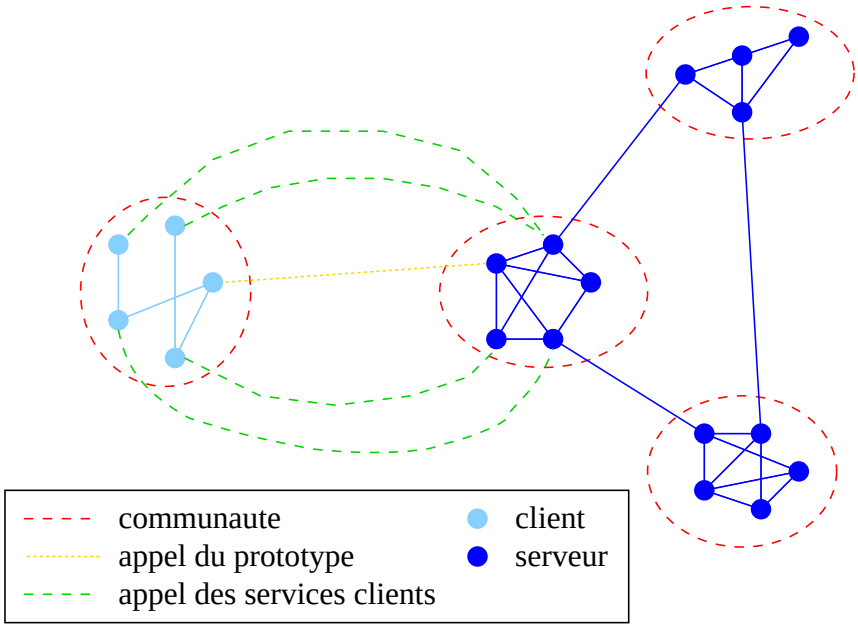


FIG. 4.6 – Exemple de graphe de services pour [CS]

La figure 4.6 montre un exemple de graphe obtenu avec cette stratégie de génération. Une communauté de clients (à gauche) choisit un prototype qui appelle un service serveur choisi aléatoirement. Les services serveurs ont également une topologie *small world* c'est à dire regroupés en communautés. Les service de la communauté du service client choisissent alors d'appeler un service appartenant à la communauté de serveur choisi par leur prototype.

4.3.2 Résultats expérimentaux

La figure 4.7 montre, pour chacune des quatre configurations, le nombre moyen de messages de calcul générés par service jusqu'à la convergence, en utilisant la synchronisation globale, la

synchronisation locale et aucune synchronisation. Cette figure montre que le nombre d'itérations pour la convergence diminue lorsque la synchronisation entre les services est relâchée.

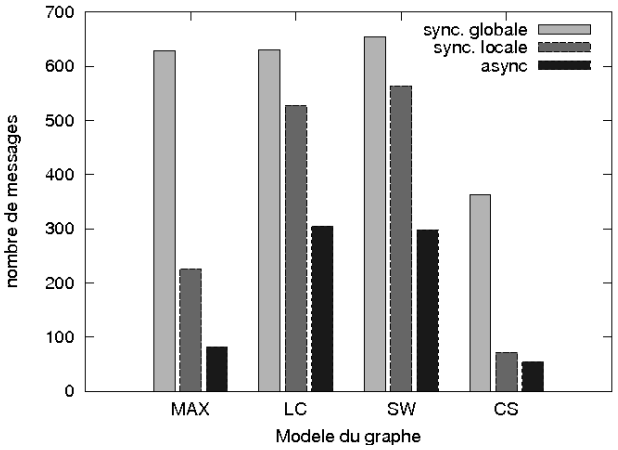


FIG. 4.7 – Nombre de messages pour différents modèles de graphe

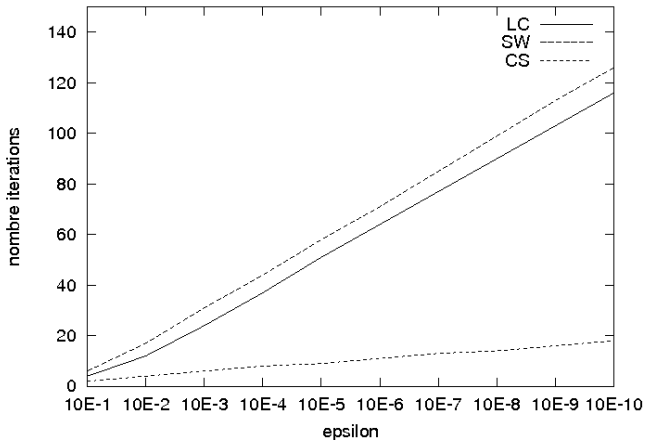


FIG. 4.8 – Nombre d'itérations pour la convergence en fonction de ε

Nous voyons que la synchronisation globale génère le plus grand nombre de messages puisque les services qui ont déjà convergé localement à un certain pas d'itération *i* continuent encore d'envoyer des messages jusqu'à ce que tous les services aient convergé.

Avec la synchronisation locale, il existe des services qui ont convergé localement et qui n'échangent plus des messages. En utilisant l'algorithme asynchrone les services convergent plus vite qu'avec l'algorithme localement synchrone (comme nous le montre la figure 4.7). La raison pour ce gain est qu'un service n'envoie pas systématiquement les valeurs d'importance qu'il vient de calculer à tous ses voisins, comme cela se fait pour l'algorithme synchrone, mais il « optimise » la communication en envoyant des nouvelles valeurs d'importance seulement de temps en temps.

Nous voyons que *SW* et *LC* génèrent plus de messages que les autres configurations. Les services dans *SW* sont connectés aléatoirement, ce qui peut conduire à la présence de nombreux cycles et des chemins de contribution longs pour beaucoup de services. Le même argument s'applique pour les services prototypes dans *LC* qui sont choisis au hasard. Au contraire, les chemins de contribution dans *MAX* sont plutôt courts puisque tous les services sont liés à des services populaires. Il y a beaucoup de services qui ne sont voisins d'aucun autre service et qui convergent très vite. Dans *CS* il y a beaucoup de petites communautés indépendantes avec peu de connexions.

La figure 4.8 montre l'influence de la valeur seuil ε utilisée pour la convergence sur le nombre d'itérations. Comme attendu, des valeurs faibles de ε conduisent à un nombre élevé d'itérations, puisque nous devons prendre en considération des chemins plus longs (avec des contributions plus faibles) avant d'atteindre la convergence. Néanmoins la croissance du nombre d'itérations est logarithmique, indépendamment du modèle de graphe. Ce résultat confirme le résultat théorique montré dans la section 3.3. Des résultats similaires ont été relevés par [31] sur la convergence de PAGERANK.

Les figures 4.9 et 4.10 montrent le taux de valeurs d'importance qui ont atteint leur classement final en fonction du nombre d'itérations.

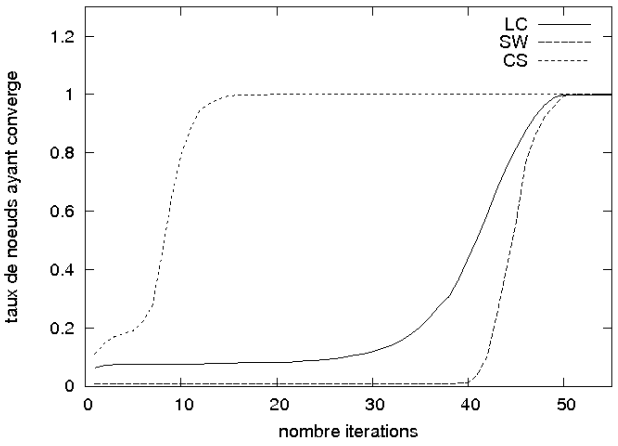


FIG. 4.9 – Taux de nœuds ayant convergé en fonction du nombre d'itérations (algorithme synchrone)

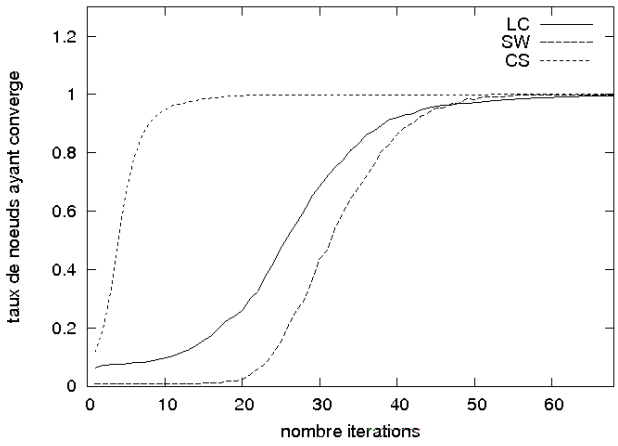


FIG. 4.10 – Taux de nœuds ayant convergé en fonction du nombre d'itérations (algorithme asynchrone)

Avec l'algorithme synchrone (figure 4.9) pour *LC* (resp. *SW*) seulement 10 % (resp. 1 %) des services ont convergé après 30 itérations. La convergence globale est atteinte après environ 50 itérations. Cela peut s'expliquer par la connectivité élevée des communautés small-world qui conduit à un grand nombre de chemins possibles à explorer. Au contraire, les services dans *CS* convergent plus rapidement (après 10 itérations, presque tous les services ont convergé) puisque les services clients sont regroupés en beaucoup de petites communautés.

En comparant la figure 4.9 avec la figure 4.10 nous remarquons tout d'abord que la suppression de la synchronisation permet aux services de converger plus rapidement. La raison est qu'un service envoie dans chaque message d'importance plus d'informations sur les chemins de contribution que dans les algorithmes synchrones, ce qui accélère la convergence. En d'autres termes, avec l'algorithme asynchrone, les services « apprennent » plus rapidement quels sont tous leurs chemins de contribution.

Nous avons également réalisé plusieurs expériences pour illustrer l'impact de la fonction d'utilisation sur le calcul d'importance. Sur la figure 4.11 nous voyons que le nombre d'itérations décroît lorsque la valeur de α augmente, indépendamment du modèle du graphe. Ce résultat était attendu puisque des petites valeurs d'utilisation conduisent à une faible connectivité ainsi que des chemins plus courts puisque la contribution à la qualité d'un service sur un chemin est réduite par le facteur d'utilisation α (par exemple, pour $\alpha = 0,2$, tous les appels de services entre $t = 0$ et $t = 5$ ne sont plus considérés lors du calcul).

Sur la figure 4.12 nous étudions l'influence du facteur d'utilisation α sur le classement des services pour trois configurations de graphe. Nous considérons comme référence le classement

obtenu pour $\alpha = 0,0$ (classement obtenu en considérant seulement les liens de contribution de service sans l'utilisation de service).

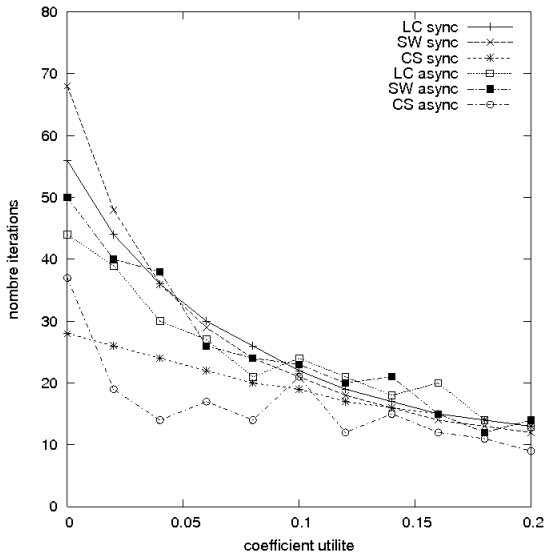


FIG. 4.11 – Nombre d'itérations pour différentes fonctions d'utilité

α	LC		SW		CS	
	10	50	10	50	10	50
0.0	10	50	10	50	10	50
0.04	9	46	7	39	10	47
0.08	8	45	6	30	10	44
0.12	7	42	4	26	10	42
0.16	6	39	2	17	8	38
0.2	4	25	2	10	4	27

FIG. 4.12 – Influence de l'utilisation sur l'ensemble des résultats

Pour différentes valeurs de α nous calculons la fraction des services qui sont encore parmi les 10 premiers et les 50 premiers. Nous voyons que l'utilisation de service a un impact fort sur le classement obtenu. Par exemple, dans la configuration *SW* et pour $\alpha = 0,2$ seulement 20 % des services contribuant le plus sont encore parmi les 10 (resp. 50) premiers. Pour une faible valeur de α de $0,04$, l'impact sur le classement des services est faible puisque 46 services restent encore classés dans le top 50 avec la configuration *LC* et 47 avec *CS*.. Cela peut également signifier que l'importance ne doit pas nécessairement recalculée si l'utilisation d'un service ou si des appels changent.

Le tableau 4.1 illustre l'influence d'un service sur l'importance des autres services. Après un calcul d'importance initial, nous avons enlevé un nœud choisi au hasard et avons recalculé les valeurs d'importance de tous les services. Le tableau montre le nombre de services impliqués dans le recalcul de l'importance, le nombre de messages qui sont échangés pour ce recalcul et la longueur maximale des chemins qui sont pris en considération. Nous voyons qu'avec l'algorithme localement synchrone, presque tous les services sont impliqués dans le calcul d'importance, alors qu'avec l'algorithme asynchrone, seulement une partie des services dans le voisinage des nœuds retirés recalcule leur importance.

Par exemple avec $\alpha = 0,1$ et le graphe *CS*, seulement 94 nœuds participent au calcul avec l'algorithme asynchrone. Notons également que les longueurs des chemins et que le nombre de messages échangés sont plus faibles pour $\alpha = 0,1$. Les différences dans les longueurs des chemins et dans le nombre de messages échangés entre les algorithmes synchrone et asynchrone semblent dépendre de la topologie du graphe. Par exemple, avec le graphe *LC*, le nombre de messages de

	sans utilisation					
	sync			async		
	nœuds	chemin	mess	nœuds	chemin	mess
LC	938	18	16682	887	99	7670
SW	990	32	12577	450	210	16325
CS	896	200	230	101	31	648

	utilisation : $\alpha = 0,1$					
	sync			async		
	nœuds	chemin	mess	nœuds	chemin	mess
LC	938	14	12694	764	61	2979
SW	995	16	2223	256	85	2854
CS	898	126	200	94	20	245

TAB. 4.1 – Coût du recalcul lors du départ d'un pair

l'algorithme synchrone est plus important que celui de l'algorithme asynchrone pour les deux valeurs de α, alors que pour *SW* c'est le contraire.

4.4 Application WEBCONTENT

Dans cette section nous présentons un travail en cours sur l'application de notre modèle de classement de services à la définition d'un modèle de classement de sources de données ainsi qu'à des composants dans le cadre du projet WEBCONTENT.

Après une description du modèle de ressources WEBCONTENT, nous allons faire une présentation succincte du modèle de classement que nous avons proposé. Ce travail a fait objet d'un premier livrable qui a été fourni en juin 2007.

4.4.1 Présentation de WEBCONTENT

Le but du projet WEBCONTENT est de réaliser une plate-forme logicielle flexible et générique pour la gestion de contenu et l'intégration des technologies du Web Sémantique. La plate-forme doit être capable d'accueillir des outils nécessaires pour extraire et exploiter efficacement des informations sur le web. Les applications cibles sont les applications de type veille scientifique, technologique et économique.

Nous présentons ici le modèle WEBCONTENT et les différentes définitions s'y rattachant.

Ressources WEBCONTENT **:** L'information gérée dans une application WEBCONTENT est décrite dans un modèle de référence qui définit un format pivot XML unique pour représenter les différents types de ressources WEBCONTENT (documents et fragments XML, annotations RDF,

entités sémantiques, ...). Toutes les ressources sont identifiées par une URI unique et peuvent être annotées par une ou plusieurs annotations. Pour chaque document source (HTML, PDF, Word, ...) traité par la plate-forme il existe une unique ressource de type Document qui réunit les résultats de tous les traitements effectués sur le document.

Services WEBCONTENT **:** Un service est une ressource abstraite qui encapsule une fonctionnalité générique (par exemple, stockage et interrogation de ressources) ou une fonctionnalité métier (par exemple, service INDEXING, RELATIONSEXTRACTION). Chaque service est défini par une description de sa fonctionnalité, sa signature WSDL (types de paramètres entrées/sorties) et des pré- et post-conditions.

Processus métiers : Un processus métier est une composition de différents types de sources de données (par exemple, source HTML, source XML, source d'ontologies, ...) et de services qui est décrite sous forme d'un « graphe de tâches UML ». La composition doit respecter les contraintes liées à la signature et les pré-conditions des services composés.

Composants WEBCONTENT **:** Un composant est une source de données ou un logiciel qui implante un ou plusieurs services abstraits. Le même type de source ou de service peut être fourni par plusieurs composants. Chaque composant est défini par le logiciel et des paramètres de configuration (par exemple, filtre de surveillance d'une source, motif d'extraction pour l'extraction d'entités nommées, ...). Les composants sont identifiés par des URL uniques.

Workflow : Un workflow est une instance d'un processus métier avec des composants qui réalisent tous les services du processus sur les documents d'une source. Chaque service du processus est instancié par un seul composant dans un workflow. La composition peut être spécifiée « manuellement », par un langage de composition de services (BPEL) ou par d'autres techniques d'intégration de services (documents ActiveXML). Le modèle d'exécution peut être fondé sur des protocoles synchrones (RPC) ou asynchrones (messages).

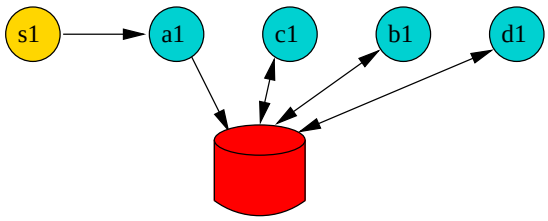


FIG. 4.13 – Workflow WEBCONTENT avec un entrepôt de données (asynchrone)

Exemple 15. *La figure 4.13 montre un workflow pour un processus métier qui contient un type de sources s et quatre services a, b, c, et d. Le workflow utilise un entrepôt de données pour stocker les résultats intermédiaires et le résultat final. Chaque noeud du workflow représente un couple (type de sources, source) ou (service,composant). Le composant* a_1 *implante le service a et prend*

en entrée des données provenant de la source s_1 de type s. Le composant c_1 implante le service c etc.

Exécution : Une exécution est une application d'un workflow à un document provenant d'une source source suivant le processus métier correspondant. Par exemple, l'exécution suivante (figure 4.14) prend comme argument un document D_1 et génère un résultat R_1.

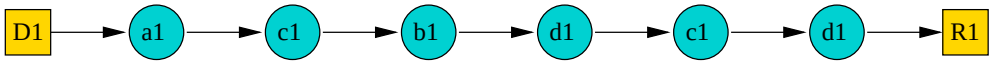


FIG. 4.14 – Exécution d'un workflow WEBCONTENT

4.4.2 Principe du modèle de classement

Un des problèmes fondamentaux dans la construction d'une application WEBCONTENT est d'une part *le choix des composants* qui implantent des services et d'autre part du *choix des sources d'information disponibles*. Nous proposons une méthode de classement des sources de données et des composants de services par leur contribution aux applications WEBCONTENT. La contribution peut être estimée pour un composant particulier ainsi que pour un ensemble de composants.

La *qualité des applications* est reflétée par la qualité des résultats produits par les exécutions de différents workflow. Nous supposons que la qualité du résultat d'une exécution de workflow dépend des sources de données ainsi que des composants de service utilisés pendant cette exécution, suivant le processus métier.

Exemple 16. *Par exemple, un processus d'acquisition et d'extraction d'informations est composé d'un service* WEBCRAWLING*, d'un service de* FORMATING*, d'un service* DOCUMENTSEGMENTATION *et d'un service* NAMEDENTITIESEXTRACTION*. Chaque service de ce processus peut être implanté par un ou plusieurs composants différents et il est ainsi possible de définir différents workflow. La qualité du résultat de l'exécution d'un tel workflow dépend de la sources interrogée par le crawler et des composants avec leurs paramètres (règles de formatage, dictionnaire utilisé pour l'extraction des entités nommées etc.)*

Étant donné un ensemble de composants C, il existe un ensemble $W(C)$ de workflows possibles qui contiennent tous les composants de C. Chaque exécution d'un workflow produit un résultat qui est noté par l'utilisateur. Nous estimons la *qualité* d'un ensemble de composants ainsi que son *importance* pour l'application en exploitant des notes attribués par des experts aux résultats des exécutions de workflow qui utilisent ces composants.

Qualité d'un ensemble de composants

Nous définissons pour chaque ensemble de composants C sa *qualité* $Q(C)$ qui est la moyenne des notes reçues par les résultats produits par les exécutions qui utilisent C. Un ensemble de composants C est ainsi considéré comme étant de bonne qualité si les exécutions basés sur C

produisent des bons résultats.

Nous pouvons ainsi classer des ressources WEBCONTENT en fonction de la qualité de leurs résultats :

- classement de workflows : si $Q(w) > Q(w')$, le workflow w génère en moyenne des meilleurs résultats que le workflow w' ;
- classement des composants a_j qui implantent le même service a : si $Q(a_i) > Q(a_j)$ les exécutions utilisant le composant a_i génèrent en moyenne des meilleurs résultats que les exécutions utilisant le composant a_j ;
- classement des sources de données s_j du même type s : $Q(s_i) > Q(s_j)$: les exécutions utilisant des données provenant de s_i génèrent en moyenne des meilleurs résultats que les exécutions utilisant les données provenant de la source s_j.

Importance

Un ensemble de composants C est important pour l'application s'il produit des bons résultats (reflété par un score $Q(C)$ élevé) et s'il est *utile*. La notion d'importance prend donc également en compte « l'utilité » d'un ensemble de composants dans l'ensemble total de composants. Nous associons à chaque ensemble C un score d'*utilité* P_C qui dépend du nombre relatif de workflows qui sont basés sur C. Le score P_C a des valeurs entre 0 (aucun workflow n'utilise C) et 1 (tous les workflows utilisent C).

Nous avons déduit l'importance $I(C)$ d'un ensemble de composants C en pondérant sa qualité de C par son utilité :

$$I(C) = P_C \times Q(C)$$

Nous présentons ci-dessus un exemple de classement de workflows basé sur leur qualité et leur importance.

Exemple 17. *La figure 4.15 montre trois workflows w_1, w_2, et w_3. Pour simplifier, nous supposons que le résultat de chaque exécution obtient une note de 0 ou de 1. Nous supposons que le workflow w_1 a produit 50% des résultats avec la note 1 et 50% des résultats avec la note 0. Le workflow w_2 n'a produit que des résultats avec la note 0 et le workflow w_3 n'a produit que des résultats avec la note 1. Nous considérons que l'utilité de chacun de ces workflows est de $1/3$, car il existe à chaque fois un seul processus métier sur les trois qui utilise un workflow donné. La qualité et l'importance de chaque workflow sont les suivantes :*

$$\begin{array}{ll} Q(w_1) = 1/2 & I(w_1) = 1/2 \times 1/3 = 1/6 \\ Q(w_2) = 0 & I(w_2) = 0 \\ Q(w_3) = 1 & I(w_3) = 1 \times 1/3 = 1/3 \end{array}$$

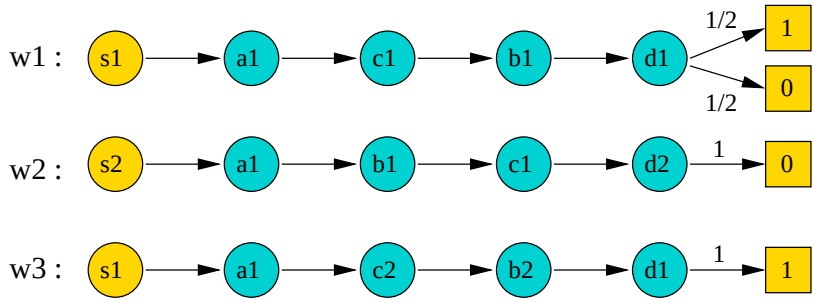


FIG. 4.15 – Plusieurs workflows WEBCONTENT

Le composant s_1 contribue aux deux workflows w_1 et w_3 alors que le composant a_1 contribue aux trois workflows w_1, w_2 et w_3. Leur qualité et leur importance peuvent alors être estimées de la manière suivante :

$$Q(s_1) = 3/4 \qquad Q(a_1) = 1/2$$
$$P_{s_1} = 2/3 \qquad P_{a_1} = 1$$
$$I(s_1) = 3/4 \times 2/3 = 1/2 \qquad I(a_1) = 1 \times 1/2 = 1/2$$

Le composant s_1 a la même importance que le composant a_1, car il est moins utile même s'il produit en moyenne des meilleurs résultats que a_1.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un modèle de classement de services basé sur les appels. La contribution effective entre les services est calculée à partir d'une contribution statique à la qualité de service qui est indépendante des appels. Cette contribution représente la contribution maximale d'un service et reflète la sémantique de l'application. Un service contribue effectivement à un autre service seulement s'il est appelé. Les instants d'appel de service reflètent son utilisation. Nous avons introduit deux notions d'utilisation : (i) l'utilisation d'un service, qui dépend des appels qu'il reçoit de la part de ses voisins, et (ii) l'utilisation d'appel, qui montre la dépendance entre les appels entrants et les appels sortants d'un service.

Nous avons comparé expérimentalement les performances des algorithmes synchrone et asynchrone de calcul d'importance de services. Les tests ont été réalisés sur quatre configurations de graphe de services inspirés des modèles de graphes de pages web existants dans la littérature.

Nous avons présenté également un travail qui est en cours sur l'application de notre modèle de classement de services afin de classer des sources de données et des composants dans le cadre du projet RNTL WEBCONTENT.

Chapitre 5

Stratégies de cache distribué

Les entrepôts de données distribués doivent faire face à des coûts de traitement de requêtes importants, principalement dus à la surcharge de communication élevée entre les pairs de données. La matérialisation (mise en cache) des résultats de requêtes peut réduire de manière drastique le nombre de messages et la charge du système.

Nous proposons une nouvelle stratégie de cache fondée sur la *contribution d'une mise en cache* des données à améliorer le coût global des requêtes du système. Cette contribution prend en compte le coût des requêtes ainsi que l'*utilité* de cache sur les chemins d'évaluation de requêtes, qui reflète la stratégie de cache d'autres nœuds du système. Nous estimons l'utilité sur les chemins d'évaluation à l'aide d'un algorithme distribué sans échange de messages supplémentaires.

Nous comparons les performances de notre stratégie avec celles d'une stratégie de cache existante pour des infrastructures client-serveur. Nos expériences montrent que la prise en compte des scores d'utilité réduit de manière drastique les coûts d'exécution des requêtes distribuées.

Ce chapitre est organisé comme suit. La section 5.1 introduit notre approche et présente des stratégies de cache existantes. La section 5.2 illustre un modèle abstrait de traitement de requêtes distribuées basé sur le cache. Le problème d'optimisation des requêtes distribuées basée sur le coût est introduit dans la section 5.3. La section 5.4 décrit une politique de cache existante pour les pages web que nous deployons dans un contexte distribué. La section 5.5 définit formellement notre stratégie de remplacement de cache basée sur la contribution. Nous faisons une parallèle entre notre stratégie globale et la stratégie locale, dans la section 5.6. L'implantation de notre politique de cache est expliquée dans la section 5.7. La section 5.8 montre les résultats de nos expériences sur des données et des requêtes synthétiques. La section 5.9 conclut.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été réalisés dans le cadre du projet ACI SEMWEB. Ils ont fait l'objet d'une publication dans la conférence internationale WISE [11] ainsi que dans la conférence nationale BDA [10].

5.1 Introduction

Les stratégies de cache sont des technique largement adoptées dans les applications de traitement de données distribuées afin de réduire les coûts de calcul et de communication. Du côté du serveur, la mise en cache de données évite de recalculer les données générées dynamiquement (résultat de requête), alors que du côté du client elle réduit les coûts de communication et augmente la disponibilité des données.

Dans une configuration pair-à-pair il est possible de définir des stratégies de cache flexibles fédérant le stockage et les calculs de différents pairs. Pouvoir combiner des politiques de cache efficaces et le traitement de requêtes distribuées est intéressant pour deux raisons. Tout d'abord, certaines requêtes sont fréquemment soumises parce qu'elles produisent des données populaires qui contribuent à de nombreux pairs et requêtes du système. Ensuite, le fait de mettre en cache les résultats d'une requête évite l'évaluation de toutes les sous-requêtes appelées directement ou indirectement pour établir ce résultat, ce qui multiplie les bénéfices de coûts réalisés.

5.1.1 Approche et contribution

Nous considérons des systèmes pair-à-pair dans lesquels les pairs évaluent des requêtes sur des données locales et distantes, de façon similaire à [4]. L'évaluation de requêtes distribuées dans ce contexte génère des séquences d'appels de requête (chemins d'évaluation de requête), où chaque requête réalise un calcul/transformation particulier sur les données qu'elle manipule.

Une approche de cache possible dans un système distribué consiste à déployer sur chaque pair des stratégies utilisées dans les applications web. Leur performance est cependant limitée car la mise en cache des résultats d'une requête influence de façon récursive l'utilisation des données mises en cache par d'autres pairs participant à son évaluation.

Notre stratégie de remplacement de cache basée sur la *contribution* prend en compte cette influence et permet à chaque pair de prendre de meilleures décisions et éviter ainsi de mettre en cache des données inutiles. Ceci est particulièrement utile lorsque le système doit s'adapter à des changements soudains de la charge (nombre) des requêtes, tels que les *flash crowds* [179], pour lesquelles aucun cache n'a été réalisé.

Nous supposons que les sous-requêtes sont définies de façon statique et que l'évaluation de requêtes n'inclut pas de décisions de routage dynamique. Bien que ces restrictions réduisent l'impact de notre travail, ce dernier fournit un premier pas vers la compréhension du problème de la redondance de cache.

En résumé, les contribution de ce travail sont les suivantes :

- (i) un modèle d'évaluation et de coût basé sur les stratégies de cache pour des requêtes distribuées,
- (ii) une politique de remplacement de cache basée sur la contribution estimée à diminuer le coût des requêtes du système,
- (iii) un algorithme en-ligne distribué exploitant efficacement les messages d'exécution de requête existants afin d'estimer la redondance de cache globale et calculer l'importance
- (iv) des expériences et simulations évaluant les performances de notre approche.

5.1.2 Travaux existants

La matérialisation temporaire et la réplication de données ont été étudiées dans différents domaines d'applications et appliquées dans des architectures web clients-serveurs [150], bases de données distribuées [142], gestion de données mobiles [125], intégration de données [91] et entrepôts de données distribués [4]. Dans ces domaines d'application, les stratégies de cache sont confrontées aux problèmes dus à la taille limitée de la mémoire de cache et au manque de connaissances sur la sémantique de l'application. L'objectif est de définir des politiques de remplacement de cache efficaces qui peuvent être déployées facilement et qui n'ont pas besoin d'un travail d'administration complexe. Par conséquent, le placement en cache est généralement considéré comme étant bien adapté aux applications à large-échelle (web, P2P) pour lesquelles des solutions plus sophistiquées de réplication de données ou de matérialisation de vues deviennent non-applicables.

Politiques de remplacement de cache web :

Le remplacement de cache correspond à un problème d'allocation dynamique d'un espace mémoire limité pour la matérialisation d'un ensemble d'objets (pages web, documents) potentiellement grand. Toutes les techniques de remplacement de cache [150] s'appuient sur des heuristiques afin de choisir les pages web à évincer du cache, comme LRU (*least recently used* - utilisée le moins récemment), LFU (*least frequently used* - utilisée le moins fréquemment) ou LLF (*lowest download latency* - latence de téléchargement la plus basse). Parmi les heuristiques ayant rencontré le plus de succès, il y a les extensions de l'algorithme dual-glouton (*Greedy-Dual*, *GD*) [198] qui prennent leurs décisions de remplacement de cache en utilisant sur une fonction de coût. Par exemple Greedy-Dual-Size (*GDS*) [44] prend en compte la taille, le coût d'acquisition et l' *ancienneté du cache* des pages web à mettre dans le cache. Des extensions de *GD* sont proposées dans [51, 28, 105]. La méthode proposée par [28], appelée *GDSP*, est une extension de *GDS* et prend en compte la fréquence des accès récents afin de calculer l'utilité de placer en cache chaque objet. *GreedyDual*$*$ [105] est une extension plus complexe qui ajoute la notion de popularité d'un document pondérée par un facteur de corrélation pour les objets d'égales popularité. Nous déployons la méthode de *GDSP* dans un contexte distribué et la comparons à notre stratégie globale basée sur la contribution

Cache web distribué :

Les stratégies de cache collaboratif améliorent les performances d'une application en partageant l'espace de cache distribué et la bande passante entre les différents nœuds de l'application. Ceci génère des problèmes bien connus de réplication de données et requiert en général des décisions de routage de requêtes et de stockage efficaces. [117] introduit un proxy de cache hiérarchique coopératif qui minimise les coûts d'accès en plaçant les fichiers proche des clients. *Akamai* [67] distribue l'espace de cache sur un large ensemble de serveurs dédiés afin d'éviter les arrivées de requêtes massives soudaines (*flash crowds*, correspondant à une surcharge non-prévue du serveur). Il alloue plus de serveurs aux sites qui font face à de grandes charges. [202] montre expérimentalement que le proxy de cache collaboratif exploitant les caches des clients

dans un système P2P améliore les performances lorsque la taille des espaces de cache est limitée. BuddyWeb [185] est un système de cache web collaboratif implanté au-dessus d'un système P2P. Le réseau de pairs peut se reconfigurer dynamiquement afin de former des communautés d'intérêt. *Squirrel* [102] est un cache web P2P décentralisé qui met en commun l'espace de cache des navigateurs web locaux sans nécessiter un matériel dédié et le coût d'administration associé. De même, [194] présente une politique de cache web collaboratif distribué qui utilise l'espace de cache et la bande passante supplémentaires chez les clients.

Notre stratégie de cache globale peut-être vue comme une forme de stratégie de cache collaboratif puisque la stratégie de cache d'un pair prend en compte l'utilité sur des chemins d'évaluation de requêtes qui dépend des décisions faites par d'autres pairs. La collaboration entre les pairs dans notre stratégie ne génère aucun message supplémentaire entre les pairs.

Cache de requêtes :

De plus en plus de contenus sur le web sont générés dynamiquement par les des requêtes structurées sur des bases de données relationnelles ou XML. Ceci permet d'implanter des stratégies de cache plus puissantes en étendant et en adaptant des technologies de bases de données existantes. Par exemple, *Ace-XQ* [49] est un moteur de requêtes XML de type client-serveur, qui place en cache les résultats générés dynamiquement et qui intègre des décisions de cache dans le processus d'évaluation de requêtes. Les système de mises en cache sur les niveaux intermédiaires pour les bases de données comme *DBCache* [128, 34] et *DBProxy* [16] améliorent la latence d'accès et le passage à l'échelle, en utilisant des techniques avancées de matérialisation de vue et de détection de correspondance de requêtes afin de afin d'optimiser l'accès aux résultats de requêtes générés fréquemment. Les services pouvant s'adapter à un grand nombre de données [139] appliquent des techniques similaires dans une configuration distribuée afin d'éviter des charges imprévisibles et fluctuantes au niveau des serveurs de données. [162] porte sur l'évaluation des requêtes d'intervalle dans un réseau P2P multidimensionnel (CAN). Il considère une base de données dont le schéma est connu par la totalité des pairs. Le cache réalisé par un pair est déterminé en fonction de l'intervalle couvert par les données associées à ce pair. *PeerOLAP* [107] propose de placer des résultats de requêtes OLAP (On-Line Analytical Processing) sur un entrepôt de données centralisé, dans le cache sur un grand nombre de clients connectés via un réseau P2P arbitraire. Les pairs, de la même façon que dans [162], n'ont pas leurs propres données locales, mais agissent seulement comme un cache distribué pour un entrepôt de données centralisé.

Notre approche permet de réduire le coût d'évaluation des requêtes distribuées. Dans un soucis de simplification, nous ne considérons pas le problème de l'inclusion de requêtes dans notre modèle de cache. Ce problème a été étudié dans le contexte des langages de requête relationnels [135] et XML [169, 131]. Notre modèle de cache est défini indépendamment d'un modèle de données et d'un langage de requête particulier, et il est assez général pour intégrer les résultats existants concernant l'inclusion de requêtes afin de décider quels résultats de requête pourrait contribuer à une requête donnée qui doit être évaluée.

Traitement de requêtes en P2P :

Les techniques de cache ont été appliquées pour l'optimisation de requêtes dans un contexte distribué. L'idée de base est que beaucoup de clients de données sont intéressés par les mêmes données distribuées ou centralisées et peuvent fournir un certain espace de cache local afin de placer en cache les résultats des requêtes demandées fréquemment et ainsi d'améliorer le coût d'évaluation des requêtes du système. Dans *PeerDB* [138], les données et les requêtes sont distribuées et chaque pair peut mettre localement en cache les réponses retournées par des nœuds distants afin de réduire le temps de réponse pour les requêtes ultérieures. Le remplacement du cache est géré localement en appliquant la politique LRU. La redondance de cache est minimisée en mettant en cache sur chaque pair seulement une copie d'une relation pour chaque nœud source. Le problème de la redondance sur un chemin d'évaluation n'est pas considéré. [152] décrit une architecture de traitement de requête incluant un mécanisme de cache collaboratif dans lequel les résultats des requêtes sont éventuellement découpés et mises en cache par un groupe de pairs, en fonction d'une fonction de coût. DICAS [184] propose un mécanisme de cache distribué dans lequel les valeurs d'index d'un pair sont mises en cache par un groupe de pairs « voisins ». Les requêtes sont transmises seulement aux pairs ayant la plus grande probabilité d'avoir en cache le résultat cherché. [179] propose une méthode de réplication pour un réseau P2P non-structuré, qui crée ou supprime à la demande des répliques sur les pairs de façon décentralisée. De manière similaire à [107], les pairs placent en cache les données au nom des autres pairs qui les demandent explicitement. Dans notre cas, les pairs ne demandent pas explicitement à d'autres pairs de mettre des données en cache pour eux, mais ils envoient au lieu de cela un score de matérialisation en même temps que les paramètres de la requête afin d'exprimer leur décisions de cache futures.

5.2 Évaluation de requêtes basée sur le cache

Système pair-à-pair

Nous considérons un système distribué de pairs évaluant des requêtes sur des données locales et distantes. Tous les pairs sont identifiés par un identifiant global unique p (par exemple une URL) et publient des ensembles mutuellement disjoints de requêtes $Q(p)$. Une requête $q \in Q(p)$ peut accéder aux données locales stockées sur p ainsi qu'aux résultats retournés par les requêtes $q' \in Q(p')$ définies par d'autres pairs p' du système. Dans la suite, nous écrirons $q@p$ pour désigner de manière explicite une requête q qui est publiée par le pair p, $q(t)$ pour désigner l'*exécution* de la requête q à l'instant t et $Out(q)$ pour désigner l'ensemble des requêtes dont les résultats sont nécessaires à l'évaluation de la requête q. La définition de $Out(q)$ dépend de la stratégie de routage de requêtes de p et est un problème que nous n'avons pas abordé dans ces travaux.

Nous voulons optimiser (diminuer) le coût total des requêtes posées sur ce système, qui sont appelés dans la suite la *charge* (*workload*) $\mathcal{W}$ du système. $\mathcal{W}$ est une séquence potentiellement infinie d'*exécutions de requêtes* $q(t)$ ordonnée en fonction du temps. Une stratégie de cache estime les requêtes du workload qui vont être posées en fonction des requêtes reçues dans le passé, la

charge du système à l'instant t étant définie comme :

$$\mathcal{W}(t) = \bigcup_{\tau \leq t} \{q(\tau)\}$$

5.2.1 Modèle de cache

Chaque pair p alloue un espace mémoire de taille fixe afin de stocker les résultats de requêtes reçus de la part des autres pairs. Nous faisons la distinction entre :

(i) les données stockées localement par p,

(ii) les données matérialisées qui correspondent aux résultats des requêtes (temporairement) mémorisés, et

(iii) les données virtuelles qui doivent être calculées en appelant des requêtes sur d'autres pairs.

Nous supposons que les données matérialisées et virtuelles sont identifiées par l'identifiant de la requête les ayant envoyées. Lorsqu'une requête q est évaluée à un certain moment t, l'ensemble $\mathcal{M}at(q,t) \subseteq Out(q)$ désigne l'ensemble des résultats de requête matérialisés pour évaluer q et $\mathcal{V}ir(q,t) = Out(q) \setminus \mathcal{M}at(q,t)$ désigne l'ensemble des données virtuelles qui doivent être obtenues de la part des pairs voisins pour pouvoir répondre à q. Le calcul de $\mathcal{V}ir(q,t)$ et $\mathcal{M}at(q,t)$ peut être comparé au problème de l'identification des vues matérialisées dans un système de médiation de requêtes. La définition de ces ensembles dépend du modèle de données sous-jacent et du langage de requête, et pourrait prendre en compte l'inclusion de requêtes. Ce problème est aussi orthogonal au problème du cache considéré dans ce chapitre.

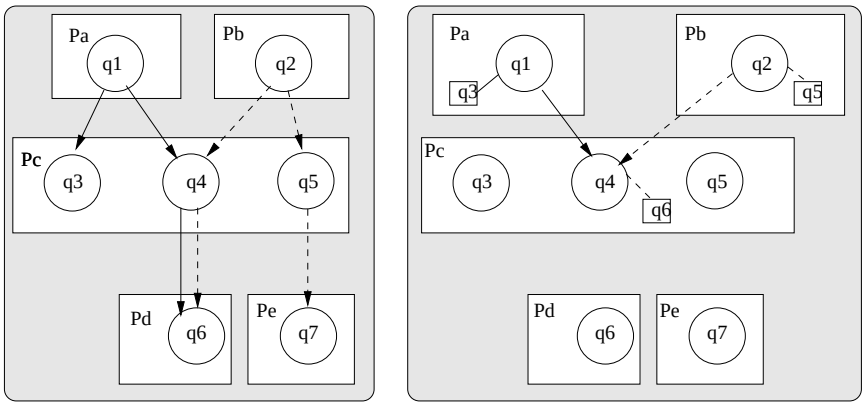


FIG. 5.1 – Traitement de requêtes distribué avec du cache

$\mathcal{C}ache(p,t)$ désigne l'ensemble de *tous* les résultats de requête matérialisés au niveau d'un pair p et est appelé la *configuration locale de cache* de p à l'instant t :

$$\mathcal{C}ache(p,t) = \cup_{q \in Q(p)} \mathcal{M}at(q,t)$$

Exemple 18. *La figure 5.1-a) montre cinq pairs p_a, p_b, p_c, p_d et p_e, qui publient des requêtes sur des données locales et distantes. Les données locales ne sont pas représentées sur la figure (la requête q_3 interroge seulement les données locales de p_c) et chaque arc $q_i \rightarrow q_j$ d'une requête q_i vers une requête q_j signifie que q_i déclenche l'évaluation de q_j (les estampilles temporelles ont été supprimées pour des raisons de clarté). Par exemple q_1 doit évaluer les requêtes q_3 et q_4 ($\mathcal{V}ir(q_1,t) = \{q_3,q_4\}$ à l'instant t lorsque q_1 est exécutée).*

La figure 5.1-b) représente une configuration de cache différente pour laquelle le pair p_a a mis dans son cache les résultats de la requête q_3 et l'exécution de q_1 déclenche seulement celle de q_4 à l'instant t lorsqu'elle est évaluée (puisque $\mathcal{M}at(q_1,t) = \{q_3\}$ et $\mathcal{V}ir(q_1,t) = \{q_4\}$).

Dans la suite nous allons considérer pour notre exemple que les exécutions des requêtes q_1 et q_2 font partie du workload $\mathcal{W}$ que nous voulons optimiser.

5.2.2 Chemins d'évaluation de requête

L'évaluation d'une requête q à un certain moment t déclenche l'exécution des requêtes dans $\mathcal{V}ir(q,t)$ et, récursivement, l'exécution d'autres requêtes dont les résultats n'ont pas été matérialisés. Ce schéma d'exécution récursive génère pour chaque requête $q_0(t_0)$ du workload $\mathcal{W}$ posée à l'instant t_0 sur un pair un ensemble de *chemins d'évaluation* $\mathcal{P}(q_0,t_0)$. Chaque chemin $c \in \mathcal{P}(q_0,t_0)$ est de la forme $c = q_0(t_0) \rightarrow \ldots q_i(t_i) \rightarrow \ldots q_n(t_n)$ où chaque requête $q_i(t_i)$ exécutée à un instant $t_i \geq t_0$ donné est déclenchée par une requête $q_{i-1}(t_{i-1})$ exécutée à un instant t_{i-1} si et seulement si $q_i \in \mathcal{V}ir(q_{i-1},t_{i-1})$. Par conséquent, l'ensemble des chemins d'évaluation $\mathcal{P}(q,t)$ dépend des configurations de cache locale des pairs participant à l'évaluation de q.

Exemple 19. *Sur la figure 5.1-a), q_1 génère deux chemins d'exécution de requête $q_1 \rightarrow q_3$ and $q_1 \rightarrow q_4 \rightarrow q_6$ (les estampilles temporelles ont été retirées). De même, q_2 génère deux chemins $q_2 \rightarrow q_4 \rightarrow q_6$ and $q_2 \rightarrow q_5 \rightarrow q_7$. Utiliser la mémoire cache peut évidemment réduire le nombre de requêtes impliquées dans l'évaluation, comme cela est illustré sur la figure 5.1-b) où p_a matérialise le résultat de q_3, p_b a mis en cache le résultat de q_5 et p_c a matérialisé le résultat de la requête q_6. q_1 et q_2 génèrent alors l'un comme l'autre seulement un chemin d'exécution de requête, c'est à dire $q_1 \rightarrow q_4$ et respectivement $q_2 \rightarrow q_4$.*

5.3 Optimisation du coût total des requêtes

Chaque pair p dans le système applique une politique de cache qui décide quelles sont les données qui doivent être stockées dans son cache à l'instant t, pour que le coût total des requêtes du workload $\mathcal{W}(t)$ soit minimisé.

Définition 15 (coût total du workload)**.** *Le coût total du workload $\mathcal{W}(t)$ est la somme des coûts d'évaluation des requêtes $q(\tau) \in \mathcal{W}(t)$:*

$$cost(\mathcal{W},t) = \sum_{q(\tau)\in\mathcal{W}(t)} cost_e(q,\tau) \tag{5.1}$$

où $cost_e(q,\tau)$ est le coût d'évaluation de q à l'instant $\tau \leq t$ de son exécution.

5.3.1 Coût d'une requêtes

Le coût d'évaluation d'une requête q exécutée à un instant t prend en compte : (i) le coût de calcul local de q sur le pair p qui l'évalue, (ii) le coût d'évaluation de toutes les sous-requêtes q' dans $\mathcal{V}ir(q@p,t)$, (iii) ainsi que des coûts de communication pour transmettre les résultats des requêtes q' au pair p.

Définition 16. *(coût d'évaluation d'une requête) Soit $\mathcal{V}ir(q@p,t)$ l'ensemble des résultats virtuels de requête nécessaires pour évaluer q@p à un instant t donné. Le* coût d'évaluation *de q@p à t est noté $cost_e(q,t)$ et est défini récursivement comme suit :*

$$cost_e(q,t) = \overbrace{\alpha \times comp(q,t)}^{\text{coût d'évaluation locale}} + \sum_{q'@p' \in \mathcal{V}ir(q@p,t)} \overbrace{cost_e(q',t')}^{\text{coût d'évaluation de } q'} + \overbrace{size(q') \times T(p,p')}^{\text{coût de communication}} \tag{5.2}$$

où $size(q')$ désigne la taille du résultat de $q'@p'$ exécutée à l'instant t' et $T(p,p')$ désigne le taux de transfert entre p et p'. Le coût de calcul est exprimé en cycles CPU. Observons que chaque sous-requête $q'@p'$ est appelée à un instant $t' > t$.

Le poids α exprime l'importance relative du coût de calcul comparé au coût pour obtenir le résultat des sous-requêtes q' et peut être défini comme dans [4]. Dans un soucis de simplification, nous considérons que le coût total de communication est constant (la taille des résultats et le taux de transferts sont considérés constants) et qu'il ne prend pas en compte le fait que les résultats des requêtes pourraient être obtenus plus rapidement en ouvrant plusieurs canaux de communication en parallèle. De même, le coût d'envoi des requêtes et l'établissement des canaux de communication ne sont pas pris en considération.

5.3.2 Influence du cache sur le coût

D'après la définition du coût d'évaluation d'une requête $cost_e(q,t)$ dans l'équation 5.2, nous pouvons remarquer que le coût de q à un instant t dépend récursivement du coût d'évaluation d'autres requêtes virtuelles q'' sur ses chemins d'évaluation. Par conséquent, le coût de q à t peut être différent à chaque exécution, en fonction de $\mathcal{C}ache(p,t)$ et des configurations de cache $\mathcal{C}ache(p'',t'')$ d'autres pairs.

Lorsque p matérialise à l'instant t les résultats d'une sous-requête $q' \in \mathcal{V}ir(q@p,t)$, le coût des requêtes locales q est réduit par le coût des résultats virtuels q'.

Définition 17 (coût des résultats virtuels)**.** *Le coût à l'instant t pour obtenir les résultats d'une requête $q' \in \mathcal{V}ir(q,t)$ est noté par $cost(q',t)$ et est calculé comme étant :*

$$cost(q'@p',t) = cost_e(q'@p',t') + size(q'@p') * T(p,p') \tag{5.3}$$

Exemple 20. *Nous considérons que le coût d'évaluation des requêtes sur la figure 5.1 ne prend pas en considération le coût de calcul sur les pairs correspondants ($\alpha = 0$). Sur la figure 5.1-a), $\mathcal{M}at(q_1,t)$ et $\mathcal{M}at(q_4,t)$ sont vides et le coût d'évaluation de q_1 à chaque instant t avec cette configuration est calculé comme étant le coût de communication : $size(q_3) + size(q_4) + size(q_6)$ (nous supposons un taux de transfert constant et égal à 1).*

Sur la figure 5.1-b) le résultat de q_6 est matérialisé au niveau de p_c et le résultat de q_3 est matérialisé au niveau du pair p_a ce qui réduit le coût de q_1 à $size(q_4)$. Le coût de q_1 dépend donc de la configuration de cache sur son pair p_a ainsi que de celle sur le pair p_c car elle utilise la requête q_4 pendant son évaluation.

5.3.3 Politiques de remplacement de cache

Généralement, la taille du cache d'un pair est limitée comparé à la taille totale de tous les résultats des requêtes qu'il utilise. Chaque pair doit implanter une *politique de remplacement de cache* $\mathcal{R}$ qui modifie les configurations locales de cache afin de placer en cache les résultats de requête qui sont estimés comme étant utiles pour l'exécution de futures requêtes. L'évolution des configurations locales de cache d'un pair p donné dépend des requêtes qu'il exécute. Nous supposons que chaque pair peut seulement prendre des décisions de cache pour des résultats de requêtes intermédiaires à l'instant t sans avoir une connaissance explicite des requêtes exécutées après t.

Dans ce chapitre nous considérons des politiques de remplacement de cache basées sur le coût [44], dont l'objectif est de minimiser le coût total d'évaluation d'un ensemble de requêtes du workload $\mathcal{W}$. Les *scores de bénéfice de cache* $\beta(q',t)$ associés aux données de chaque requête q', estiment l'amélioration du coût global des requêtes dans $\mathcal{W}$ lorsque les résultats de q' sont mis en cache sur un pair p. Pour un résultat d'une requête q' donnée, telle que $q' \notin \mathcal{C}ache(p,t)$, la stratégie de remplacement $\mathcal{R}$ essaie d'identifier un ensemble $Evicted \subseteq \mathcal{C}ache(p)$ de résultats déjà matérialisés tels que $\sum_{q'' \in Evicted} \beta(q'') < \beta(q')$ et $size(q') \leq \sum_{q'' \in Evicted} size(q'') + FreeSpace$, où $FreeSpace$ est la taille de cache qui est déjà libre (voir l'algorithme 3 à la page 115). La stratégie met en cache les nouvelles données q' seulement si elle trouve un tel ensemble non vide de données déjà matérialisées.

Le bénéfice de cache d'un résultat q' prend en compte les paramètres suivants :

(i) le coût pour obtenir ce résultat ; mettre en cache un résultat de requête avec un score plus élevé est plus utile que de mettre en cache des résultats avec un coût faible,

(*ii*) la taille du résultat ; placer en cache un résultat de grande taille est moins avantageux que de placer un grand nombre de résultats de taille plus petite (nous considérons qu'un cache contenant plusieurs résultats différents est probablement plus utile qu'un cache ne contenant qu'un seul), et

(*iii*) l'*utilité* de mettre en cache certaines données afin d'améliorer le coût global des requêtes du workload.

Nous utilisons la définition suivante pour le bénéfice de cache [28] :

Définition 18. *(bénéfice de cache) Le* score de bénéfice de cache $\beta(q',t)$ *pour le résultat d'une requête* $q' \in \mathcal{V}ir(q,t)$ *reçu à un certain instant t est défini comme suit :*

$$\beta(q',t) = u(q',t) \times \frac{cost(q',t)}{size(q')} \tag{5.4}$$

où la variable $u(q',t)$ *est appelée le* score d'utilité *de matérialiser* q' *à l'instant t et* $cost(q',t)$ *est le coût pour calculer et obtenir les résultats de* q' *défini par l'équation 5.3.*

Le score d'utilité de cache d'une requête q' donnée peut être obtenu suivant différentes heuristiques propres à l'application sous-jacente et à l'ensemble des requêtes du système. Dans ce chapitre nous présentons deux méthodes pour estimer le bénéfice de cache d'un résultat de requête. Dans la première méthode, le bénéfice de mise en cache prend en compte des informations locales à chaque pair sur la fréquence d'accès aux données. Une technique similaire a été proposée pour le cache de pages web dynamiques dans une configuration client-serveur [28]. La deuxième méthode calcule un bénéfice qui prend en compte des informations globales sur les décisions de cache d'autres pairs du système.

5.4 Stratégie de cache locale

Chaque pair *p* applique la politique de cache proposée par [28] qui estime la fréquence d'accès des résultats matérialisés et virtuels des requêtes q' qu'il appelle en utilisant un compteur qui décroît à l'aide d'une *fonction d'âge* afin de diminuer l'influence des accès anciens aux données. La fréquence et la récence d'accès aux données sont exprimées par un *score d'utilité locale* dépendant du temps, qui est définit récursivement comme suit :

Définition 19 (utilité locale)**.** *Soit* $u_l(q',t^k)$ *le* score d'utilité locale *calculé à l'accès k aux résultats de* q' *sur le pair p à l'instant* t^k*. Le* score d'utilité locale $u_l(q',t^{k+1})$ *calculé à l'accès* $(k+1)$ *aux résultats de* q' *est obtenu en utilisant le score précédent* $u_l(q',t^k)$ *comme étant :*

$$u_l(q',t^{k+1}) = u_l(q',t^k) \times 2^{-(t^{k+1}-t^k)/T} + 1 \tag{5.5}$$

le score $u_l(q',t^0)$ *est initialisé à* 0 *pour toutes les requêtes* q'*, l'utilité décroît avec la fonction d'âge* $2^{-(t^{k+1}-t^k)/T}$ *où T est la période après laquelle l'utilité est divisée par* 2 *si les résultats de* q' *ne sont plus accédés.*

Le *bénéfice local* de mettre en cache les données d'une requête q' calculé par un pair p est obtenu à partir de l'équation 5.4 comme étant :

$$\beta_l(q',t) = u_l(q',t) \times \frac{cost(q',t)}{size(q')} \tag{5.6}$$

Le bénéfice de cache local ne prend pas en considération les configurations de cache d'autres pairs. Il est possible que la matérialisation des données q' par le pair p ne contribue pas à minimiser le coût des requêtes du workload $\mathcal{W}$ comme prévu, si d'autres pairs mettent aussi des données en cache pour minimiser le coût de ces requêtes. Ainsi, si un pair p_{i-1} sur le chemin d'évaluation $c = q_0@p_0 \rightarrow \ldots \rightarrow q_{i-1}@p_{i-1} \rightarrow q_i@p_i \rightarrow q_{i+1}@p_{i+1} \rightarrow \ldots q_n@p_n$ décide de mettre en cache les résultats de $q_i@p_i$, la matérialisation des résultats $q_{k+1}@p_{k+1}$ (pour $k \geq i$) par les pairs p_k est *redondante* car elle ne contribue pas à améliorer le coût de q_0 sur ce chemin.

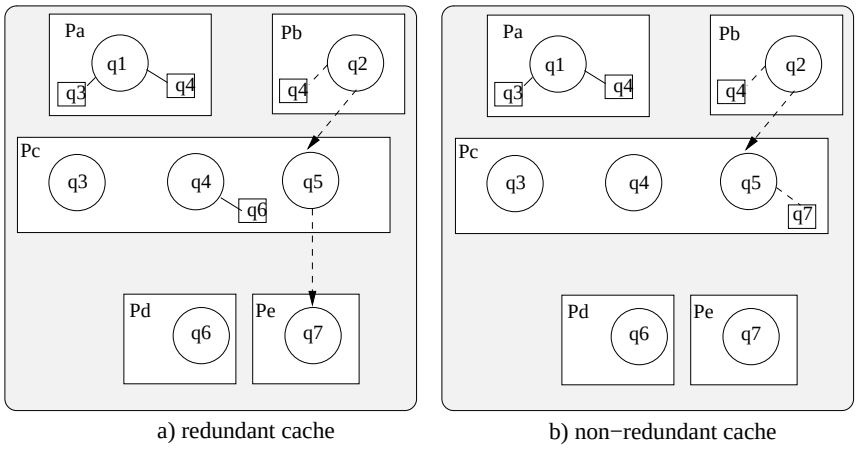


FIG. 5.2 – Cache redondant

Exemple 21. *Considérons que tous les pairs appliquent un score de bénéfice local basé sur la fréquence afin de décider des résultats à mettre en cache. Supposons que p_a peut matérialiser tous les résultats, que p_b ne peut pas matérialiser les résultats de $q_5@p_c$ et que q_1 et q_2 ont été exécutées une fois. Alors l'utilité locale de la mise en cache des résultats de q_6 calculée par p_c est deux fois plus grande que l'utilité de q_7. Par conséquent, p_c place en cache les résultats de q_6.*

Supposons que p_a et p_b mettent en cache q_4 (voir figure 5.2-a). L'évaluation suivante de $q_1@p_a$ et $q_2@p_b$ utilise les résultats mis en cache et génère des appels à q_5 et q_7. Elle ne bénéficie donc pas de la matérialisation de q_6 par p_c. Après un certain temps, le bénéfice de q_6 qui n'a pas été utilisé devient plus petit que celui de q_7 qui continue à être utilisé, et par conséquent p_c place dans son cache le résultat de q_7 (voir figure 5.2-b)). Si le score d'utilité locale pour mettre en cache q_6 est grand, cela prend plus de temps à p_c de le supprimer du cache et de le remplacer par q_7.

Dans la suite de ce chapitre nous allons appliquer le calcul d'importance d'un service basée sur la contribution effective, présenté dans le chapitre 3, afin de définir un *bénéfice de cache global* qui réduit les comportements de cache mutuellement redondants lors de l'évaluation de requêtes distribuées.

5.5 Stratégie de cache globale

Dans cette section nous présentons une nouvelle politique de cache distribuée pour minimiser le coût des requêtes du workload $\mathcal{W}$. Cette nouvelle politique définit pour chaque donnée q' à mettre en cache sur un pair p un *bénéfice de cache global* similaire au score de contribution totale sur les chemins d'utilisation que nous avons défini dans le chapitre 3. Le bénéfice de cache global de q' représente la *contribution totale effective* d'une matérialisation de q' à diminuer le coût de toutes les requêtes dans $\mathcal{W}$. Nous allons montrer dans la suite l'application du modèle générique de contribution et d'importance de services afin de définir des stratégies de cache pour l'évaluation des requêtes distribuées.

5.5.1 Application du modèle générique

Nous avons montré dans la section 3.3 du chapitre 3 que l'importance $\nu_{ji}(t)$ reçue par le service s_j de la part d'un service $s_i \in In(t, s_j)$ représente la *contribution totale* de s_j à tous les services du système sur tous les chemins d'utilisation de s_j qui passent par s_i. Ce principe est illustré dans la figure 5.3.

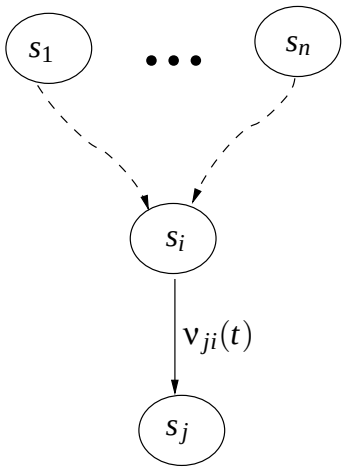


FIG. 5.3 – Graphe d'utilisation

Supposons sur cette figure que le service s_i correspond à un pair p, que les service $s_1, \ldots, s_n$ correspondent aux requêtes du workload et que s_j correspond à une requête q' appelée pendant l'évaluation des requêtes de p. Dans ce cas l'importance $\nu_{ji}(t)$ donnée par p à q' correspond à la *contribution* de q' à toutes les requêtes du workload qui l'utilisent à travers p. Dans la suite nous définissons la *contribution* d'une requête q' comme étant la *contribution de sa mise en cache* par le pair p à réduire le coût total des requêtes du workload. Les chemins d'utilisation de services correspondent, dans notre application de cache, aux chemins d'évaluation de requêtes du workload qui utilisent les résultats de q' sur le pair p.

Trace d'accès aux résultats d'une requête

Nous définissons la *trace d'accès aux résultats d'une requête* de manière similaire à la trace d'utilisation de services que nous avons introduit par la définition 1 (page 48). Sur chaque pair p, la fonction de *trace d'accès aux résultats d'une requête* $\Lambda(t,p,q')$ enregistre les instants auxquels les requêtes de p ont utilisé les données $q'@p'$ pendant leurs évaluation jusqu'à t, indépendamment du fait qu'ils soient matérialisés ou virtuels.

Notons que la trace d'accès $\Lambda(t,p,q')$ enregistre les instants $\tau \leq t$ auxquels les chemins $c = q_0@p_0(t_0) \rightarrow \ldots q_i(t_i) \rightarrow \ldots \rightarrow q@p(\tau)$, d'évaluation des requêtes $q_0(t_0) \in \mathcal{W}(t)$ accèdent aux données de q' à travers des requêtes q du pair p.

Exemple 22. *Par exemple, si nous considérons la figure 5.1, dans laquelle q_1 et q_2 sont des requêtes du workload, la trace d'accès $\Lambda(t,p_c,q_6)$ enregistre les instants auxquels les chemins d'évaluation de requête $q_1 \rightarrow q_4$ et $q_2 \rightarrow q_4$ ont accédé aux résultats de q_6 sur le pair p_c.*

Contribution de la mise en cache d'une requête

La mise en cache des résultats de q' sur p diminue non seulement le coût d'évaluation de chaque requête locale q de p utilisant q' mais également le coût de chaque requête du workload qui utilise q' sur un chemin d'évaluation qui passe par q par le coût des résultats virtuels $cost(q',t)$ (voir l'équation 5.3).

Exemple 23. *Dans la figure 5.1-b), la mise en cache des réponses de q_6 sur le pair p_c diminue le coût de q_4, ainsi que le coût d'évaluation des requêtes du workload q_1 et q_2 sur les chemins d'évaluation qui utilisent q_6 à travers q_4.*

Nous pourrions alors estimer à l'instant t que la contribution de la mise en cache de q' sur p est grande s'il existe beaucoup de chemins d'évaluation de requêtes du workload dont les instants sont enregistrés dans $\Lambda(t,p,q')$ et si le coût $cost(q',t)$ est élevé. Nous allons montrer dans la suite que cette heuristique correspond au calcul du *bénéfice local* (équation 5.6) que nous avons montré précédemment.

En réalité, la contribution de la mise en cache de q' doit prendre en compte, pour chaque chemin d'évaluation, l'*utilité* d'améliorer le coût du workload sur ce chemin. Par exemple, si p_k décide de placer dans son cache le résultat d'une requête q_{k+1}, tous les chemins d'évaluation $q_0@p_0(t_0) \rightarrow q_1@p_1(t_1) \rightarrow \ldots p_i@q_i(t_i) \rightarrow q_{i+1}@p_{i+1}(t_{i+1}) \rightarrow \ldots q_n@p_n(t_n)$ s'arrêteront alors à q_k et la matérialisation de q_{i+1} sur p_i sera inutile sur ce chemin. Ceci est illustré sur la figure 5.2-a) qui montre que la mise en cache de q_6 sur p_c est inutile pour la diminution du coût sur les chemins $q_1 \rightarrow q_4$ and $q_2 \rightarrow q_4$.

Nous définissons dans la suite l'*utilité* et le *bénéfice global* de mise en cache des données d'un requête q' sur un pair p.

5.5.2 Scores d'utilité sur un chemin

Nous montrons dans cette section le calcul du score d'utilité de mettre en cache q' sur un pair p afin d'améliorer le coût du workload sur un chemin d'évaluation de requête. L'idée de base est de calculer et de propager des *scores de redondance* sur les chemins d'exécution de toutes les requêtes q_0 du système de requêtes $\mathcal{W}$.

Considérons un chemin d'évaluation $c = q_0@p_0(t_0) \rightarrow \ldots q_i@p_i(t_i) \ldots \rightarrow q_n@p_n(t_n)$. Chaque pair p_{i-1} sur c estime la probabilité qu'il mettra en cache le résultat de q_i envoyé par p_i. p_{i-1} combine ce score de *matérialisation locale* avec le score reçu de la part de p_{i-2} obtenant ainsi un *score de redondance sur le chemin* qui est propagé ensuite au pair p_i. Si p_i reçoit via c un score de redondance qui est proche de 0, il estime comme fortement probable qu'au moins un pair p_k « avant » p_i sur ce chemin ait mis en cache le résultat intermédiaire de $q_{k+1}@p_{k+1}$ et que l'évaluation future de $q_0@p_0$ n'atteindra plus p_i sur ce chemin. L'utilité de réaliser une mise en cache de q_{i+1} pour améliorer le coût de $q_i@p_i$ est 0 pour les évaluations futures de $q_0@p_0$ sur c.

Définition 20. *(score de redondance sur un chemin) Soit $c = q_0@p_0(t_0) \rightarrow \ldots q_n@p_i(t_n)$ un chemin d'évaluation dans $\mathcal{P}(q_0,t_0)$ pour une requête du workload q_0 donnée, et $m(q_i,t_i)$ le score de matérialisation locale reflétant la probabilité que p_{i-1} mette dans le cache le résultat de q_i (nous allons montrer dans la suite comment calculer cette probabilité). Le* score de redondance *$m^*(q_i,t_i)$ d'une requête q_i, $0 < i \leq n$, sur le chemin c exécutée à l'instant t_i, est défini par le produit des scores de matérialisation locale calculés par tous les pairs p_k évaluant des requêtes q_k avant q_i ($k < i$) :*

$$m^*(q_i,t_i) = m(q_0,t_0) \times \ldots \times m(q_i,t_i)$$

Nous considérons le score de redondance de la requête du workload $q_0@p_0$ comme étant de 1 ($q_0@p_0$ est posée par l'utilisateur).

Pour chaque chemin d'évaluation $c = q_0@p_0(t_0) \rightarrow \ldots q_i@p_i(t_i) \ldots \rightarrow q_n@p_n(t_n)$ le score d'utilité sur ce chemin de mettre en cache les résultats de q_{i+1} sur p_i est défini comme étant :

Définition 21. *(score d'utilité sur un chemin) Le* score d'utilité sur un chemin *c de mettre en cache un résultat de requête $q_{i+1}@p_{i+1}$ est défini par le score $m^*(q_i,t_i)$ de la requête $q_i(t_i)$ utilisant le résultat de q_{i+1} à l'instant t_i : $\rho(q_{i+1},t_i) = m^*(q_i,t_i)$.*

Estimation du score de matérialisation locale

Dans la suite nous considérons un pair p_{i-1} qui appelle une requête $q_i@p_i$ lorsqu'il exécute une requête locale q_{i-1} ($q_{i-1}(t_{i-1}) \rightarrow q_i(t_i)$).

Définition 22 (score de matérialisation locale)**.** *Le* score de matérialisation locale *$m(q_i,t_i) \in [0,1]$ calculé par le pair p_{i-1} pour une requête $q_i@p_i$ donnée qui est exécutée à t_i lorqu'il évalue une requête locale q_{i-1} à l'instant t_{i-1} estime la probabilité que p_{i-1}* ne matérialisera pas *le résultat de q_i.*

Si $m(q_i,t_i)$ vaut 0, alors p_{i-1} estime qu'il mettra certainement en cache le résultat de q_i et qu'il est inutile que p_i améliore le coût de q_i pour le chemin d'évaluation correspondant. Si $m(q_i,t_i)=1$, alors p_{i-1} estime qu'il ne placera pas en cache le résultat de q_i. Alors, n'importe quelle mise en cache faite par p_i pour améliorer le coût de q_i est estimée comme utile pour le chemin d'évaluation de requête qui passe par p_{i-1}. Evidemment, ce score est uniquement une estimation de la décision réelle qui sera effectivement prise par p_{i-1} au moment où il reçoit q_i.

Le score de matérialisation $m(q_i,t_i) \in [0,1]$ pourrait prendre en considération différentes propriétés (taille, fréquence d'accès) de q_i et d'autres requêtes appelées par p_{i-1}, et aussi la configuration courante et les configurations futures de cache de p_{i-1}. Néanmoins, la fonction d'estimation doit être calculée de manière efficace sans une surcharge de requêtes supplémentaire.

Dans nos expériences nous avons considéré pour le score de matérialisation une heuristique simple qui est basée sur la taille des données. Le pair p_{i-1} peut seulement mettre en cache les résultats des requêtes dont la taille est inférieure à la taille totale de son cache, qui est notée par $Total(p_{i-1})$. Par conséquent, $m(q_i,t_i)=1$ pour toutes les requêtes q_i dont les résultats sont plus grands que la taille totale du cache. Si la taille du résultat de q_i permet de le mettre en cache, nous estimons sa probabilité de mise en cache en fonction de l'espace total occupé $Occup(p_{i-1},t_{i-1})$ du cache lorsque q_{i-1} est évaluée et de la taille estimée du résultat de la requête q_i, comme suit :

$$m(q_i,t_i) = \begin{cases} 1 & si\ size(q_i) > Total(p_{i-1}) \\ 1 - min(1, \frac{Total(p_{i-1})}{Occup(p_{i-1},t_{i-1}) + size(q_i)}) & sinon \end{cases} \tag{5.7}$$

Chaque pair p_{i-1} estime qu'il est plus utile de mettre en cache plusieurs données de petite taille plutôt qu'une seule donnée dont la taille est plus grande. Ce score de matérialisation local considère que les probabilités de matérialisation de tous les résultats de requêtes sont indépendantes. Le score de matérialisation est calculé pour chaque requête $q_i \in \mathcal{V}ir(q_{i-1},t_{i-1})$ appelée pendant l'évaluation de q_{i-1}, indépendamment des autres requêtes dans $\mathcal{V}ir(q_{i-1},t_{i-1})$.

Une autre solution que nous avons étudié considère la taille de toutes les données virtuelles nécessaires à $q_{i-1}@p_{i-1}$, puisque tous ces résultats vont être candidats à être mis dans le cache de p_{i-1}. Nous notons par :

$$Vsize(q_{i-1},t_{i-1}) = \sum_{\substack{q_k \in \mathcal{V}ir(q_{i-1},t_{i-1}) \\ \wedge\ size(q_k) \leq Total(p_{i-1})}} size(q_k)$$

la taille de tous les résultats virtuels dont la taille estimée est inférieure à la taille totale de cache $Total(p_{i-1})$. Le score de matérialisation d'une requête $q_i \in \mathcal{V}ir(q_{i-1},t_{i-1})$ exécutée à l'instant t_i est défini comme étant :

$$m(q_i,t_i) = \begin{cases} 1 & si\ size(q_i) > Total(p_{i-1}) \\ 1 - min(1, \frac{Total(p_{i-1})}{Occup(p_{i-1},t_{i-1}) + Vsize(q_{i-1},t_{i-1})}) & sinon \end{cases} \quad (5.8)$$

Notons que le calcul ci-dessus suppose que l'ensemble $\mathcal{V}ir(q_{i-1},t_{i-1})$ est connu avant l'évaluation de $q_{i-1}@p_{i-1}$. Nous supposons également que la taille $size(q_i)$ d'un résultat de q_i est connu par le pair p_{i-1} quand il appelle q_i. Lorsque q_i est appelée par p_{i-1} pour la première fois, $size(q_i)$ est estimée à l'aide de la taille moyenne des données placées en cache.

5.5.3 Bénéfice global

Nous estimons l'*utilité globale* de mettre q_{i+1} dans le cache de p_i en agrégeant les scores d'utilité sur tous les chemins d'évaluation dont les instants sont enregistrés dans $\Lambda(t,p_i,q_{i+1})$. Les scores d'utilité sur les chemins d'évaluation c qui utilisent q_{i+1} sont calculés à différents instants de temps. Afin de prendre en compte le caractère récent de l'utilisation des données q_{i+1} et pour donner moins de signification aux accès passés, les valeurs d'utilité sur les chemins d'évaluation sont pondérés par leur ancienneté. Nous utilisons une fonction décroissante d'ancienneté $age : \mathcal{T} \times \mathcal{T} \rightarrow [0,1]$ telle que $age(\tau,t)$, avec $\tau \leq t$, est utilisée pour estimer l'ancienneté relative à l'instant t d'un accès réalisé à l'instant τ ($age(\tau,t)$ est non-définie pour $\tau > t$). La fonction age est décroissante avec l'intervalle de temps $t-\tau$, depuis la valeur 1 quand $\tau = t$ jusqu'à la valeur 0 lorsque $(t-\tau) \rightarrow \infty$.

Nous utilisons dans la suite la fonction d'ancienneté $age(\tau,t) = 2^{-(t-\tau)/T}$ utilisée aussi par [28] (T est la période après laquelle l'utilité est divisée par 2). Nous considérons donc qu'il est utile d'améliorer le coût du workload sur le chemin c si la probabilité que d'autres pairs sur ce chemins n'ont pas fait du cache est élevée et si cette probabilité a été calculée récemment. Le score d'utilité globale de mettre en cache q_{i+1} sur p_i dépend de son utilisation (fréquence d'accès et caractère récent) et des scores d'utilité sur les chemins d'évaluation reçus dans le passé :

Définition 23 (utilité globale)**.** *L'*utilité globale *de mettre q_{i+1} dans le cache de p_i à l'instant t est définie comme étant :*

$$u_g(q_{i+1},t) = \sum_{\tau \in \Lambda(t,p_i,q_{i+1})} age(\tau,t) \times \rho(q_{i+1},\tau) \quad (5.9)$$

Le score d'utilité globale $u_g(q_{i+1},t)$ des résultats d'une requête q_{i+1} donnée représente le nombre total *estimé* de chemins d'évaluation de requête qui utilisent le résultat de q_{i+1} à travers p_i jusqu'à l'instant t et qui n'ont pas mis en cache des résultats intermédiaires avant q_{i+1}.

Le *bénéfice global* de mettre en cache les données d'une requête q' calculé par un pair p est déduit à partir de l'équation 5.4 et de l'équation de l'utilité globale comme étant :

$$\beta_g(q',t) = u_g(q',t) \times \frac{cost(q',t)}{size(q')} \tag{5.10}$$

5.6 Comparaison des deux stratégies

Nous allons comparer dans cette section la méthode de cache basée sur le bénéfice local avec la méthode basée sur le bénéfice global. Pour ce faire, nous allons montrer que l'utilité globale peut être calculée récursivement de la même manière que l'utilité locale (voir l'équation 5.5) en s'appuyant sur la valeur d'utilité globale calculée lors du dernier accès au résultat de q_{i+1} par un chemin d'évaluation de requête.

Proposition 2. *Soit* $age(\tau,t)$ *une fonction d'ancienneté définie comme auparavant, telle que* $age(\tau,t) = age(\tau,t') \times age(t',t)$ *pour tout* $\tau \leq t' \leq t$. *Soit* $u_g(q_{i+1},t^k)$ *désignant le score d'utilité globale calculé lors du k-ème accès au résultat de* q_{i+1} *à l'instant* t^k. *Alors, le score d'utilité globale* $u_g(q_{i+1},t^{k+1})$ *du* $(k+1)$*-ème accès au résultat de* q_{i+1} *peut être calculé à partir du score d'utilité précédent* $u_g(q_{i+1},t^k)$ *comme suit :*

$$u_g(q_{i+1},t^{k+1}) = u_g(q_{i+1},t^k) \times age(t^k,t^{k+1}) + \rho(q_{i+1},t^{k+1}) \tag{5.11}$$

où $u_g(q_{i+1},t^0) = 0$ *pour tout* q_{i+1}.

Preuve*:* Supposons que la trace d'accès aux résultats q' à l'instant t est $\Lambda(t,p,q') = \{t^1,t^2,\ldots,t^n\}$. A l'instant t^1 l'utilité globale est $u_g(q',t^1) = \rho(q',t^1)$ et à t^2, l'utilité globale est $u_g(q',t^2) = \rho(q',t^1) \times age(t^1,t^2) + \rho(q',t^2)$. Ceci implique qu'à l'instant t^2 nous avons $u_g(q',t^2) = u_g(q',t^1) \times age(t^1,t^2) + \rho(q',t^2)$. A l'instant t^3, nous pouvons calculer l'utilité globale $u_g(q',t^3) = \rho(q',t^1) \times age(t^1,t^3) + \rho(q',t^2) \times age(t^2,t^3) + \rho(q',t^3)$ L'utilité globale peut être réécrite : $u_g(q',t^3) = (\rho(q',t^1) \times age(t^1,t^2) + \rho(q',t^2)) \times age(t^2,t^3) + \rho(q',t^3)$ ce qui implique $u_g(q',t^3) = u_g(q',t^2) \times age(t^2,t^3) + \rho(q',t^3)$. Par induction sur k nous obtenons ainsi la formule dans l'équation 5.11. □

Les deux manières de calculer l'utilité globale décrites par les équations 5.9 et 5.11 sont donc équivalentes. Ceci nous permet de calculer l'utilité globale de manière récursive et ainsi d'optimiser le calcul et d'économiser de la mémoire en évitant de stocker $\Lambda(t,p_i,q_{i+1})$.

Nous remarquons que l'utilité locale peut s'écrire aussi de manière équivalente comme étant :

$$u_l(q',t) = \sum_{\tau \in \Lambda(t,p,q')} 1 \times age(\tau,t)$$

Cette équation nous permet d'observer que l'utilité locale peut être déduite de l'utilité globale si nous considérons les scores d'utilité sur tous les chemins d'évaluation de requête enregistrés

dans $\Lambda(t,p,q')$ comme étant de 1. Nous déduisons donc que le score d'utilité locale $u_l(q_{i+1},t)$ prend en compte seulement le nombre et l'ancienneté des chemins d'évaluation dans $\Lambda(t,p,q')$. Le calcul de l'utilité locale estime donc que la mise en cache de p_i des résultats de $q'@p'$ est utile pour améliorer le coût des requêtes du système sur *tous* les chemins qui utilisent q' à travers p.

5.7 Implantation

Les deux stratégies de remplacement de cache mentionnées précédemment ont été implantées par un algorithme distribué où chaque pair estime localement, en fonction de la stratégie appliquée, (i) le bénéfice local de mise en cache (équation 5.6) ou (ii) le bénéfice global de mise en cache (équation 5.10) des résultats r des requêtes q qu'il appelle. Les métadonnées nécessaires pour calculer le score de mise en cache d'un certain résultat de requête r sont désignées comme suit :

$T_a[r]$:	estampille temporelle du dernier accès à r
$U[r]$:	score d'utilité de mise en cache de r à l'instant $T_a[r]$
$S[r]$:	taille de r
$C[r]$:	coût d'obtenir r (équation 5.3)
$L_c[r]$:	ancienneté de mise en cache de r à $T_a[r]$
$B_c[r]$:	score de bénéfice cumulatif de mise en cache de r à $T_a[r]$

Ancienneté du cache et bénéfice cumulatif de mise en cache

Suivant la stratégie, $U[r]$ fait référence soit à l'utilité locale ou globale. $U[r]$ est mise à jour à chaque instant t où r est accédé de la façon suivante :

$$U[r] = U[r] \times age(T_a[r],t) + x_i$$

où $x_i = 1$ pour l'utilité locale et $x_i = \rho(r,t)$ pour l'utilité globale (voir les équations 5.11 et 5.5).

Afin d'évincer les données placées en cache qui ne sont plus accédées depuis une longue période de temps, nous utilisons une solution standard appliquée dans les politiques de remplacement de cache existantes [28]. L'idée de base est de stocker pour chaque donnée matérialisée r une *valeur d'horloge de cache* $L_c[r]$ et un *score de mise en cache cumulatif* $B_c[r] = L_c[r] + U[r] \times \frac{C[r]}{S[r]}$. $L_c[r] = B_c[r']$ correspond au bénéfice cumulatif du résultat r' évincé le plus récemment avant le dernier accès à r. Si $L_c[r] > L_c[r']$, alors r a été utilisé après r' et il y a eu au moins une modification du cache entre ces deux accès ($L_c[r]$ reflète l'ancienneté de l'accès à r en fonction de l'évolution du cache).

Gestion des métadonnées

Les métadonnées pour le calcul du bénéfice de mise en cache des résultats de requête sont stockées sur chaque pair p à l'aide de deux tables de hachage : la table *All* stocke des informations sur à la fois des données matérialisées et virtuelles, et la table *Cached* maintient des informations

seulement sur les données matérialisées. Les deux tables de hachage sont indexées par l'identifiant de résultat correspondant :

- $All[r] = (T_a[r], U[r], S[r])$ contient des informations utiles pour le calcul des scores de matérialisation ($S[r]$) et pour maintenir à jour les informations sur toutes les données accédées ($U[r]$ et $T[r]$).

- $Cached[r] = (C[r], L_c[r], B_c[r])$ retourne les métadonnées utilisées accompagnées des données dans $All[r]$ afin de calculer le bénéfice cumulatif d'un résultat de requête matérialisé r.

$All[r]$ est inconnu pour de nouveaux résultats de requête et $Cached[r]$ est inconnu pour tous les résultats de requête virtuels.

Afin d'obtenir des estimations précises, *All* doit stocker des métadonnées pour *tous* les résultats de requête (mis en cache ou virtuels) reçus dans le passé. La taille de cette table dépend du nombre de requêtes différentes générées par un pair donné et, en pratique, conserver cette information peut devenir vite très gourmand en espace et en temps. Différentes techniques d'approximation peuvent être utilisées pour borner la taille de *All*. Par exemple, les métadonnées des résultats peuvent être maintenues pour une fenêtre temporelle donnée $[T_a[r], T_a[r] + \Delta]$ où Δ est l'ancienneté maximale des résultats de requête considérés comme candidates à la matérialisation (par exemple, $\Delta = max\{T | age(T_a[r], T_a[r] + T) > \varepsilon\}$, c'est à dire que la période maximale de temps où l'ancienneté n'est pas inférieure à un ε donné). Cette technique d'approximation nécessite un chemin d'accès optimisé à des résultats de requête obsolètes dans *All*. De façon similaire, la politique de cache doit disposer d'une manière efficace pour identifier les entrées avec des valeurs de bénéfice cumulatif faibles dans *Cached*, entrées qui seront considérées pour une éventuelle élimination du cache. Ceci peut être réalisé en maintenant des structures d'index appropriées comme les arbres $B+$ ou les listes triées définies sur les attributs à trier correspondants (ancienneté d'accès ou bénéfice cumulatif).

Stratégie de remplacement de cache

Dans ce qui suit, nous présentons l'algorithme distribué qui implante le remplacement du cache en s'appuyant sur la stratégie basée sur le bénéfice global qui utilise les scores d'utilité globale définis par l'équation 5.11 à la page 111. Remarquons que le même algorithme peut être appliqué pour implanter la stratégie basée sur l'utilité locale en fixant tous les scores de matérialisation $m^*[q_i]$ des requêtes q_i à la valeur 1.

Par soucis de simplicité, nous présentons l'algorithme de remplacement de cache pour des protocoles requête-réponse où chaque appel de requête $q_i@p \rightarrow q_j@p'$ correspond à un appel de procédure distant (RPC) « étendu » qui est implanté à l'aide de la procédure `CachedRPC` (voir Alg. 2). *Clock* désigne l'horloge temps-réel et *CacheClock* désigne l'horloge du cache contenant le bénéfice cumulatif des données les plus récemment évincées. Cet algorithme est exécuté à chaque fois que $q_i@p$ est appelé. Le résultat r est le résultat d'une requête $q_j \in Out(q_i)$ nécessaire à

l'évaluation de q_i. A chaque accès à un résultat r placé en cache, nous mettons à jour $L[r]$ et $U[r]$, et déplaçons r à la position correspondante à sa nouvelle valeur $B_c[r]$. La liste *Cached* est déjà triée et cette opération à la complexité temporelle $O(log(Total))$, où $Total$ est la taille totale du cache. Si r n'est pas en cache (ligne 8) nous calculons m_r, le score de matérialisation locale estimé de q_j, conformément à l'équation 5.7 (page 109).

Algorithme 2 : CachedRPC($m^*[q_i]$)

```
1  r = identifiant du résultat de q_j
2  T_a[r] = Clock
3  si (Cached[r] est défini) alors
4      L[r] = CacheClock
5      U[r] := U[r] × age(T_a[r], t) + m*[q_i]
6      B_c[r] = L[r] + U[r] × C[r]/S[r]
7      Trier Cached par ordre croissant de B_c
8  sinon
9      si (S[r] > CacheSize) alors m_r = 0
10     sinon m_r = 1 − min(1, CacheSize/(OccSpace + S[r]))
11     r=call q_j@p' avec le score m*[q_i] × m_r
12     L[r] = CacheClock
13     C[r] = coût d'évaluation de q_j@p'
14     S[r] = taille de la réponse
15     si (All[r] est indéfini) alors
16         B_a[r] := 0.33 × m*[q_i]
17     sinon
18         B_a[r] :=
19             B_a[r] × age(T_a[r], Clock) + m*[q_i]
20     B_c[r] := L[r] + B_a[r] × C[r]/S[r]
21     AppliqueStratégie(r)
```

A chaque fois que le résultat de q_j est reçu, nous mettons à jour les informations locales sur sa taille et son coût. Nous donnons moins d'importance à l'accès aux données non-populaires en multipliant le premier score d'utilité par $0,33$ (de façon similaire à [28]). Le score de matérialisation $m^*[q_i] \times m_r$ (conformément à la définition 20) est envoyée à q_j en même temps que les paramètres de l'appel (ligne 11 de l'algorithme), ainsi nous n'ajoutons pas de coûts additionnels.

La stratégie de cache (voir algorithme 3) choisit un sous-ensemble des résultats matérialisés *candidats* tel que le bénéfice global de *candidats* est plus petit que $B[r]$ et que la taille totale de *candidats* est plus grande que $S[r] - FreeSpace$. Il peut y avoir plusieurs sous-ensembles satisfaisant ces deux conditions suivant le bénéfice et la taille des résultats. Le bénéfice et la taille ne sont pas forcément corrélés : un résultat de petite taille pourrait avoir un bénéfice élevé et vice-versa.

Par conséquent, l'algorithme de remplacement doit explorer la totalité de l'ensemble des résultats matérialisables possibles qui pourrait être remplacé par r. Le nombre de sous-ensemble qui devrait être testé est 2^{Total}, où $Total$ est la taille du cache. Afin d'accélérer le calcul, nous utilisons la même heuristique que [107] qui consiste à tester seulement la taille et le bénéfice des données mises en cache avec les valeurs de bénéfice de mise en cache les plus faibles (en début de la liste).

Algorithme 3 : `AppliqueStratégie(`r`)`

```
1  pos = 0
2  candidates := ∅                                   /* candidats à l'éviction */
3  B_t := 0                                  /* bénéfice total des données évincées */
4  B_m := 0                                 /* bénéfice maximal des données évincées */
5  total_size := 0
6  pour ( (FreeSpace + total_size) < S[r]) faire
7      r_k = Cached[pos]          /* on obtient le résultat mis en cache sur pos */
8      candidates := candidates ∪ {r_k}
9      B_t := B_t + B_c[r_k]
10     B_m := B_c[r_k]
11     total_size := total_size + S[r_k]
12     pos := pos + 1
13 si (B_t ≤ B[r]) alors
14     Cached = Cached \ candidates ∪ {r}
15     CacheClock := B_m    /* CacheClock= bénéfice maximal des données évincées
       */
```

Notre politique d'admission en cache est proche de celle proposée par [28]. Alors que leur politique met toujours en cache les données accédées récemment, notre méthode place seulement en cache les données avec le bénéfice le plus important, puisque nous souhaitons améliorer le coût global des requêtes du système. Le sur-coût de la stratégie de cache globale comparée à la stratégie locale est seulement généré par les informations et calculs additionnels nécessaires à l'estimation des scores de matérialisation, c'est à dire le stockage de $S[r]$ et le calcul de m_r (ligne 9 et 10 de l'algorithme 2). Il faut également envoyer le score de matérialisation comme paramètre additionnel à l'appel de q_j. Calculer le score de matérialisation m_r en utilisant l'équation 5.8 présente un coût plus élevé, puisqu'il faut calculer la somme des tailles de tous les résultats virtuels nécessaires à q_i. Par conséquent, nous devons garder pour chaque requête q_i de chaque pair, la liste des résultats nécessaires pour son évaluation. Ceci pourrait être réalisé à l'aide d'une table de hachage associant à chaque identifiant de requête d'un pair, l'identifiant d'une requête nécessaire pour l'évaluer.

5.8 Évaluation expérimentale

Cette section présente plusieurs expériences conduites sur un environnement de simulation pour des systèmes de traitement de requêtes distribués à grande échelle. Toutes les simulations ont

été implantées en Java (JDK 1.5) et exécutées sur un ordinateur AMD Turion 64 (1.6 GHz, 2Go RAM) sous Linux SUSE 10.0.

5.8.1 Configuration expérimentale

Nous avons considéré un réseau de $P = 1000$ pairs et un ensemble de requêtes du workload $\mathcal{W} = \{q_i(t_i)\}$ qui sont uniformément distribuées sur tous les pairs du système. Chaque requête du workload génère un graphe acyclique de sous-requêtes (qui ne sont pas nécessairement des requêtes du workload). Les requêtes du workload $\mathcal{W}$ sont générées en choisissant les paramètres suivants :

N **:** le nombre de requêtes du système,

M **:** le nombre maximal de sous-requêtes voisines pour chaque requête (largeur d'une requête),

H **:** le nombre maximal de sauts (hops) générés lors de l'évaluation d'une requête du système (hauteur d'une requête),

F **:** la fréquence minimale d'exécution d'une requête (en heures),

C **:** la taille du cache : pour faciliter l'interprétation des résultats de la simulation, nous supposons que tous les résultats des requêtes ont la même taille (fixée à 1), et nous exprimons la taille du cache d'un pair p par un ratio du nombre total de sous-requêtes appelées par p (pourcentage).

La largeur et la hauteur maximale de chaque requête du système sont des variables générées aléatoirement, dont les valeurs sont distribuées uniformément sur les intervalles $[1,M]$ et $[1,H]$, respectivement, et chaque requête dans $\mathcal{W}$ déclenche alors en moyenne l'évaluation d'approximativement $(M/2)^{H/2}$ sous-requêtes. Toutes les sous-requêtes d'une requête $q@p$ sont des requêtes distantes fournies par un pair p' différent qui est choisi aléatoirement parmi tous les pairs du système. La probabilité de choisir une requête existante $q'@p'$ ou de créer une nouvelle requête $q_{new}@p'$ est fixée à 50%.

Sauf si c'est précisé autrement, toutes les expériences utilisent un système de $N = 10000$ requêtes avec une largeur maximale $M = 3$ et une hauteur maximale $H = 10$. Chaque requête w du workload est exécutée avec une fréquence $f(w) \in [1,F]$ mesurée en heures (chaque requête $w \in W$ a donc une probabilité de $\frac{1}{f(w)}$ d'être exécutée à chaque heure). Nous fixons F à 8 pour nos expériences. Les valeurs de fréquence sont distribuées uniformément sur toutes les requêtes du workload $\mathcal{W}$ (le nombre de requêtes w pour une fréquence $f(w)$ donnée est donc $\frac{1}{F} \times N$ et le nombre total de requêtes du workload exécutées à chaque heure dans le système est donc en moyenne $\sum_{k=1}^{F}(1/k) \times (N/F) \sim N/F \times ln(F)$. Le cache a par défaut une taille correspondant à un ratio de 25% des résultats de requêtes.

Les performances de chaque stratégie de remplacement de cache basée sur le coût pour un workload donné $\mathcal{W}$ sont estimées par la somme des coûts d'exécution de toutes les requêtes du système W jusqu'à un instant D donné (voir l'équation 5.1). Nous avons simulé l'exécution des requêtes du workload durant deux jours ($D = 48$ heures). Le taux de transfert entre chaque couple de pairs (p,p') est choisi aléatoirement dans l'intervalle $[0.01,1.00]$. Le coût de calcul est le même

pour toutes les requêtes et est fixé à 0.001, autrement dit nous considérons que le coût d'une requête est principalement influencé par le coût de communication de résultats de ses sous-requêtes.

Politique de cache

Nous avons implanté et comparé trois mesures pour estimer le bénéfice de mise en cache du résultat r d'une requête $q(t)$ donnée :

- LOCALE [107] : le score de mise en cache est uniquement basé sur le coût et la taille des résultats de requête. Ce score est calculé de manière similaire au bénéfice local dans l'équation 5.6 (page 105), en considérant le score d'utilité comme étant constant $u_l(q,t) = 1$. Cette méthode utilise également une horloge de cache qui évince les données mises en cache qui n'ont pas été accédées depuis longtemps.

- LOCALE+ [28] : les données sont mises en cache en utilisant le bénéfice local calculé d'après l'équation 5.6. Le bénéfice local prend en compte le score d'utilité locale $u_l(q,t)$ qui estime la fréquence d'accès aux données (voir équation 5.5, page 104).

- GLOBALE (notre contribution) : le score utilisé pour la mise en cache d'une donnée est son bénéfice global, calculé avec l'équation 5.10 (page 111) qui est basé sur l'utilité globale des données $u_g(q,t)$ (équation 5.11, page 111).

5.8.2 Expériences

Comme nous l'avons montré dans l'exemple 21, les décisions de remplacement de cache prises localement à chaque pair p lors du traitement de requêtes distribuées pourraient introduire de la redondance dans l'ensemble des résultats de requêtes matérialisés. Les scores d'utilité *globale* estiment pour chaque chemin d'évaluation de requête atteignant un pair p donné, la probabilité qu'un certain pair avant p matérialise un résultat de requête intermédiaire. Une stratégie de remplacement de cache basée sur GLOBALE peut ainsi éviter plus rapidement les stratégies de cache redondantes que les stratégies LOCALE et LOCALE+ qui ne prennent pas en compte les informations sur des chemins d'évaluation. Ceci est illustré sur les figures 5.4, 5.5 et 5.7 qui montrent que les décisions de remplacement de cache de la stratégie GLOBALE sont meilleures que celles de LOCALE+ lorsque le nombre de sous-requêtes et le nombre de requêtes du workload augmentent. Cette plus grande réactivité permet également à la stratégie GLOBALE de s'adapter plus rapidement que LOCALE+ à une augmentation soudaine du nombre de requêtes dans $\mathcal{W}$ (voir figure 5.10).

Nos expériences montrent que GLOBALE offre de meilleures performances pour toutes les configurations d'expériences, à l'exception de trois situations particulières pour lesquelles la redondance est bénéfique :

(*i*) quand les périodes d'expiration des données dans le cache sont courtes ; dans ce cas les données mises en cache de façon redondante pourraient contribuer à rafraîchir les résultats des requêtes (voir figure 5.9) ;

(*ii*) à l'apparition de nouveaux chemins de requêtes qui peuvent profiter des données matérialisées par les stratégies de mise en cache redondantes (voir figure 5.10) ;

(*iii*) dans le cas de requêtes impopulaires qui pourraient bénéficier des stratégies de cache redondantes (voir figure 5.8).

Largeur et hauteur de requêtes moyennes

Les figures 5.4 et 5.5 comparent le coût d'évaluation du système de requêtes pour les stratégies LOCALE, LOCALE+ et GLOBALE, en fonction de la largeur de requête maximale *M* (voir figure 5.5) et du nombre maximal de sauts *H* pour l'évaluation d'une requête du système (voir figure 5.4).

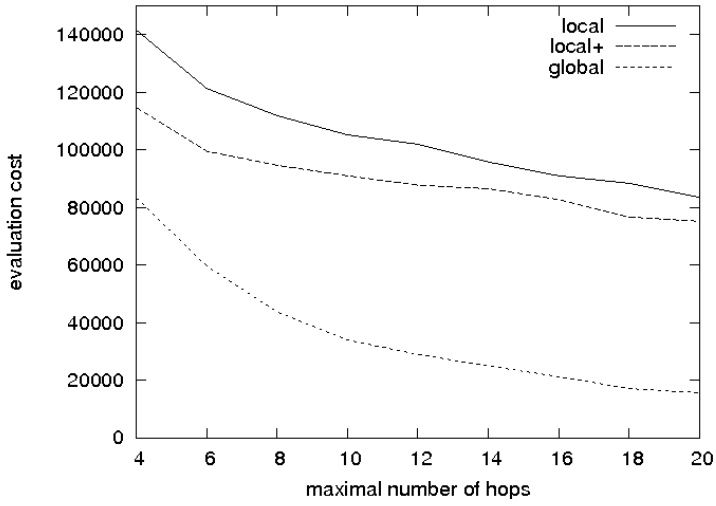


FIG. 5.4 – Nombre de sauts *H* variable

Le fait d'augmenter la hauteur et/ou largeur moyennes de toutes les requêtes du workload augmente le nombre total de sous-requêtes déclenchées par une requête dans $\mathcal{W}$ et, sans mise en cache, le coût d'évaluation augmenterait. Cependant, comme les deux figures le prouvent, toutes les politiques de mises en cache *diminuent* le coût d'exécution de requête dans cette situation. Ceci peut être expliqué comme suit : avec un nombre fixe de pairs et de requêtes dans $\mathcal{W}$, une augmentation de la hauteur et/ou largeur moyennes augmente la fréquence moyenne à laquelle chaque pair est interrogé et également la probabilité que les données qu'il a matérialisées soient utiles pour ses pairs voisins (les mises en cache redondantes sont réduites). Les pairs peuvent profiter de la mise en cache de leurs voisins et matérialiseront des données dont le coût n'a pas

été amélioré par ceux-ci. Ce « comportement collaboratif » est équivalent à une croissance de la capacité de cache de chaque pair et réduit donc le coût *global* du workload. Cette affirmation est également confirmée par la figure 5.6 qui montre que le coût d'évaluation *global* des requêtes du workload décroît lorsque le nombre moyen de pairs voisins augmente (la mise en cache est intéressante pour les réseaux « dense »).

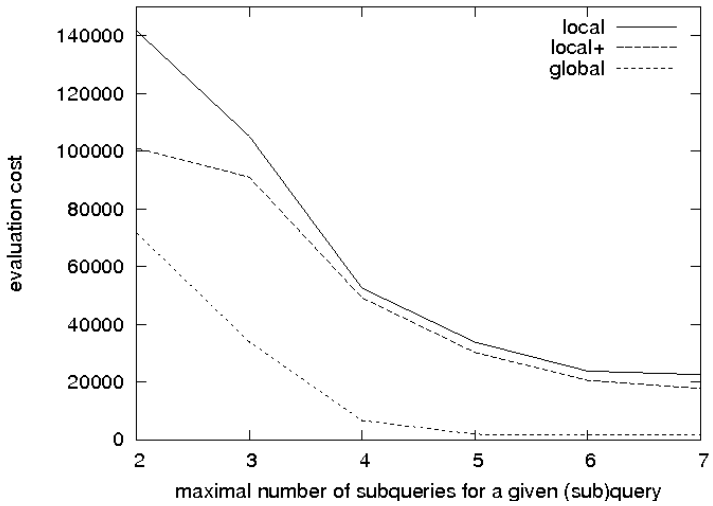


FIG. 5.5 – Nombre de voisins M variable

Notre politique de cache basée sur les scores de matérialisation de chemin suppose que l'influence d'une décision de mise en cache au niveau d'un pair p sur la décision prise par un autre pair p' décroît avec la distance entre p et p' : autrement dit placer dans le cache des données au niveau d'un pair a une plus grande probabilité d'être utile pour les pairs « proches » que pour les pairs distants. En effet, si le pair est plus éloigné il est possible qu'un autre pair situé entre eux ait mis aussi en cache des données. Ceci est aussi confirmé par les figures 5.4 et 5.5 qui montrent que la largeur de requête moyenne (voir figure 5.5) a un impact plus fort sur l'économie de coût des requêtes du système que la hauteur de requête moyenne (voir figure 5.4). Par exemple, les requêtes du système générées avec la configuration $c_1 : (M = 3, H = 20)$ appellent le même nombre total de sous-requêtes qu'avec la configuration $c_2 : (M = 4.5, H = 10)$ ($(3/2)^{20/2} = (4.5/2)^{10/2} \approx 58$). Néanmoins, les deux figures montrent que le coût atteint par la stratégie LOCAL+ est deux fois plus élevé avec c_1 qu'avec c_2 (ceci est également vrai pour LOCAL). Le coût du système de requêtes avec la stratégie GLOBALE est amélioré quant à lui de près de 75% dans la configuration c_2 par rapport à la configuration c_1.

Nombre de voisins

Sur la figure 5.6, le coût d'exécution des requêtes dans $\mathcal{W}$ après $D = 48$ heures pour les trois stratégies dépend du nombre de voisins par pair autorisé ($P = 1000$).

Le coût total décroît avec le nombre croissant de voisins jusqu'à ce que ce nombre atteigne la valeur de 100 voisins par pair (c'est à dire que chaque pair connaît $0,1\%$ de tous les pairs), puis il

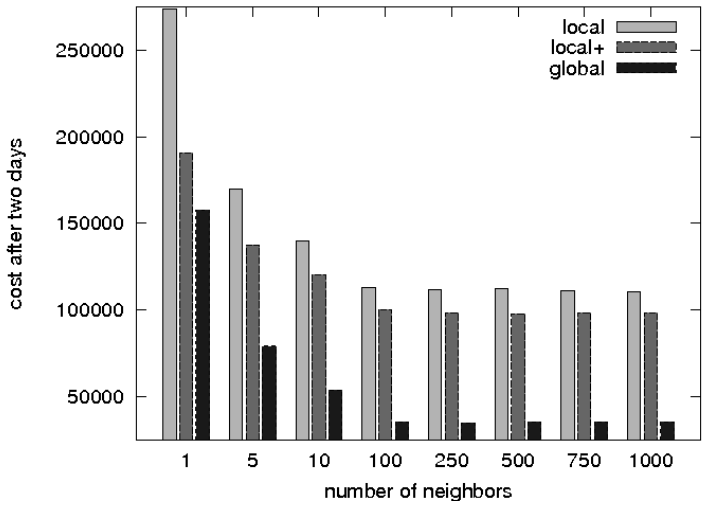


FIG. 5.6 – Nombre de voisins autorisés par pair

se stabilise. Lorsque le nombre de voisin est limité à 1, chaque pair reçoit, en moyenne, des appels d'un unique autre pair du système, et tout les chemins de requête pour lesquels un pair contribue au système de requête passent principalement par les mêmes pairs. Dans ce cas, l'amélioration obtenue par la stratégie GLOBALE comparée à celle obtenue par la stratégie LOCALE+ est d'environ 20%. En augmentant le nombre moyen de pairs voisins, l'amélioration relative entre les politiques GLOBALE et LOCALE+ atteint 65% pour 10 voisins par pair.

Passage à l'échelle (nombre de requêtes)

La figure 5.7 montre le coût total des requêtes du workload pour un nombre variable de requêtes. Pour chaque stratégie, le coût total augmente avec le nombre de requêtes du système, mais cette augmentation est beaucoup plus lente avec la stratégie GLOBALE qu'avec les deux autres.
La mise en cache réalisée par GLOBALE donne donc de meilleurs résultats lorsqu'il y a beaucoup de requêtes dans le système. La stratégie LOCALE+ est meilleure que la stratégie LOCALE puisqu'elle prend en considération l'utilisation des données dans le cache. Mais elle crée également plus de mises en cache redondantes que la stratégie GLOBALE puisque les scores des données redondantes augmentent, donc LOCALE+ évince ces données du cache après une période plus longue.

Un nombre plus élevé de requêtes dans le workload augmente également la collaboration mais, en même temps, il y a plus de requêtes dont le coût doit être amélioré. Par conséquent le coût du workload augmente, contrairement aux cas précédents.

Requêtes populaires

La figure 5.8 présente le *Ratio Détaillé d'Economie de Coût* (*RDEC*) [107] à la fin de chaque journée pendant 7 jours pour deux configurations d'arbre de requête. Le *RDEC* est calculé comme

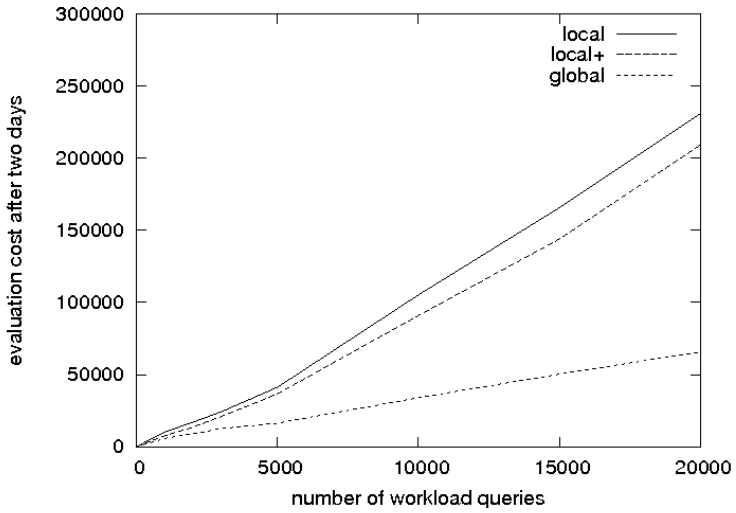


FIG. 5.7 – Nombre (N) de requêtes du système variable

suit :

$$RDEC(D) = \frac{Cost_l(\mathcal{W},D) - Cost_u(\mathcal{W},D)}{Cost_l(\mathcal{W},D)} \tag{5.12}$$

où $Cost_u(\mathcal{W},D)$ est le coût total du workload avec les stratégies LOCALE+ ou GLOBALE et $Cost_l(\mathcal{W},D)$ est le coût avec la stratégie LOCALE. La définition de ces coûts est donnée par l'équation 5.1, pour $D = d * 24h$ ($d = 1 \ldots 7$).

La première configuration, c_1, est la configuration générée aléatoirement qui a été également utilisée ci-avant. Dans la deuxième configuration, c_2, un sous-ensemble de requêtes (les requêtes populaires) sur chaque pair a beaucoup plus de clients que les autres requêtes du pair. Chaque pair a un sous-ensemble de résultats populaires (produits par des requêtes populaires des voisins) qui sont plus utilisés que les autres résultats pendant l'évaluation des requêtes locales de ce pair. Puisque de nombreuses requêtes de chaque pair partagent les mêmes résultats, le pair appelle peu de requêtes différentes sur d'autres pairs.

Avec la première configuration (configuration c_1 dans la figure 5.8), la différence entre les coûts des deux stratégies diminue à la fin du septième jour mais reste significative (22% contre 60%). La stratégie GLOBALE améliore plus rapidement le coût des requête du workload que LOCAL et LOCAL+ mais cette amélioration diminue car les deux stratégies locales évincent également les données inutiles du cache après une période de temps.

Dans la deuxième configuration (c_2), nous pouvons voir que l'amélioration du coût avec la stratégie GLOBALE, de même qu'avec la stratégie LOCALE+, ne change pas avec le temps. Les deux stratégies placent dans le cache dès le début les données pour les services les plus populaires. Cette situation ne change pas dans les heures suivantes lorsque d'autres requêtes du système sont

également exécutées.

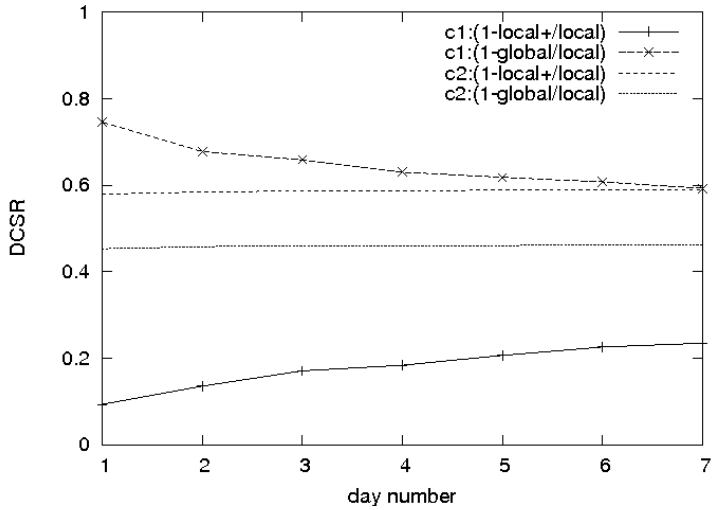


FIG. 5.8 – *RDEC* durant 7 jours

En d'autres mots, les requêtes populaires sont plus utilisées que les autres requêtes depuis le tout début, par conséquent la décision de mise en cache des pairs ne changent pas dans les heures suivantes. Cette configuration montre également que la stratégie GLOBALE est moins performante que la stratégie LOCALE+ (45% contre 60%). Les deux stratégies mettent en cache les données populaires, mais avec la stratégie GLOBALE il y a des données (non-populaires) qui ne sont mises en cache par aucun pair, parce que leur utilité estimée est très petite comparée à l'utilité des données populaires. Avec la stratégie LOCALE+ cette situation ne se produit pas, puisque chaque appel a une utilité estimée de 1, donc certaines données non populaires sont également mises en cache ce qui permet un gain de performance globale.

Expiration du cache

La figure 5.9 montre l'impact de l'expiration des données mises en cache sur le coût des requêtes du workload après deux jours. La période d'expiration permet de rafraîchir les données placées en cache. Nous remarquons tout d'abord que la stratégie GLOBALE donne de meilleurs résultats lorsque la période d'expiration est plus grande. Dans notre implantation, le temps d'expiration est mesuré depuis l'instant où les données ont été mises en cache, et toutes les données en cache expirent après la même période. Les données ayant expiré sont retirées du cache même si elles sont encore utilisées, et les requêtes les ayant produites sont alors appelées à nouveau si ces données sont encore nécessaires, augmentant par là-même le coût des requêtes du workload avec leur coût de ré-exécution.

Comme prévu, lorsque la période d'expiration est plus petite, le coût du workload augmente. Le coût de ré-exécution des requêtes dont les données sont expirées est à nouveau plus élevé avec la stratégie GLOBALE, à cause de l'absence de redondance dans la mémoire de cache des différents

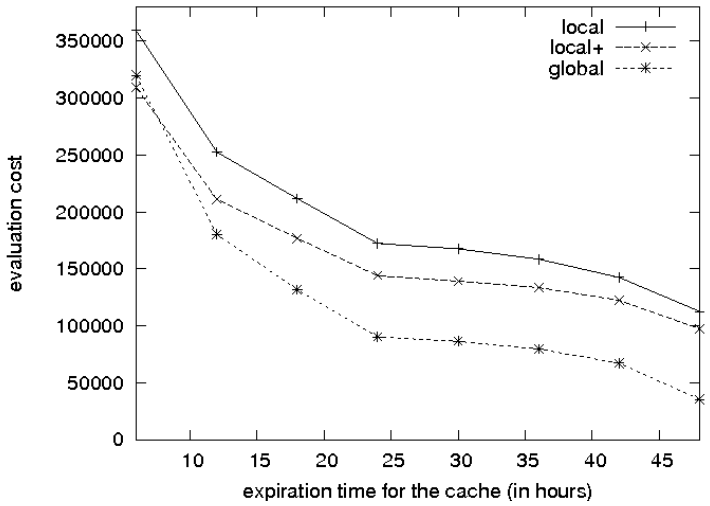


FIG. 5.9 – Expiration des données mises en cache

pairs. Par conséquent, lorsqu'une requête q est ré-exécutée, la plupart des pairs qui sont appelés n'ont pas les données nécessaires dans leur cache pour l'évaluation de q. On en déduit logiquement que lorsque la période d'expiration est très petite, l'amélioration obtenue par la stratégie GLOBALE est « masquée » par le coût de ré-exécution des requêtes dont le résultat a expiré.

Augmentation inattendue du nombre de requêtes

La figure 5.10 montre le comportement du système après une augmentation soudaine du nombre de requêtes dans le système (*flash crowd*). Cette figure illustre comment les deux stratégies de cache s'adaptent à un nombre de requêtes inattendues pour lesquelles aucune données n'a été placée en cache. Dans chaque expérience, nous exécutons $(100-p)$% des requêtes du workload pendant deux jours, aux fréquences décrites ci-avant. Au bout des deux jours, nous envoyons le pourcentage p% de requêtes restantes chaque heure, durant 10 jours. Les $(100-p)$% de requêtes continuent d'être envoyées avec leur fréquence respective attribuée.

Nous mesurons la somme des coûts des *nouvelles* requêtes chaque heure durant 10 jours, pour chacune des deux stratégies. Durant les premières heures du troisième jour, le coût total des nouvelles requêtes est légèrement plus élevé avec la stratégie GLOBALE. La raison est que la stratégie LOCALE+ fait des mises en cache redondantes sur les pairs sur lesquels les nouvelles requêtes sont exécutées, et une partie des nouvelles requêtes tirent un avantage de ces données placées en cache. Néanmoins durant les heures suivantes, la stratégie GLOBALE donne de meilleurs résultats que la stratégie LOCALE+.

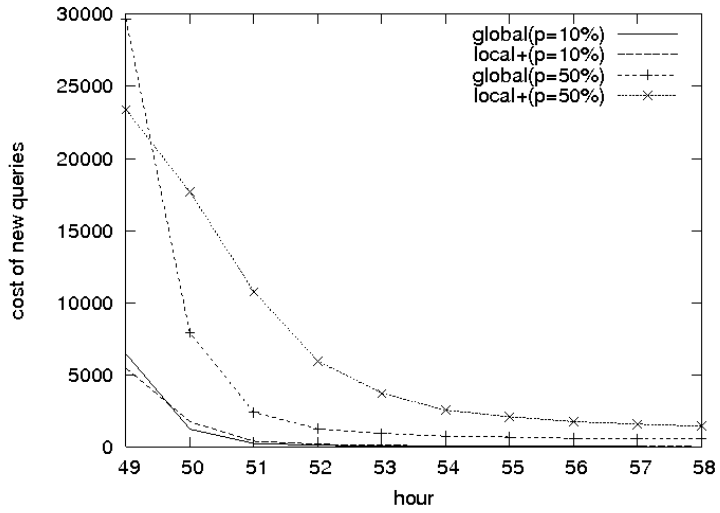


FIG. 5.10 – Coût des 10% et 50% de nouvelles requêtes

5.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une stratégie de remplacement de cache afin d'optimiser l'évaluation de requêtes distribuées. Notre solution peut être considérée comme complémentaire à d'autres techniques d'optimisation de requêtes basées sur la réplication de données, la réécriture de requêtes et l'indexation de données. L'idée de base de notre approche est d'étendre le processus d'évaluation de requête à l'aide d'une politique de remplacement de cache distribuée et efficace, qui décide quels sont les résultats de requêtes qui doivent être matérialisés sur chaque pair basé sur un *bénéfice global*. Ce bénéfice représente la *contribution* estimée d'une mise en cache des données à diminuer le coût total des requêtes du système. Il prend en compte des informations locales sur la fréquence d'accès et le coût des requêtes ainsi que des estimations globales sur l'utilité d'une mise en cache.

Nous avons formellement défini la notion de score de matérialisation sur un chemin, qui estime pour chaque chemin d'exécution de requête c déclenchant l'évaluation d'une certaine requête q', la probabilité qu'un p va mettre en cache le résultat d'une autre requête « avant » q'. Nous avons montré la manière dont ces scores peuvent être utilisés pour implanter une stratégie de remplacement de cache collaborative sans générer aucun message supplémentaire entre les pairs. Les performances quantitatives de notre stratégie ont été évaluées par des expérimentations sur des requêtes simulées.

Chapitre 6

Classement de services basé sur les données

Dans ce chapitre nous étudions le problème du classement de données et de sources de données dans un entrepôt de données XML distribué. Nous montrons la manière dont notre modèle abstrait de classement de services peut s'appliquer à des systèmes orientés-données, afin de fournir un classement pour les données et les sources de données en fonction de leur popularité. Le modèle de services et de données que nous considérons est le modèle ACTIVEXML [19]. Chaque pair publie un ensemble de services implantés comme des requêtes paramétrées sur un entrepôt de données (A)XML local intégrant des données générées localement ainsi que des résultats de requêtes reçus de la part d'autres services. L'importance d'un service ACTIVEXML basée sur sa contribution reflète *l'utilisation de ses réponses* pour l'évaluation d'autres requêtes dans une application utilisant des entrepôts de données XML distribués.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section 6.1 introduit notre approche, la section 6.2 présente le modèle de données et la sémantique des requêtes. La notion de contribution est définie formellement dans la section 6.3. La section 6.4 décrit l'utilisation de la contribution pour le classement des données et des services. La section 6.5 présente une méthode pour estimer les contributions des sources de données dans une configuration préservant l'anonymité. La section 6.6 présente une implantation de notre modèle de classement au-dessus du système ACTIVEXML. Un travail en cours sur l'application de notre modèle aux services d'intégration et d'interrogation de flux RSS est présenté dans la section 6.7. La section 6.8 conclut.

Une partie de ces travaux a été publie à SAC [59].

6.1 Introduction

Dans ce chapitre nous considérons des applications web intégrant des données et des services distribués à une large échelle. Les services auxquels nous nous intéressons sont des services *orientés données*, qui utilisent des données éventuellement produites par d'autres services afin de répondre à leurs clients.

6.1.1 Présentation de l'approche

Le présentation de notre modèle de classement est basée sur le modèle de données ACTIVEXML [19] qui réalise la distribution de données via la notion de *données intentionnelles* définies par des requêtes (appels de service) sur des documents XML distants. Un document sur un pair ACTIVEXML contient des appels à des services publiés sur d'autres pairs dont les réponses, qui sont des fragments (A)XML, sont insérés dans ce document. Les services publiés par chaque pair sont des requêtes paramétrées dont les résultats contiennent des fragments XML locaux et/ou des fragments provenant d'autres pairs. Par conséquent, les données d'un pair peuvent être répliquées sur d'autres pairs qui les utilisent pour l'évaluation de leurs propres requêtes. Nous illustrons l'utilisation des données dans ACTIVEXML par l'exemple dans la figure 6.1.

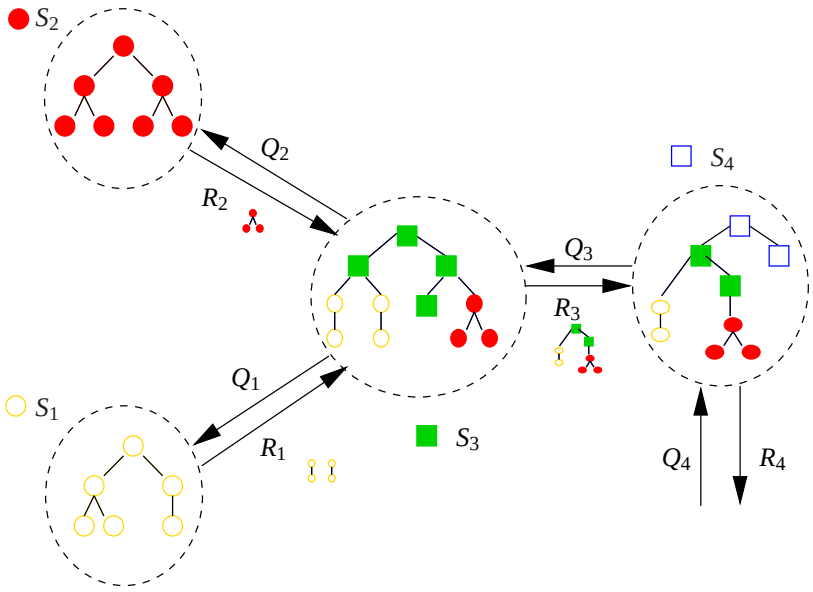


FIG. 6.1 – Exemple d'utilisation de services par leurs données

Les services S_1 jusqu'à S_4 sont implantés comme des requêtes sur les documents des pairs qui les publient. Lorsqu'un service S_i est appelé avec un ensemble de paramètres, la requête Q_i qui lui correspond est exécutée. La réponse R_i de la requête Q_i est un ensemble de fragments XML qui sont intégrés ensuite dans les documents des pairs clients. La réponse d'un service S_i peut contenir des données reçues de la part d'autres services. Ainsi, par exemple, la réponse R_3 obtenue après l'exécution de Q_3 est intégrée dans les documents de S_4. Une partie des données dans R_3 provient de S_3, tandis que d'autres parties ont pour source les services S_1 et S_2.

Les données produites par un service peuvent par conséquent être utilisées dans l'évaluation d'autres requêtes du système (par exemple, les données de S_1 sont utilisées dans l'évaluation du service S_3 et de S_4). L'utilisation d'un service dans ce contexte est définie par l'utilisation de ses réponses. Nous remarquons aussi que les données d'un service peuvent être stockées par d'autres services et par conséquent elles peuvent continuer à être utilisées sans que le service soit rappelé. Par exemple, le service S_3 peut stocker la réponse R_2 et ne plus rappeler S_2. Les liens d'utilisation

entre les services ne correspondent plus forcement à des appels de service, comme dans le cas des services présentés dans le chapitre 4. L'idée de base de notre approche est de définir des scores appropriés pour estimer l'importance ou la popularité d'une source de données par la *contribution* de ses données à l'évaluation de toutes les requêtes dans le système.

Nous présentons dans ce chapitre un modèle de classement des données et des sources XML basé sur leur contribution à l'évaluation des requêtes du système. La contribution des sources de données est définie dans le cas où les sources de toutes les données dans le système sont connues, ainsi que dans le cas anonyme, lorsque nous ne connaissons pas la source originelle d'une donnée.

6.1.2 Travaux existants

Récemment plusieurs travaux ont proposé des solutions de recherches avec classement pour des données semi-structurées (XML). Une première approche a consisté à étendre les méthodes de recherche traditionnelles par mots-clés pour les appliquer à des documents XML [58, 90, 99, 15, 12]. XRANK [90] classe des documents XML en utilisant une stratégie adaptée de PAGERANK basée sur la structure des liens dans la base de données. [58] présente XSEARCH qui inclut à l'évaluation d'une requête par mots-clé la notion de proximité sémantique afin de classer les résultats. XKEYWORD [99] donne un classement plus élevé les fragments résultats qui ont une taille plus petite. [15] décrit FLEXPATH qui combine la recherche par mots-clés et une recherche souple portant sur la structure basée sur XPATH.

La plupart des modèles proposés afin de classer des résultats de requêtes XML reposent sur des techniques de recherche d'information (*information retrieval ou IR*) [174, 167, 134, 7, 75, 73, 86, 14, 9], comme le score très largement utilisé tf*idf. Par exemple [75] présente un algorithme basé sur une approche probabiliste pour calculer des scores pour les arêtes entre deux nœuds, qui sont combinés lors du calcul du résultat. [73] étend XQUERY pour supporter des *matchings* proches de ceux dans IR avec de la pertinence. [7] présente TIX, une algèbre où les opérateurs manipulent des *arbres annotés de scores*, permettant de donner des scores pertinents et de trier les résultats. XXL [174] introduit une mesure de similarité basée sur les ontologies ainsi qu'un score tf*idf afin de fournir des classements pertinents. [134] présente le moteur de recherche XIRCUS qui définit un score basé sur quatre mesures de similarité sur les termes, la structure XML, les éléments et les valeurs d'attributs, et la structure de liens. [14] propose un score inspiré de tf*idf qui prend en compte à la fois la structure et le contenu. [86] applique des techniques XML-IR pour à la fois des données XML et web, et considère les liens entre documents. Cependant toutes ces approches estiment seulement l'importance locale d'un document en se basant seulement sur les requêtes et données locales. Aucune de ces propositions ne considère la contribution des sources nécessaires pour construire le document, à l'évaluation des requêtes locales, comme nous proposons de le faire.

6.2 Documents et services

Notre approche pour estimer l'importance basée sur l'usage des sources de données dans un entrepôt de données XML distribué s'appuie sur le paradigme ACTIVEXML [3] pour modéliser les

données et le traitement des requêtes distribuées. Dans cette section nous introduisons le modèle de données et de services que nous considérons dans notre système.

6.2.1 Modèle de documents

Un système ActiveXML est composé d'un ensemble de pairs où chaque pair stocke une collection de documents ACTIVEXML qui sont des documents XML standard enrichis par des appels à des services web. L'idée fondamentale est de considérer simultanément et indistinctement, au sein d'un même document ACTIVEXML, des données explicites, issues de fragments XML, et des données implicites, fournies en tant que réponses d'appels de service. Lorsqu'un appel de service est *matérialisé*, il est invoqué et ses résultats, qui sont aussi des fragments (A)XML, sont insérés dans le document à la place où se trouve cet appel.

Considérons l'exemple dans la figure 6.2 qui montre (avec une syntaxe volontairement simplifiée) un fragment d'un document *culture.xml* encapsulant deux appels de service.

```
1: <culture>
2:  <ville>Paris</ville>
3:  <événements>
4:   <appel_service
5:    service="culture.fr/getEvents(<ville>../../ville/text()</ville>)"/>

6:   <appel_service
7:    service="villedeparis.com/getAgenda(<artiste>U2</artiste>)"/>
8:  </événements>
9: </culture>
```

FIG. 6.2 – Interrogation de données par appels de services embarqués

La liste des événements culturels `<événements>` de la ville de *Paris* est ici implicitement définie par un appel au service `culture.fr/getEvents`, qui prend comme paramètre le nom de la ville dans laquelle on veut connaître les événements culturels. Le paramètre d'appel est la ville de *Paris*, qui est obtenue par une requête XPATH sur le document. La liste des événements culturels à Paris est enrichie avec les concerts de l'artiste *U2* en appelant `villedeparis.com/getAgenda`, qui renvoie les concerts d'un artiste dont le nom est reçu comme paramètre d'appel. L'appel de service est spécifié à l'aide de l'attribut `service` de l'élément `appel_service`, qui peut aussi avoir d'autres attributs précisant la fréquence, le mode d'appel, la validité où l'expiration de l'appel (pour plus de détails voir [3]). Les paramètres spécifiés par des requêtes XPATH doivent être obtenus en évaluant la requête avant de faire l'appel.

La réponse d'un appel de service peut ainsi elle-même être composée de données implicites, qui seront obtenues (*matérialisées*) lors d'appels ultérieurs. De la même manière, les paramètres d'un appel de service peuvent être définis implicitement comme étant des appels à d'autres services qui doivent être faits par le service qui est appelé. Ceci est une caractéristique importante de ACTIVEXML, qui permet de réaliser facilement des compositions d'appels, mais soulève de

nouvelles problématiques (en termes de terminaison de calcul, d'optimisation de l'évaluation et de sécurité) qui ne seront pas abordées ici.

```
 1: <culture>
 2:  <ville>Paris</ville>
 3:  <événements>
 4:   <appel_service
        service="culture.fr/getEvents(<ville>../../ville/text()</ville>)''/>
 5:   <concert>
 6:     <artiste> Manu Chao</artiste>
 7:     <date>2007</date>
 8:     <ville>Paris</ville>
 9:   </concert>
10:   <exposition>
11:     <artiste>Braque</artiste>
12:     <date>2002</date>
13:     <ville>Paris</ville>
14:   </exposition>
15:     <appel_service
16:       service="villedeparis.com/getAgenda(<artiste>U2</artiste>)"/>
17:  </événements>
18: </culture>
```

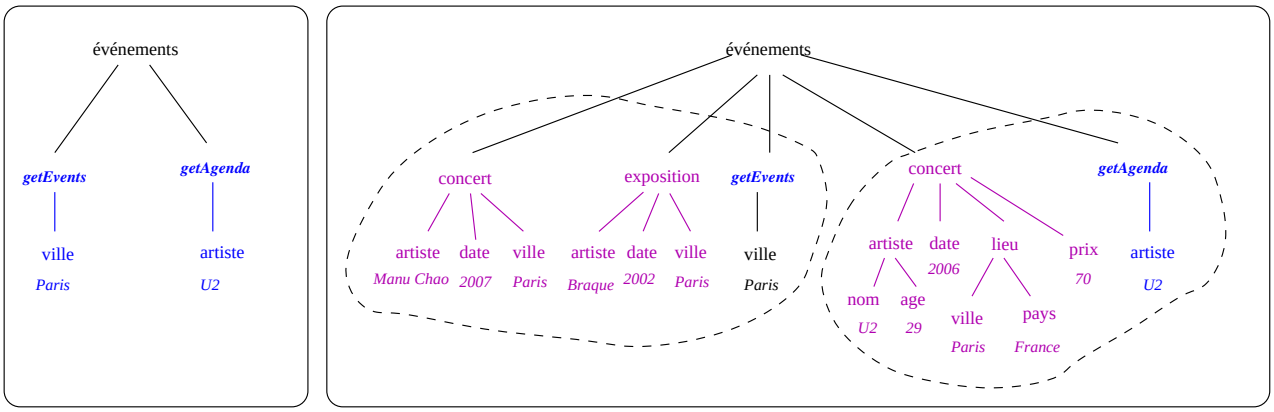
FIG. 6.3 – Matérialisation d'un appel de service dans le document *culture.xml*

Une fois l'appel de service exécuté, les réponses (implicites et/ou explicites) sont insérées dans le document source soit à la place de l'appel de service, soit en tant que frères du nœud `<appel_service>`. Le document *culture.xml* dans la figure 6.3, est le même que celui présenté à la figure 6.2 après la matérialisation de `culture.fr/getEvents` dont les réponses ont été insérées comme frères de l'appel de service. Les fragments `<concert>` (ligne 5) et `<exposition>` (ligne 10), résultats de l'appel à `getEvents`, sont explicitement intégrés au document source.

Représentation sous forme d'arbre

Les documents ACTIVEXML peuvent être modélisés comme des arbres non-ordonnés et étiquetés, composés de *nœuds de données* (données XML statiques) et de *nœuds de fonction* correspondant aux appels de services. Sous certaines contraintes [3], la sémantique formelle d'un document ACTIVEXML peut être définie par le document XML (fini ou infini) où tous les nœuds de fonction ont été remplacés par leurs résultats. Nous considérons qu'un document ACTIVEXML donné évolue dans le temps et correspond à une séquence d'*instances de document* qui contiennent des données locales, des appels de service et les résultats d'appels de service réalisés par le système. Cette sémantique « procédurale » implique que l'ensemble des nœuds de données contenus

dans un document *d* donné dépend de la stratégie de matérialisation appliquée par chaque pair pour l'évaluation des appels de service [2, 136]. Notre approche de classement ne dépend pas d'une stratégie de matérialisation particulière mais nous supposons que chaque requête est évaluée sur un ensemble cohérent (en ce qui concerne la validité et la complétude des données) de documents ACTIVEXML.



a) document AXML b) Instance de document AXML

FIG. 6.4 – Deux instances d'un document ACTIVEXML

La figure 6.4 montre les deux instances du document ACTIVEXML qui stocke des événements culturels à Paris, présentés dans les figures 6.2 et 6.3. Sur la figure 6.4-(a) les sous-arbres ayant pour racine un nœud de fonction correspondent à l'ensemble des paramètres de l'appel qui sont transmis aux services correspondants lorsqu'ils sont appelés (par exemple $ville = "Paris"$ obtenu après l'évaluation de la requête XPATH est transmis comme paramètre à chaque appel de *getEvents*). Les nœuds *événements*, *ville* et *artiste* sont des éléments XML *statiques* (nœuds de données) du document, alors que les nœuds *getEvents* et *getAgenda* correspondent à des nœuds de fonction (appels de service). La figure 6.4-(b) illustre l'instance du document de la figure (a) dans lequel les fragments retournés par les deux appels de service sont placés comme des frères des nœuds de fonction dans le document.

6.2.2 Services et requêtes

Un pair ACTIVEXML est composé d'une collection de services locaux et d'une base de documents XML, interrogés par ces services. Les services ACTIVEXML peuvent être définis comme étant des requêtes paramétrées en utilisant n'importe quel langage de requêtes XML, suivant le pouvoir d'expression et la complexité désirés. Lors de l'appel du service, la requête qui correspond au service instancié avec les paramètres d'appel est exécutée sur les documents locaux. Ainsi, on différenciera le **service**, qui peut être appelé avec un ensemble de paramètres, d'une **requête**, qui est un appel du service à un instant donné avec un ensemble de paramètres et qui fournit une réponse donnée.

Pour illustrer notre approche de classement, nous considérons un langage de requêtes simple utilisant des motifs (« patterns ») d'arbre paramétrés qui filtrent les informations basé à la fois sur la structure du document et sur son contenu.

Définition 24. *(motif d'arbre) Un* motif d'arbre *est un arbre étiqueté non-ordonné* $T = (r, N, E, P, \Theta, \lambda, \sigma, \pi)$ *où :*

- N *est un ensemble de nœuds correspondants aux éléments XML ;*
- r *est un nœud racine distinct correspondant au document ou à la collection de documents que l'on interroge ;*
- E *est un ensemble de noms d'éléments XML (nœuds statiques) ;*
- P *est un ensemble de noms de paramètres appelés les* paramètres de sélection *de* T *;*
- $\Theta : N \rightarrow N \cup \{r\} \times \{|, ||\}$ *définit la structure de l'arbre, où* $\Theta(n) = (n', a)$ *retourne le type de l'axe* a *(au sens d'axe dans* XPATH*) connectant un nœud* $n \in N$ *à son parent (ancêtre)* n' *;*
- $\lambda : N \cup \{r\} \rightarrow E \cup \{*, /\}$ *est une fonction d'étiquetage des nœuds définissant pour chaque nœud* $n \in N$ *une étiquette* $\lambda(n) \in E \cup \{*\}$ *(*$*$ *signifie n'importe quel nœud). L'étiquette* $/$ *est réservée au nœud racine* r *;*
- $\sigma : N \rightarrow Cond$ *est appelée la* fonction de sélection *de* T*. Si* $n \in N$ *est un nœud feuille de* T*,* $\sigma(n)$ *est soit non-définie soit une condition "*ϕx*" où* $\phi \in \{<, >, =, <>\}$ *et* $x \in String \cup P$ *est une valeur de chaîne de caractères ou un paramètre de sélection* [1]*. Les conditions* $\sigma(n)$ *sont indéfinies pour tous les nœuds non-feuille* n *;*
- $\pi \subseteq N$ *est un sous-ensemble de nœuds appelé* l'ensemble projection *de* T*.*

Exemple 24. *Par exemple, la figure 6.5-(a) montre la spécification sous forme de motif d'arbre d'une requête* getConcerts(p) *sur une instance du document* culture.xml *dans la figure 6.4. Cette requête retourne tous les artistes et la date de leur concerts dans une ville définie par un paramètre p. Les concerts peuvent se trouver à n'importe quel niveau dans les documents interrogés. L'ensemble projection de ce motif d'arbre contient les nœuds artiste et date qui sont soulignés sur la figure 6.5-(a).*

Le service *getConcerts(p)* peut être spécifié, par exemple, dans le langage de requêtes `X-OQL` [196], comme :

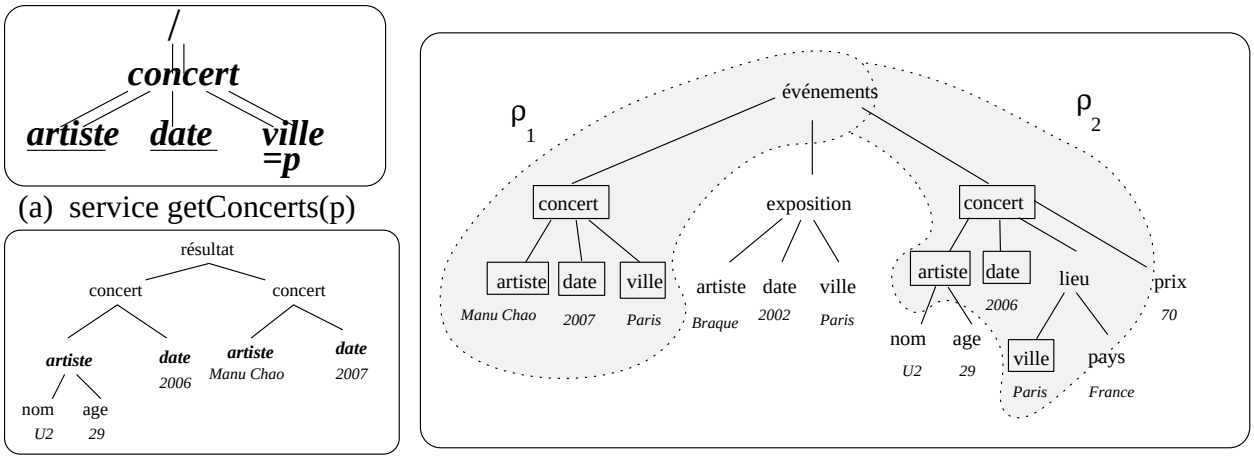
```
1: let service getConcerts($p) be
2:     select <concert>, v//artiste, v//date, </concert>
3:     from culture in load(''culture.xml''), v in culture//concert
4:     where v//ville = $p
```

Lorsque l'on instancie les paramètres de la requête (service), on obtient un appel de ce service, qui est spécifié par une *instance d'un motif d'arbre* :

Définition 25. *(instance d'un motif d'arbre) L'ensemble des instances* $I(T)$ *d'un motif d'arbre* T *est défini par l'ensemble de tous les motifs d'arbre (sans paramètre) qui peuvent être obtenus en associant tous les paramètres de sélection des conditions* $\sigma(n)$ *sur tous les nœuds* $n \in N$ *à une valeur sous forme de chaîne de caractères.*

[1] Par soucis de simplicité, nous considérons seulement les valeurs et paramètres de type chaîne de caractères

Exemple 25. *Le service* getConcerts *spécifié par le motif d'arbre paramétré dans la figure 6.5-(a) peut être appelé avec le paramètre* « Paris » *conduisant à l'instance de motif d'arbre* getConcerts('Paris').



(a) service getConcerts(p)

(c) résultat de getConcerts('Paris')

(b) Embeddings pour la requete Q=getConcerts('Paris')

FIG. 6.5 – Service, embedding, résultat

Nous considérons que chaque service ACTIVEXML est défini comme un motif d'arbre T sur une collection d'instances de documents ACTIVEXML. Les paramètres d'entrée d'un service correspondent aux paramètres de sélection du motif d'arbre et la sortie du service dépend de l'ensemble projection. Un appel de service fournit les valeurs pour tous les paramètres de sélection afin d'instancier le motif d'arbre correspondant. Dans la suite nous utiliserons le terme de **service** (s) pour les motifs d'arbre définissant des services et le terme de **requête** (q) pour les instances de motifs d'arbre définies par un appel de service.

6.2.3 Sémantique des requêtes

Une requête q est une instance de motif d'arbre appliquée à une collection d'instances de documents ACTIVEXML D. La sémantique de q en fonction de D est définie de manière similaire à celle proposée dans [2] :

Définition 26. *(embedding de requête) Soit une instance de motif d'arbre q et un document $d \in D$, un* embedding *de q dans d est un homomorphisme d'arbre* ρ *des nœuds de l'arbre q vers les nœuds de données des documents d représentés sous forme d'arbre, associant la racine de q à l'élément racine de d et préservant les relations structurelles (père-fils et ancêtre-descendant) et les contraintes de sélection (les nœuds étiquetés « * » pouvant être associés à n'importe quel type d'élément). L'ensemble de tous les embeddings de q sur une collection de documents D est noté* $\mathcal{E}(q,D)$.

Nous observons qu'un embedding ρ d'une requête q dans un document d est un sous-arbre de d. L'arbre ρ respecte la structure de l'instance de motif d'arbre q et chaque nœud r dans ρ satisfait une des conditions suivantes :

(i) $r = \rho(n)$ est l'image dans d d'un nœud n de q.

(ii) r est sur le chemin qui connecte deux nœuds r' et r'' dans d. Les nœuds r' et r'' sont les images dans d de deux nœuds n' et n'' dans q qui sont connectés par un arc *ascendant-descendant* dans l'instance de motif d'arbre q.

Exemple 26. *La figure 6.5-(b) montre deux arbres* ρ_1 *et* ρ_2 *qui sont deux arbres embedding de la requête q* getConcerts('Paris') *dans le document* culture.xml *dans la figure 6.4-(b). Le nœud* événements *dans le embedding* ρ_2 *se trouve sur le chemin entre la racine du document et le nœud* concert *dans* ρ_2. *Le nœud* lieu *fait partie de* ρ_2 *car il est sur le chemin entre les nœuds* concert *et* ville *qui sont des images de nœuds avec le même nom dans q. Observons que les nœuds* nom *et* age *ne font pas partie d'un embedding.*

Étant donné un embedding (arbre) ρ, nous allons définir deux arbres supplémentaires appelés le *témoin* et le *résultat* de ρ :

- Le *témoin de* ρ *pour q* est noté ρ_q et est obtenu en éliminant de ρ les nœuds qui ne sont pas des images de nœuds de q : $\rho_q = \{\rho(n) \mid n \in q\}$.

- Le *résultat de* ρ *pour q* est noté ρ_π et correspond à un arbre non-ordonné qui contient les nœuds suivants :

  (i) tous les nœuds $\rho(n)$ qui sont des images des nœuds n dans la projection π de q ($n \in \pi$).

  (ii) les *descendants* des nœuds $\rho(n)$ dans d. Ces descendants ne sont pas nécessairement dans l'embedding ρ.

  (iii) *le plus proche ancêtre commun* dans d des nœuds $\rho(n)$. Ce nœud devient la racine de ρ_π.

Exemple 27. *Dans la figure 6.5-(b) les nœuds témoins de chaque embedding* ρ_1 *et* ρ_2 *sont signalés par un rectangle. Observons que le nœud* lieu *ne fait pas partie des témoins. Les résultats qui correspondent au embeddings* ρ_1 *et* ρ_2 *sont les deux nœuds* concert *dans la figure 6.5-(c). Observons que les nœuds projetés pour chacun des deux arbres d'embeddings ont été gardés ensemble, reliés par leur premier nœud ancêtre commun (*concert*).*

Le résultat final d'une requête q est obtenu en reliant ensemble tous les résultats des ses embeddings par un nœud *résultat* :

Définition 27. *(résultat d'une requête) Le* résultat d'une requête q sur une collection de documents D *est noté* $\mathcal{R}(q,D)$ *et correspond à un document* ACTIVEXML *non-ordonné avec un élément racine* résultat *contenant un sous-élément* ρ_π *pour chaque embedding* ρ *de q dans un document de la collection.*

Exemple 28. *Le résultat de la requête* getConcerts('Paris') *est montré sur la figure 6.5-(c). Le résultat final a été construit en créant un nœud* résultat *additionnel qui relie ensemble les deux arbres* ρ_π *correspondant à* ρ_1 *et* ρ_2.

Dans la suite, nous supposons que les requêtes et les collections de documents sont estampillées par des estampilles temporelles. Alors, le résultat $\mathcal{R}(q(t), D(t))$ d'une requête $q(t)$ à l'instant t dépend de « l'état d'instanciation » de la collection de documents $D(t)$ à l'instant t. Par soucis de simplicité, dans la suite $\mathcal{E}(q) = \mathcal{E}(q(t), D(t))$ et $\mathcal{R}(q) = \mathcal{R}(q(t), D(t))$ feront référence à l'ensemble des embeddings et des résultats d'une requête q donnée, évaluée à un instant t choisi.

Nous distinguons pour chaque nœud n d'un document ACTIVEXML donné le service $source(n)$ qui a crée n et le service $sentby(n)$ qui a retourné le nœud dans son résultat de requête. Lorsqu'une copie n' d'un nœud n est envoyée dans le résultat d'un service s, la copie n' conserve la même valeur de l'attribut source $source(n') = source(n)$ que le nœud n. La valeur de l'attribut $sentby$ de la copie n' est changée à s.

Exemple 29. *Le nœud* concert *dans la figure 6.4-(b) reçu après la matérialisation de* getEvents *a comme attributs (qui ne sont pas représentés sur la figure)* source(concert) = getEvents *et* sentby(concert) = getEvents. *La copie de ce nœud dans le résultat de* $getConcerts('Paris')$ *(figure 6.5-(c)) aura comme attributs* source(concert) = getEvents *et* sentby(concert) = getConcerts.

Dans la suite de ce chapitre nous allons montrer comment estimer l'importance d'un service à l'aide de l'utilisation des nœuds des données $produced(s) = \{n \mid source(n) = s\}$ qu'il a générées par d'autres requêtes du système. Par exemple, si nous considérons le document de la figure 6.5-(b) et le service *getConcerts(p)*, nous voyons que seuls les services ayant produit de l'information contenue dans les éléments de type *concert* peuvent contribuer au service *getConcerts(p)*. Évidemment, cette contribution dépend des valeurs du paramètre p et de la définition de *getConcerts(p)*. Par exemple, une source ne peut pas contribuer en générant des éléments de type *exposition*. Cette discussion sera formalisée dans la section suivante.

6.3 Modèle de contribution

Nous souhaitons estimer l'importance d'un service s par la contribution de ses données $produced(s)$ à tous les appels de service (requêtes) durant une période donnée. Nous considérons dans la suite que chaque service connaît la source $source(n)$ originelle de chaque nœud XML n qu'il manipule, indépendamment du fait que ce nœud ait été reçu *directement* depuis la source ou *indirectement* de la part d'un service voisin qui n'est pas la source du nœud. Une configuration *préservant l'anonymité* où l'information sur la source originelle des nœuds est cachée aux services qui ne sont pas ses voisins directs est présentée dans la section 6.5.

6.3.1 Application du modèle générique

Nous montrons ici comment notre modèle générique de classement de services présenté dans le chapitre 3 peut être appliqué au classement de services et aux données qu'ils ont produites. La notion d'*utilisation de service* désigne ici l'accès aux données produites par le service pendant l'évaluation d'une requête afin de construire le résultat de la requête. Comme nous l'avons vu à la section 3.1.1, notre modèle s'appuie sur une fonction de trace. Dans le cadre d'un entrepôt de documents ACTIVEXML, la fonction de trace enregistre, pour chaque couple de services (s_i, s_j) les instants où s_i a accédé aux données produites par s_j (c'est à dire aux nœuds XML n tels que $source(n) = s_j$). Formellement, la définition de la fonction de trace d'utilisation de services devient :

Définition 28 (fonction de trace d'accès aux données)**.** *Soit $\mathcal{S}$ un ensemble fini de services identifiés, tels que chaque service s_i peut utiliser pendant ses appels les données produites par d'autres services s_j. Une* fonction de trace d'accès aux données $\Lambda_d : \mathcal{T} \times \mathcal{S} \times \mathcal{S} \rightarrow 2^{\mathcal{T}}$ *retourne pour chaque instant $t \in \mathcal{T}$ et chaque paire de services distincts (s_i, s_j), l'ensemble d'estampilles $\Lambda_d(t, s_i, s_j) = \{\tau | \tau \leq t\}$ qui représente la partie de $\mathcal{T}$ constituée de tous les instants auxquels s_i a utilisé des données (nœuds) provenant de s_j pendant ses appels avant t.*

A noter qu'au moment t où s_i utilise les données produites par s_j ces données peuvent être déjà matérialisées ou non dans les documents sur lesquels la requête correspondant à l'appel de s_i est évaluée. L'utilisation par un service s_i d'une donnée provenant d'un service s_j se traduira par un nouvel enregistrement dans $\Lambda_d(t, s_i, s_j)$, que la donnée se trouve sur le pair de s_i (donnée matérialisée) ou pas (donnée alors obtenue par un appel lors de son utilisation). Par conséquent pour chaque couple (s_i, s_j), les instants enregistrés dans Λ_d sont les instants d'appel de service si à chaque instant t quand s_i a eu besoin des données de s_j, s_i n'a pas utilisé des réponses obtenus précédemment de la part de s_j, mais il les a obtenues en faisant des appels de service.

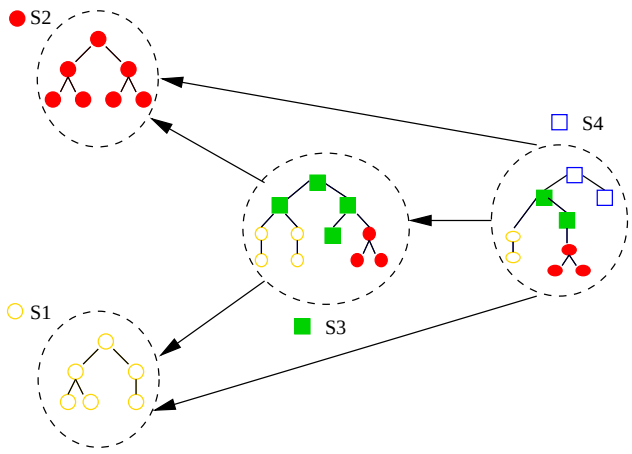


FIG. 6.6 – Exemple de graphe d'accès aux données

Puisque dans cette configuration nous connaissons la source originelle de chaque nœud *n*, la fonction de trace enregistre les liens d'utilisation entre des couples de services (s_i, s_j) qui ne sont pas des voisins directs dans le graphe d'appels de service.

Exemple 30. *Considérons à nouveau l'exemple présenté dans la figure 6.1. Le service S_4 utilise dans son évaluation les données produites par S_1, S_2 et S_3 qui sont intégrées dans ses documents locaux. A chaque instant quand un appel à S_4 est exécuté et que la requête Q_4 a utilisé dans son évaluation les données de S_1, cet instant est enregistré dans $\Lambda_d(t, S_4, S_1)$. Il existe en conséquence des liens d'utilisation de S_4 à S_1, même si S_4 n'appelle pas directement S_1, mais S_3.*

Le graphe d'utilisation, que nous appelons pour ce type d'applications *le graphe d'accès aux données*, reliera donc chaque source de données à tous les services les ayant utilisées.

Exemple 31. *Supposons qu'à l'instant t les traces d'utilisation $\Lambda_d(t, S_3, S_1)$ et $\Lambda_d(t, S_3, S_2)$ contiennent les instants jusqu'à t quand S_3 a utilisé les données produites par S_1 et S_2, et $\Lambda_d(t, S_4, S_1), \Lambda_d(t, S_4, S_2)$ et $\Lambda_d(t, S_4, S_3)$ les instants où S_4 a utilisé les données de S_1, S_2 et S_3. Si ces traces ne sont pas vides, la figure 6.6 montre le graphe d'accès aux données qui correspond à l'utilisation des données des services dans la figure 6.1.*

Il est important de souligner que le modèle de contribution basée sur l'utilisation des données quand nous connaissons les sources originelles des données est un cas particulier, plus simple, du modèle générique présenté au chapitre 3. En effet, puisque chaque source originelle des données est connue par tous les autres services du système, il n'y a pas de notion de contribution indirecte due à l'utilisation indirecte d'un service à travers d'autres services du système. Nous n'avons ici que des contributions de service directes, autrement dit tous les chemins d'utilisation sont de longueur 1. Dans ce cas, l'importance d'un service est définie en fonction de sa contribution directe à tous les services du système.

Nous introduisons maintenant différentes définitions de contribution de données suivant les niveaux d'agrégation des données considéré, afin d'arriver à la définition de la contribution effective directe π_{ji} d'un service s_j à un service s_i définie dans notre modèle générique. La contribution effective de s_j à s_i est définie en fonction de la contribution des données de s_j à s_i, que nous allons présenter par la suite.

6.3.2 Contribution des données

Nous estimons tout d'abord la contribution d'un nœud de données à un seule requête. La contribution d'un nœud XML *n* à une requête *q* donnée dépend de son utilisation durant l'évaluation de *q* qui se traduit par sa présence dans les embeddings $\mathcal{E}(q)$ de *q*. Prenons par exemple la requête de la figure 6.5. Les différents nœuds du document jouent différents rôles durant l'évaluation de la requête. Certains nœuds sont inutiles (*exposition*), certains sont seulement nécessaires pour accéder à l'information (*événements, lieu*) et certains nœuds sont utilisés à la fois pour accéder et pour sélectionner l'information (*concert, artiste, date, ville*).

Contribution d'un nœud à un embedding

La contribution d'un nœud n à une requête q donnée est définie par la somme de ses contributions $\mathcal{C}(n,\rho)$ à tous les embeddings $\rho \in \mathcal{E}(q)$. Cette contribution reflète sa contribution pour accéder (score d'accès) et pour sélectionner (score de sélection) les « informations d'intérêt » pour q :

(i) tout nœud de donnée $n \in \rho$ dans le embedding de q est nécessaire pour accéder à l'information pertinente pour la requête et son score d'accès dépend de ses descendants qui sont des nœuds témoins pertinents dans ρ_q auxquels ce nœud permet d'accéder. Tous les nœuds de document qui ne sont pas dans ρ ont un score d'accès de 0.

(ii) tout nœud n dans le témoin ρ_q d'un embedding donné ρ correspond à une donnée qui a été explicitement mentionnée dans la requête afin d'extraire de l'information (étiquette de nœud, prédicat de sélection) et son score de sélection reflète son « degré d'intérêt » pour cette information.

Ces deux heuristiques sont illustrées par la fonction de score de contribution normalisée $\mathcal{C}(n,\rho)$ dans l'équation suivante :

$$\mathcal{C}(n,\rho) = \alpha \times \overbrace{\frac{|n//\rho_q|}{\sum_{n' \in \rho} |n'//\rho_q|}}^{score\,d'accès} + (1-\alpha) \times \frac{\overbrace{is\_witness(n)}^{score\,de\,sélection}}{|\rho_q|} \tag{6.1}$$

où $\alpha \in [0,1]$, $is\_witness(n) = 1$ si n est un nœud témoin *pertinent* avec pour étiquette $\lambda(n) \neq *$, et vaut 0 sinon, $|\rho_q|$ est le nombre de nœuds témoins pertinents dans ρ_q et $n//\rho_q$ est l'ensemble des nœuds témoins pertinents n' qui sont descendants de n (y compris n) dans le embedding ρ.

Le facteur $\alpha \in [0,1]$ permet de donner plus ou moins d'importance au score de sélection vis à vis du score d'accès. Le score d'accès traduit l'« importance d'accès » de n en considérant le nombre de nœuds témoins pertinents qui sont descendants du nœud n.

Tous les nœuds témoins pertinents ont le même score de sélection normalisé $1/|\rho_q|$, ce qui signifie que le score de sélection d'un nœud témoin n diminue lorsque le nombre de nœuds d'intérêt dans q augmente. Une justification derrière ceci est que le score de sélection d'un nœud n doit refléter son importance relative par rapport aux autres nœuds dans l'arbre témoin ρ_q afin de pouvoir sélectionner dans l'ensemble de documents sur lesquels q est évaluée l'embedding ρ et les informations qu'il contient.

Nous remarquons que la contribution d'un nœud à une requête donnée dépend de la façon dont le service a été défini. Par exemple, si le nœud *événements* avait été mentionné explicitement dans $getConcerts(p)$ la contribution du nœud *événements* dans le document de la figure 6.5-(b) augmenterait d'un score de contribution de sélection positif (actuellement son score de sélection est 0). Des modèles plus sophistiqués associant des poids aux nœuds des requêtes comme dans le modèle TIX [7] pourraient également être utilisés pour pondérer les nœuds des requêtes d'après certains besoins de l'utilisateurs ou de l'application.

Contribution d'un nœud à une requête

La *contribution d'un nœud à une requête q* est définie par sa contribution normalisée à tous les embeddings de q :

$$\mathcal{C}(n,q) = \frac{1}{|\mathcal{E}(q)|} \times \sum_{\rho \in \mathcal{E}(q)} \mathcal{C}(n,\rho) \tag{6.2}$$

Exemple 32. *Prenons notre exemple courant et supposons* $\alpha = 1/3$. *Le nœud racine* événements *contribue avec un score d'accès positif aux deux embeddings* ρ_1 *et* ρ_2 *:* $\mathcal{C}(\textit{événements}, \rho_1) = \alpha \times 4/11 + (1-\alpha) \times 0 = 4/33$ *(*$|\textit{événements}//\rho_1| = |\textit{concert}//\rho_1| = 4$, $|\textit{artiste}//\rho_1| = |\textit{date}//\rho_1| = |\textit{ville}//\rho_1| = 1$*) et* $\mathcal{C}(\textit{événements}, \rho_2) = 1/3 \times 4/12 = 4/36$. *Observons que la contribution de* événements *à* ρ_2 *est moins importante à cause du nœud* lieu *qui est aussi nécessaire afin d'accéder au nœud* ville *dans l'embedding* ρ_2. *Le nœud* exposition *a évidemment deux scores de contributions valant zéro* $\mathcal{C}(\textit{exposition}, \rho_1) = \mathcal{C}(\textit{exposition}, \rho_2) = 0$ *et le nœud* lieu *contribue seulement à l'embedding* ρ_2, $\mathcal{C}(\textit{lieu}, \rho_2) = 1/3 \times 1/12 = 1/36$. *Son fils* ville *obtient la même contribution d'accès augmentée par une contribution de sélection positive :* $1/3 \times 1/12 + 2/3 \times 1/4 = 7/36$. *Observons aussi que les deux nœuds* nom *et* age *ne sont pas considérés comme contribuant à la requête bien qu'ils fassent partie de son résultat. Ceci est raisonnable puisqu'ils contribuent seulement à l'évaluation d'autres requêtes qui les reçoivent comme résultats.*

Contribution d'un nœud à un service

Connaissant la contribution d'un nœud à une requête unique, nous pouvons maintenant agréger ces contributions sur une séquence de requêtes qui sont des appels d'un service donné. Nous considérons que la contribution d'un nœud n à un service s donné est une agrégation de la contribution de n à tous les appels de services q reçus par s qui sont dans l'« historique des appels » de s. Afin de prendre cet historique en considération, nous désignons par $\mathcal{C}(n,s,\tau)$ la contribution du nœud n à s à l'instant τ.

Nous supposons d'abord que la contribution d'un nœud n à un service s décroît avec l'ancienneté du dernier appel q à s qui a utilisé n. Plus précisément, si τ_i correspond à l'instant du dernier accès à n par le service s, la contribution $\mathcal{C}(n,s,\tau)$ de n à s à l'instant $\tau \geq \tau_i$ est définie comme suit :

$$\mathcal{C}(n,s,\tau) = \mathcal{C}(n,s,\tau_i) \times \phi(\tau_i,\tau) \tag{6.3}$$

où ϕ est une fonction d'*ancienneté* qui décroît avec la longueur de l'intervalle de temps $(\tau - \tau_i)$ afin de représenter l'ancienneté du dernier appel de s. Un exemple d'une telle fonction est $exp(-(\tau - \tau_{i-1})/T)$, où T permet de fixer la période après laquelle la contribution de n est divisée par 2 si il n'est plus utilisé lors de l'évaluation de s.

A chaque appel de service q de s à l'instant τ les scores de contribution $\mathcal{C}(n,s,\tau)$ de *tous les nœuds n qui contribuent à s* (c'est à dire les nœuds n tels que leur contribution à s est positive) sont mis à jour avec leur contribution nœud-à-requête $\mathcal{C}(n,q)$ actuelle (cf. équation 6.2) comme suit :

$$\mathcal{C}(n,s,\tau) := (1-\beta) \times \mathcal{C}(n,s,\tau) + \beta \times \mathcal{C}(n,q) \tag{6.4}$$

La valeur $\mathcal{C}(n,s,t_0)$ est initialisée à 0 pour tous les nœuds n. Le facteur de *réminiscence* $\beta \in (0,1]$ contrôle l'impact de la nouvelle contribution de n calculée à l'instant d'accès τ sur la contribution de n à s (si $\beta = 1$, la contribution d'un nœud dépend seulement de sa contribution au dernier appel à s).

Maintenir ces scores de contribution pour tous les nœuds n et tous les services s est évidemment trop coûteux. Nous montrerons dans la suite qu'il est possible d'agréger toutes les valeurs de contribution des nœuds d'une source et de maintenir seulement le score de contribution agrégé d'une source s pour un service s' donné.

6.3.3 Contribution des sources

Nous pouvons maintenant définir la contribution effective d'un service s_j à d'autres services s_i du système en fonction de la contribution des données dont il est la source. La contribution d'une source s_j à s_i et calculée comme une agrégation sur les valeurs de contribution effective de s_j aux requêtes q_i qui sont des appels du service s_i.

Contribution d'une source à une requête

Nous définissons la contribution d'une source s_j à une requête q_i donnée comme étant la contribution totale à q_i de tous les nœuds n que s_j produit :

$$\mathcal{C}(s_j,q_i) = \sum_{n \in produced(s_j)} \mathcal{C}(n,q_i) \tag{6.5}$$

Contribution d'une source à un service

La contribution effective direct du service s_j au service s_i, que nous avons défini et notée π_{ji} dans notre modèle générique (voir la définition 3, page 51), peut être calculée de deux façons différentes.

Tout d'abord, la contribution d'une source s_j à un service s_i à un instant τ donné est la contribution totale à s_i à l'instant τ de tous les nœuds de données produits par s_j :

$$\pi_{ji}(\tau) = \sum_{n \in produced(s_j)} \mathcal{C}(n,s_i,\tau) \tag{6.6}$$

Cette équation est basée sur la contribution à l'instant τ de tous les nœuds *n* produits de s_j, qui est calculée avec l'équation 6.3.

D'autre part, la contribution de s_j à s_i peut également être définie de manière équivalente par sa contribution à toutes les requêtes q_i du service s_i (cf. équation 6.5). Ceci est montré dans la suite.

La contribution effective d'une source s_j à un service s_i donné décroît avec l'ancienneté du dernier instant quand s_i a utilisé les données de s_j. Si τ_i correspond au dernier instant où s_i a utilisé les données de s_j, la contribution de s_j à s_i à l'instant $\tau \geq \tau_i$, (définie dans l'équation 6.6), peut être réécrite en utilisant l'équation de la contribution d'un nœud à un service (équation 6.3) comme étant :

$$\begin{aligned} \pi_{ji}(\tau) &= \sum_{n \in produced(s_j)} \mathcal{C}(n, s_i, \tau_i) \times \phi(\tau_i, \tau) \\ &= \pi_{ji}(\tau_i) \times \phi(\tau_i, \tau) \end{aligned} \tag{6.7}$$

où ϕ est la fonction d'ancienneté définie précédemment.

Il est alors possible de généraliser l'équation 6.4 pour calculer la contribution effective entre deux services :

$$\pi_{ji}(\tau) = (1-\beta) \times \pi_{ji}(\tau) + \beta \times \mathcal{C}(s_j, q_i) \tag{6.8}$$

où $\pi_{ji}(t_0)$ est initialisée à 0, $\mathcal{C}(s_j, q_i)$ est la contribution d'un service à une requête (équation 6.5) et β est le facteur de réminiscence comme présenté auparavant. Cette équation exprime le fait que pour estimer la contribution d'une source s_j à un service s_i donné, il est suffisant de mettre à jour (lors de chaque appel de service q_i de s_i) la contribution de toutes les sources s_j dont les données ont été utilisées par s_i (au lieu de mettre à jour la contribution de tous les nœuds comme présenté dans l'équation 6.4).

Résumé des notations utilisées

Les différentes définitions ont été résumées dans le tableau 6.1.

6.4 Calcul d'importance

Dans la section précédente nous avons montré comment estimer la contribution d'un nœud de données à une requête ou à un service (ensemble de requêtes) dans le système. Les scores de contribution effective sont utilisés pour définir l'importance des nœuds et des sources par leur contribution à tous les services du système.

Notation	Description	Définition
$\mathcal{C}(n,q)$	contribution d'un nœud n à un appel de service (requête) q	équation 6.2
$\mathcal{C}(n,s,\tau)$	contribution d'un nœud n à un service s à τ	équation 6.3
$\mathcal{C}(s,q)$	contribution d'un service s à un appel de service q	équation 6.5
$\pi_{ij}(\tau)$	contribution d'une source s_i à un service s_j à τ	équation 6.6
$I(n,\tau)$	importance d'un nœud n à l'instant τ	équation 6.9
$I_i(\tau)$	importance d'un service s_i à l'instant τ	équation 6.10

TAB. 6.1 – Valeurs de contribution et d'importance

6.4.1 Importance des nœuds

Les scores de contribution peuvent être utilisés de différentes manières pour le classement de données, suivant la façon dont ils sont agrégés.

Importance locale

Tout d'abord nous pouvons calculer pour un certain document d placé sur un pair une *importance locale au document* $I(n,d,\tau)$ de chacun de ses nœuds XML n, en agrégeant les valeurs de contribution de n à toutes les requêtes évaluées sur ce document. L'importance locale au document estime l'utilisation de chaque nœud n dans un document donné. Elle peut être utile afin de décider quelles parties d'un document devraient être matérialisées (les fragments avec une importance élevée) et quelle parties devraient être au contraire calculées dynamiquement [2].

Exemple 33. *Par exemple, si beaucoup de requêtes évaluées sur le document de la figure 6.4-(b) sont intéressées par les informations concernant les concerts de U_2, le nœud* concert *retourné par* getAgenda *est plus important que le nœud* exposition *et* concert *retournés par* getEvents*. Par conséquent, si nous devons décider quel service matérialiser, nous pouvons choisir en priorité* getAgenda *puisque ses données sont utiles à plus de clients, alors que* getEvents *peut être matérialisé dynamiquement, lorsqu'un client a besoin d'accéder à ses données.*

Importance globale

L'importance locale au document peut être agrégée sur toutes les répliques d'un nœud n donné afin d'obtenir l'*importance globale d'un nœud* $I(n,\tau)$ comme défini dans l'équation 6.9. L'importance $I(n,\tau)$ d'un nœud n à l'instant τ peut être définie comme étant sa contribution à *tous* les services du système $\mathcal{S}$ qui utilisent ce nœud lors de leur évaluation jusqu'à l'instant τ :

$$I(n,\tau) = \sum_{s \in \mathcal{S}} \mathcal{C}(n,s,\tau) \tag{6.9}$$

Cette importance agrège la contribution basée sur l'utilisation de n et de ses répliques dans le système. L'importance des données pourrait être utilisée pour estimer leur « prix ». Par exemple,

considérons une source qui fournit une liste détaillée des centres d'intérêt touristiques en Europe. Si cette liste est répliquée et interrogée sur plusieurs pairs, alors les informations contenues dans cette liste peuvent être considérées comme étant d'intérêt pour beaucoup d'utilisateurs, et avoir par conséquent un prix élevé. Une autre application serait le rafraîchissement des données dans un système distribué. On pourrait imaginer que si une certaine donnée est très répliquée et utilisée, elle devrait alors être rafraîchie en priorité.

6.4.2 Importance des services

L'importance $I_j(\tau)$ d'une source s_j à τ peut être définie par :

(i) la somme de ses contributions à *tous* les services du système $\mathcal{S}$ (conformément au modèle présenté au chapitre 3) et, de manière équivalente pour cette application, par

(ii) l'importance totale de tous ses nœuds.

L'importance d'un service $s_j \in \mathcal{S}$ est par conséquent calculée comme étant :

$$I_j(\tau) = \sum_{s_i \in \mathcal{S}} \pi_{ji}(\tau) = \sum_{n \in produced(s_j)} I(n,\tau) \tag{6.10}$$

où $\pi_{ji}(\tau)$ est calculé comme présenté dans l'équation 6.7.

Dans ce cas, un service est important s'il contribue avec beaucoup de nœuds de données à l'évaluation de requêtes, et l'importance de service peut être considérée comme une mesure de popularité basée sur l'utilisation.

L'importance d'une source peut être utilisée comme heuristique pour trier les résultats des requêtes de recherche. Par exemple, si un utilisateur s'intéresse aux dernières informations (« news »), alors les informations produites par une source dont les données sont répliquées et fortement interrogées sont plus importantes. En effet, si cette source est importante, alors nous pouvons considérer qu'en général elle produit des informations qui intéressent un grand nombre d'utilisateurs.

Les valeurs d'importance dépendent du temps et combinent des scores de contribution de nœuds à des requêtes distribuées. Le principal problème est alors de collecter et de rafraîchir efficacement les estimations de contribution et d'importance distribuées. Le calcul d'importance doit avoir accès aux valeurs de contribution effective entre chaque couple de services. Une solution est de définir un catalogue de services centralisé qui stocke les valeurs de contribution entre les différentes paires de services. Chaque service rafraîchit alors régulièrement ce catalogue avec les nouvelles valeurs de contribution qu'il a calculées pour d'autres services. Cela signifie en particulier que chaque service connaît la source de chaque nœud, ce qui pourrait être restrictif dans certaines applications. Une solution différente est présentée dans la section suivante, où la contribution des sources peut être calculée de manière distribuée sans révéler l'identité de la source.

6.5 Contribution indirecte

Dans la section précédente nous avons supposé que chaque service connaît la source s de chaque nœud donnée qu'il utilise. Dans cette section nous utilisons la notion de *contribution indirecte* d'un service s_j à un service s_i à travers d'autres services du système, pour estimer l'importance d'un service sans propager son identité dans le réseau.

Considérons trois services $s_i \rightarrow s_k \rightarrow s_j$, les arcs d'un service vers un autre signifiant que le premier utilise les données du deuxième. Dans le cas anonyme, nous ne connaissons pas les sources originelles de données manipulées par chaque service, mais seulement les services voisins qui lui ont envoyé ces données. Ainsi, par exemple, tous les nœuds n reçus par s_i de la part de s_k ont comme attribut $sentby(n) = s_k$, indépendamment de leur source ($source(n)$ est inconnu).

Puisque les sources originelles de données sont inconnues, le calcul de contribution et d'importance précédent ne peut pas s'appliquer dans le contexte anonyme. Dans cette situation, s_i calcule la *contribution directe du service* s_k en fonction de la contribution de tous les nœuds n tels que $sentby(n) = s_k$. La définition de l'importance de services est basée sur la contribution totale sur des chemins d'utilisation, de manière similaire à la définition générique de l'importance que nous avons donnée dans le chapitre 3.

Exemple 34. *Considérons par exemple la figure 6.1, sur laquelle le service S_4 utilise le résultat R_3 reçu par l'appel de service Q_3 au service S_3. Ensuite, puisqu'il connaît l'origine de chaque nœud dans le résultat, S_4 peut précisément calculer la contribution de S_1, S_2 et S_3 à un appel de service Q_4.*

Supposons maintenant que les services S_1 et S_2 veulent préserver leur anonymité et seul leur client (direct) S_3 sait qu'ils sont les sources des données qu'ils ont envoyées à S_3. Tous les nœuds n dans les réponses envoyées par S_3 à S_4 ont comme attribut $sentby(n) = S_3$ ($source(n)$ est inconnu). La stratégie précédente ne peut alors plus être appliquée puisque dans ce cas S_4 ignore la source des nœuds de données reçus dans le fragment R_3.

Chemins d'utilisation : Observons que dans ce cas la fonction de trace enregistre seulement des liens d'utilisation entre des couples de services (s_i, s_j) qui sont tels que s_i appelle s_j pour obtenir ses données. Le graphe d'accès aux données défini à partir des traces a dans ce cas les mêmes arrêtes que le graphe d'appels de services défini dans le chapitre 4.

Exemple 35. *Dans l'exemple précédent, les instants où le service S_4 utilise les nœuds envoyés par S_3 pour évaluer ses requêtes Q_4 jusqu'à t sont enregistrés dans $\Lambda_d(t, S_4, S_3)$.*

Les traces d'accès des données jusqu'à l'instant t sont $\Lambda_d(t, S_4, S_3)$, $\Lambda_d(t, S_3, S_2)$ et $\Lambda_d(t, S_3, S_1)$. Si ces traces ne sont pas vides, le graphe d'accès aux données est celui illustré sur la figure 6.7.

Nous allons expliquer le calcul de la contribution directe et rappeler le calcul d'importance sur un chemin introduit dans le chapitre 3.

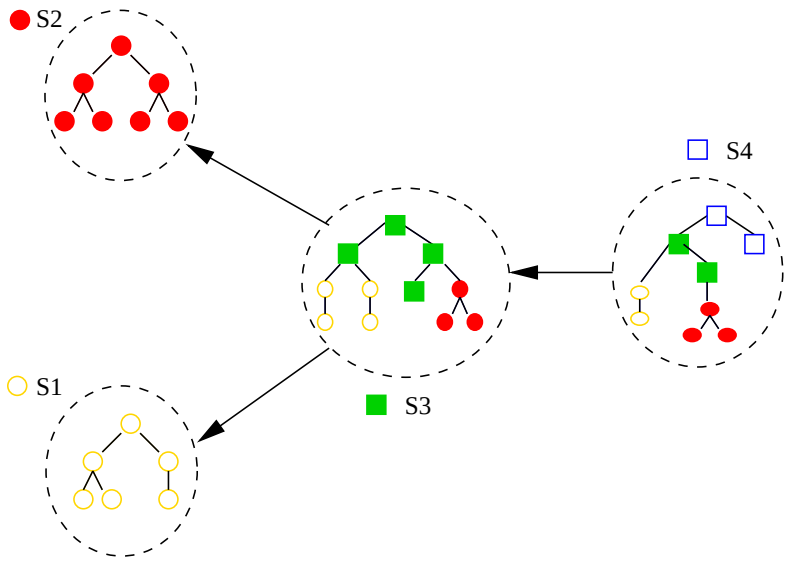


FIG. 6.7 – Graphe d'accès aux données pour des sources anonymes

Contribution directe dans le cas anonyme : Le *score de contribution effective directe* $\pi^a_{jk}(\tau)$ à l'instant τ d'un service s_j à un service client s_k est la somme des scores de contribution de tous les nœuds *n envoyés* par s_j à s_k ($sentby(n) = s_j$). Ce score est calculé de façon similaire à celui défini dans l'équation 6.6 (page 140), en remplaçant *produced* par *sentby* :

$$\pi^a_{jk}(\tau) = \sum_{sentby(n)=s_j} C(n, s_k, \tau) \tag{6.11}$$

Observons que le score de contribution directe $\pi^a_{jk}(\tau)$ prend à la fois en compte la contribution des nœuds produits par s_j ($n \in produced(s_j)$) et celle des nœuds envoyés par s_j dont il n'est pas la source.

Exemple 36. *S_4 calcule la contribution directe de S_3 en fonction de tous les nœuds reçus dans R_3. La contribution directe $\pi^a_{34}(\tau)$ prend en compte la contribution des nœuds dont la source originelle peut être S_1, S_2 ou S_3.*

Calcul d'importance sur un chemin d'utilisation : Nous allons expliquer ce calcul sur la figure 6.8. Le service s_k envoie à s_j non seulement sa contribution directe $\pi^a_{jk}(t)$ (équation 6.11), mais aussi une partie du score de contribution total $\nu_{ki}(t)$ qu'il reçoit à son tour de la part de son client $s_i \in In(t, s_k)$. Le nœud s_k, qui est conscient de la façon dont il a construit les réponses qu'il a envoyées à s_i, distribue une partie du score reçu de la part de s_i au service s_j, conformément à sa *contribution indirecte*. La *contribution indirecte* ω_{jki} de s_j à s_i à travers s_k estime la partie de la

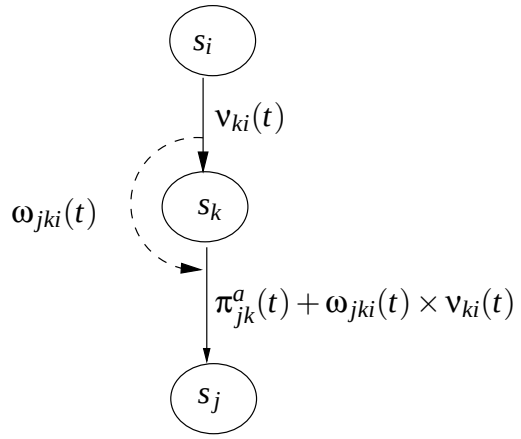


FIG. 6.8 – Calcul d'importance sur un chemin

contribution $\nu_{ki}(t)$ qui est due aux nœuds produits par s_j qui ont été envoyés à s_i à travers s_k.

Le score d'importance transmis sur un chemin d'utilisation a été introduit dans l'équation 3.5 (page 53) dans le chapitre 3. Nous allons rappeler ici son calcul :

$$\nu_{jk}(\tau) = \pi^a_{jk}(\tau) + \sum_{s_i \in In(\tau, s_k)} \omega_{jki}(\tau) \times \nu_{ki}(\tau) \tag{6.12}$$

Le *score de contribution totale* $\nu_{jk}(\tau)$ transmis à s_j par un service s_k donné inclut le score de contribution directe de s_j à s_k et une *fraction* du score de contribution totale $\nu_{ki}(\tau)$ reçu par s_k de la part de tous ses clients $s_i \in In(\tau, s_k)$.

Exemple 37. *Par exemple, le score reçu par* S_1 *de la part de* S_3 *dépend du score de* contribution directe *de* S_1 *à* S_3*, ainsi que d'une partie du score de contribution de* S_3 *à* S_4 $\nu_{34}(t)$*, conformément à la contribution indirecte* $\omega_{134}(t)$ *:*

$$\nu_{13}(\tau) = \pi_{13}(\tau) + \omega_{134}(\tau) \times \nu_{34}(\tau)$$

Chaque service s_k doit distribuer les scores reçus de la part d'un service client $s_i \in In(t, s_k)$ aux services $s_j \in Out(t, s_k)$ dont les données participent aux *résultats* envoyés par s_k à s_i. Le facteur $\omega_{jki}(\tau)$, correspondant à la contribution générique indirecte introduite dans le chapitre 3 (définition 4, page 51), estime la contribution relative des nœuds envoyés par s_j à s_i à travers les résultats produits par s_k. En particulier, si le service s_k n'envoie aucun des nœuds qu'il a reçus de s_j à destination de s_i, alors ce facteur sera égal à 0. Estimer $\omega_{jki}(\tau)$ est une tâche difficile puisque s_k n'a aucune information sur la façon dont ses résultats sont utilisés par ses clients s_i et par les autres services du système.

Heuristique pour le calcul de contribution indirecte

Nous proposons dans la suite une heuristique simple qui estime la contribution indirecte $\omega_{jki}(\tau)$ comme étant proportionnelle au nombre de nœuds de s_j qui ont été envoyés par s_k à s_i. La contribution indirecte $\omega_{jki}(\tau)$ est calculée, de manière similaire à la contribution directe, en agrégeant les scores de contribution de s_j à s_i à travers chaque requête q_k.

Pour chaque requête q_k invoquée par s_i, la contribution indirecte de s_j au service s_i via q_k peut être définie par le nombre relatif de nœuds de s_j qui sont envoyés à s_i :

$$\omega(s_j, q_k, s_i) = \frac{|\mathcal{R}(s_j) \cap \mathcal{R}(q_k)|}{|\mathcal{R}(q_k)|}$$

où $\mathcal{R}(s_j)$ représente l'ensemble de nœuds n envoyés par s_j à s_k ($sentby(n) = s_j$) et $|\mathcal{R}(q_k)|$ est le nombre total de nœuds envoyés par q_k à s_i. Un service s_j contribue donc plus si le résultat de q_k contient plus de nœuds provenant de s_j.

Exemple 38. *Dans notre exemple, la contribution indirecte de S_2 à S_4 via la requête Q_3 est plus élevée que celle de S_1, puisque R_3 contient plus de nœuds qui viennent de S_2 que de S_1.*

La contribution indirecte $\omega_{jki}(\tau)$ à un instant donné τ doit être mise à jour à chaque requête q_k reçue par s_k de la part de s_i. Si τ_{i-1} correspond à l'estampille temporelle de la dernière requête q_k reçue de la part de s_i, le nouveau facteur de contribution relative pour une requête donnée à un certain instant τ_i peut être estimé par l'équation suivante :

$$\omega_{jki}(\tau_i) = (1-\delta) \times \omega_{jki}(\tau_{i-1}) + \delta \times \omega(s_j, q_k, s_i) \tag{6.13}$$

où le facteur δ est utilisé comme précédemment pour ajuster l'influence des nouvelles requêtes sur la contribution indirecte basée sur les requêtes précédentes.

Notons qu'afin de maintenir normalisée la contribution relative de tous les services s_j à s_i, les valeurs de contribution indirecte $\omega_{jki}(\tau_i)$ de *tous* les services s_j qui contribuent via s_k à s_i doivent être mises à jour, qu'ils aient été envoyés dans le résultat de q_k ou non. Si les nœuds de s_j ne sont pas utilisés dans q_k, alors $\omega(s_j, q_k, s_i)$ à τ_i est 0.

Remarquons également que cette formule ne fait pas décroître le facteur de contribution à l'aide d'une fonction d'ancienneté. En effet, le caractère récent de l'accès aux données de s_j par le service s_i et ses clients est déjà pris en considération dans le calcul de la contribution totale $\nu_{ki}(\tau)$ envoyée par s_i à s_k, dont une partie ω_{jki} est donnée à s_j.

Quelques heuristiques plus complexes

Nous considérons trois services $s_i \rightarrow s_k \rightarrow s_j$. Afin d'estimer la contribution indirecte $\omega_{jki}(t)$ de s_j à s_i, s_k doit estimer l'utilisation des nœuds de s_j qu'il a envoyés à s_i par d'autres requêtes du système.

Nous savons que la contribution d'un nœud n à une requête q est calculée en fonction de l'utilisation de n à dans les arbres embeddings et témoins de q. Par conséquent, afin d'estimer l'utilisation des nœus n de s_j par le service s_i, le service s_k doit estimer la contribution de n aux arbres embedding et témoins des requêtes q_i. Nous pouvons prendre en compte les heuristiques suivantes pour chaque nœud n dans le résultat $\mathcal{R}(q_k)$ envoyé par q_k à s_i :

– les nœuds dans un résultat $\mathcal{R}(q_k)$ qui sont plus proches de la racine ont, de par la définition d'un embedding, statistiquement plus de chance d'être accédés lors de l'évaluation d'une requête q_i que des nœuds plus bas dans les arbres $\mathcal{R}(q_k)$. La contribution indirecte des nœuds plus près de la racine doit être plus élevée que celle des nœuds plus proches des feuilles.

– le score de sélection de ces même nœuds dépend de la définition de s_i, et en particulier la probabilité que certains éléments ou données soient sélectionnés par une requête q_i. Par exemple si nous savons que s_i est un portail français, alors nous pouvons estimer qu'il est plus probable qu'il répondra aux requêtes qui sélectionnent l'élément ville avec la valeur *Paris* plutôt que *Londres*.

Afin d'estimer l'utilisation des nœuds n de s_j par d'autres services du système, à part s_i, nous devons savoir quels sont les nœuds qui vont être envoyés comme réponse par s_i à ses clients. Nous pouvons considérer que plus un nœud est proche du niveau des feuilles dans le résultat $\mathcal{R}(q_k)$ envoyé à s_i, plus il a de chance d'appartenir au résultat $\mathcal{R}(q_i)$ envoyé par s_i à ses clients et par conséquent d'être répliqué dans le système. En effet, rappelons que tout le sous-arbre ayant pour racine le plus petit ancêtre commun aux nœuds de la projection est retourné dans le résultat de la requête. Donc, plus un nœud est bas, plus il appartient à un grand nombre de sous-arbres, et par conséquent a des chances d'être transmis dans le résultat. Autrement dit les nœuds proches des feuilles ont une plus grande probabilité d'être utilisés par les services clients de s_i.

De ces heuristiques introduites ci-dessus, nous voyons que les nœuds situés proche de la racine des résultats envoyés par s_k à s_i ont un score estimé de contribution à des arbres embeddings et témoins important. En même temps, leurs score de contribution à des clients de s_i est plus faible que celui des nœuds proches des feuilles. Le fait que ces deux scores aient des valeurs opposées pourrait justifier notre première heuristique pour calculer la contribution indirecte, qui considère la même contribution pour tous les nœuds dans $\mathcal{R}(q_k)$, indépendamment de leur hauteur.

6.6 Implantation

Cette section décrit l'implantation du calcul d'importance de services ACTIVEXML dans le cas anonyme réalisée afin de tester la faisabilité de notre proposition. Après une présentation du calcul d'importance nous décrivons l'architecture du prototype implanté.

Calcul d'importance

Dans notre implantation actuelle, pour calculer la contribution directe d'un service s_j à un service s_k nous nous sommes basés sur les données produites par s_j qui sont renvoyées dans la réponse des requêtes q_k du service s_k. Nous considérons, contrairement au modèle de contribution que nous avons proposé, que seulement les nœuds qui se trouvent dans la réponse d'une requête ont contribué à cette requête. Nous considérons aussi que la contribution à une requête q_k est la même pour tous les nœuds dans son résultat. Plus précisément, l'équation 6.2 qui donne la contribution d'un nœud à une requête est remplacée par l'équation suivante :

$$\mathcal{C}(n, q_k) = \frac{1}{|\mathcal{R}(q_k)|}$$

Le calcul des autres valeurs de contribution reste inchangé.

Le calcul d'importance des services se fait par l'algorithme distribué asynchrone présenté dans la section 3.4.3(page 62) qui calcule l'importance $I_j(\tau)$ de chaque service s_j dans le système à un instant τ basée sur les valeurs de contribution directe et indirecte calculées jusqu'à τ. Les valeurs de contribution sont calculées localement par chaque service et, au moment du calcul, des valeurs d'importance ν_{jk} définies d'après l'équation 6.12 (page 145) sont échangées entre chaque service s_k et ses voisins dans $In(\tau, s_k)$ et $Out(\tau, s_k)$.

Architecture

Le calcul de l'importance de services a été implanté au dessus de la plate-forme ACTIVEXML [19]. La figure 6.9 montre notre extension d' ACTIVEXML pour le calcul de valeurs de contribution et d'importance. Les pairs communiquent en utilisant l'implantation SOAP de la plate-forme Apache AXIS.

Le calcul de contribution est fait à l'aide de *handlers* AXIS. Le handler *RequestHandler* intercepte les appels à tous les services qui participent au calcul d'importance et extrait l'identité de leur client à partir du message SOAP encapsulé dans le *MessageContext*. Le handler *ResponseHandler* intercepte quant à lui toutes les réponses à tous les appels de service (requêtes). Il calcule les valeurs de contribution, et étiquette les nœuds de la réponse en ajoutant/modifiant les valeurs des attributs *sentby*. Ceci est fait en changeant le message SOAP encapsulé dans le *MessageContext* avant de le transmettre à la chaîne de traitements du moteur AXIS.

L'étape d'étiquetage des nœuds consiste à fixer l'attribut *sentby* de tous les nœuds à l'identité du service dont les réponses sont interceptées. Nous utilisons des transformations XSLT de la représentation DOM du résultat afin de réaliser cet étiquetage. Les valeurs de contribution sont mémorisées et mises à jour chaque fois que *RequestHandler* intercepte un message sortant.

A cause du très grand nombre possible de mises à jour des valeurs de contribution et à cause des opérations d'agrégation sur ces valeurs nécessaires pour le calcul d'importance, notre

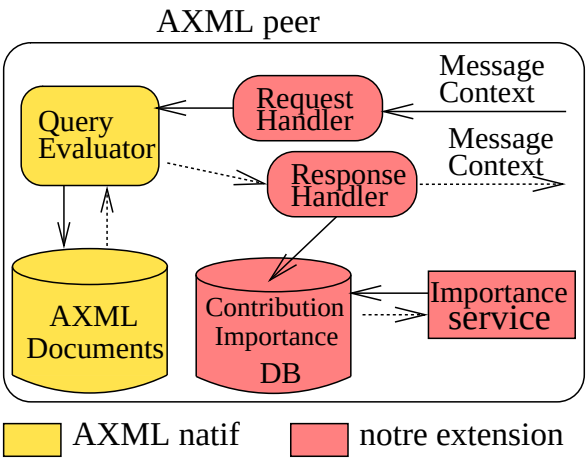


FIG. 6.9 – Architecture de l'implantation

implantation se base sur une base de données relationnelle (le SGBD HSQL [100]) pour mémoriser les valeurs de contribution. Nous utilisons deux tables, appelées Π et Ω, définies comme suit :

– $\Pi(s_k, s_j, \pi_{jk}, t)$ stockant pour chaque service s_k local et chaque service s_j distant les valeurs de contribution π_{jk} de chaque source s_j à l'évaluation du service local s_k, ainsi que l'estampille temporelle t du dernier accès de s_k aux données de s_j. Les tuples de Π sont mis à jour chaque fois que s_k utilise les données de s_j ;

– $\Omega(s_i, s_k, s_j, \pi_{jki}, \omega_{jki})$ stockant les valeurs de contribution indirecte ω_{jki} de s_j aux services s_i via le service local s_k. La valeur de π_{jki} est utilisée pendant le calcul d'importance pour stocker la partie de l'importance ν_{ki} reçue par s_k de la part de s_i qui doit être envoyée au service s_j. Cette valeur est calculée donc comme étant $\pi_{jki} = \omega_{jki} \times \nu_{ki}$. Les valeurs de contribution indirecte dans Ω sont mises à jour à chaque fois que s_k envoie une réponse à s_i.

Chaque pair p_j offre un service spécial, appelé le *Service d'Importance* (*SI*) qui a deux opérations, $set(s_j, s_k, val)$ et $get(s_j)$ permettant respectivement de fixer et d'obtenir l'importance du service s_j, où s_k est le nom du service qui donne la valeur d'importance *val* à s_j.

Nous avons réalisé des premiers tests sur des données réelles afin de tester la faisabilité de notre approche. Nous étudions l'augmentation de la taille des fichiers après le processus d'étiquetage, ainsi que le temps nécessaire pour l'étiquetage. Les fichiers que nous avons utilisés pour nos tests sont des fichiers provenant de DBLP, SWISSPROT, SIGMODRECORD, IMDB (Internet Movie Database) et NASA. Quelques-uns de ces fichiers (SIGMODRECORD et IMDB) ont été transformés en XML à l'aide du générateur *W4F*. Le tableau 6.2 présente les résultats obtenus pour des fichiers de différentes tailles. La lettre *s* désigne un seul document *XML* pour un article, les mesures dans ce cas représentant la moyenne des valeurs sur la collection de documents respective. La lettre *c* signifie fichiers « collection » (comme par exemple le fichier qui correspond à SIGMODRECORD). *size+* représente la taille du fichier après que tous les nœuds aient été marqués. Nous remarquons

data source	size	size$^+$	incr.	processing
SigmodRecord(s)	2.8 Ko	3.1 Ko	9%	5ms
Nasa(s)	49.5 Ko	56.2 Ko	13%	42ms
IMDB(s)	2.3 Ko	2.6 Ko	11%	5ms
SigmodRecord(c)	497 Ko	584 Ko	17%	354ms
Nasa(c)	25.1 Mo	29.3 Mo	16%	1.9s
SwissProt(c)	115 Mo	142 Mo	23%	8.2s
DBLP(c)	419 Mo	506 Mo	20%	24.7s

TAB. 6.2 – Coût du processus d'étiquetage

que le marquage des nœuds a un impact limité sur la taille du fichier (une augmentation comprise dans $[9\%, 23\%]$).Cette valeur dépend du nombre de nœuds et de la proportion de données "brutes"(« raw ») dans le fichier. Notre test montre également la vitesse à laquelle nous pouvons réaliser le marquage.

6.7 Classement de services RSS

Dans le cadre d'un stage de Master 2 Recherche nous avons implanté un prototype qui est une variante de notre méthode de classement de services et de données distribuées dans le contexte des flux RSS. Nous présentons ici l'idée générale ainsi que les principes de l'implantation.

Modèle de données et de services

Flux RSS : RSS (REALY SIMPLE SYNDICATION) désigne une famille de formats XML utilisés pour la syndication de contenu web. Ce système est habituellement utilisé pour diffuser les mises à jour de sites dont le contenu change fréquemment, typiquement les sites d'information ou les blogs. L'utilisateur peut s'abonner aux flux, qui l'informent des dernières mises à jour de l'information qui l'intéresse. L'abonnement se fait à l'aide de lecteurs de flux (comme ceux qui sont incorporés dans des navigateurs web existants) ou des portails d'agrégation personnalisables (tels que IGOOGLE et NETVIBES).

La structure minimale d'un flux RSS est la suivante :

Services RSS : Les services que nous avons considérés offrent la possibilité d'interroger et de filtrer des flux RSS stockés localement. Chaque service recherche des items contenus dans des flux RSS contenant un ensemble de mots clé donné. Un service est implanté sous forme de requête XPATH de la forme *//item[contains(.,« mots-clés »)]* où « mots-clés » sont les mots ou parties de mots que l'on souhaite voir apparaître dans les items de la réponse. La réponse de chaque service est une liste d'items donnée sous forme de flux RSS.

```
1 : <rss>
2 :   <item>
3 :     <title>Titre de la nouvelle</title>
4 :     <description>Description de la nouvelle</description>
5 :     <link>Lien vers une page web qui concerne la nouvelle</link>
6 :   </item>
7 :   <item>
8 :     ...
9 :   </item>
10: </rss>
```

Contribution et importance de données et de services : Le modèle de classement est basé sur les notes données par un expert sur les résultats de requêtes (services). Ce modèle dérive du modèle de classement présenté dans la section 6.3. Nous considérons que les nœuds qui contribuent à une requête sont ceux qui sont dans sa réponse et la contribution d'un nœud est estimée en fonction d'une note qui lui est attribuée par l'utilisateur. La contribution d'un service est calculée comme étant la moyenne des notes attribuées par l'utilisateur aux items dans ses résultats.

Implantation

Le but de cette implantation est de calculer l'importance d'un ensemble de services d'intégration et d'interrogation de flux RSS en fonction des notes reçues par leurs résultats pendant une période de la part de l'utilisateur. La notation des résultats des services se fait à travers une interface web.

Nous avons implanté plusieurs services RSS de même type. Chaque service est relié directement à différents flux RSS d'actualités présents sur le web comme par exemple ceux des journaux français LE FIGARO, LIBÉRATION, LE NOUVEL OBSERVATEUR, METRO, VINGT MINUTES, LE MONDE …. Les fragments de flux RSS présents sur les sites des différents journaux (auxquels sont reliés nos services web) contiennent en moyenne un nombre d'item très différent, allant de 12 seulement pour METRO jusqu'à 109 pour Libération. Chaque service peut aussi s'abonner aux autres services RSS de manière à récupérer une plus grande quantité d'informations.

Chaque service interroge périodiquement (toutes les 5 minutes) les services auxquels il est abonné et stocke les résultats reçus localement. En parallèle, l'utilisateur note à travers l'interface web les résultats des différents services. Les valeurs de contribution de chaque service dont les résultats sont notés sont stockées et envoyées régulièrement aux services concernés qui recalculent ainsi leur importance. La figure 6.10 illustre le fonctionnement de notre prototype.

Interrogation et Abonnements : Chaque service a une méthode *getItems(String XpathExpr)* qui prend comme paramètre une chaîne de caractères représentant la requête XPATH ainsi formulée.

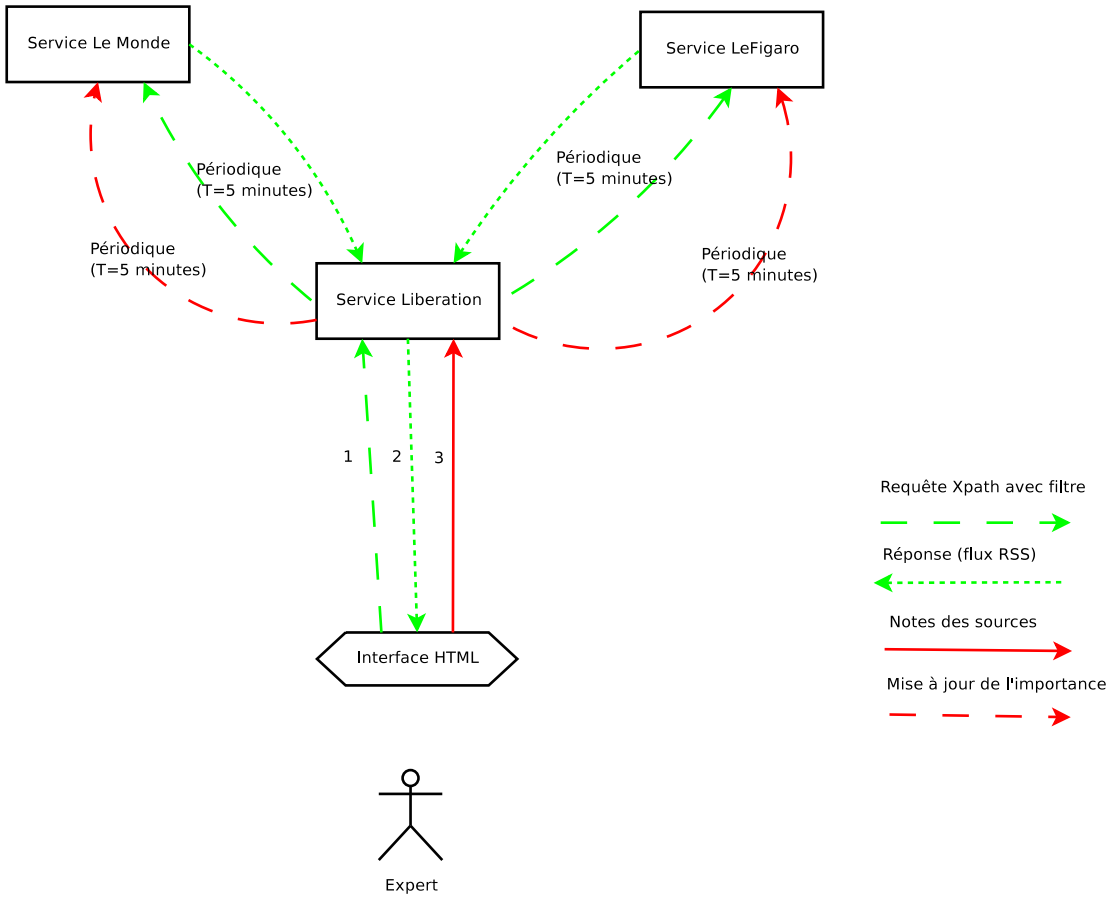


FIG. 6.10 – Scénario de fonctionnement de 3 services notés par une interface

Les abonnements de chaque service sont spécifiés dans un fichier de configuration XML, dont la structure est présentée dans la figure 6.7.

Chaque service interroge périodiquement (toutes les 5 minutes) le service cible, en appelant sa méthode *getItems* et stocke sa réponse dans un fichier local. Ainsi donc, pour créer un nouvel abonnement, il suffit d'ajouter un nouveau noeud XML dans ce fichier, en spécifiant l'adresse web du serveur auquel on souhaite s'abonner dans le nœud *epr* et les mots-clés dans un noeud *filter*.

Interface de notation : L'importance des services est calculée à partir d'une notation fournie par un « expert ». Nous avons développé une interface HTML/JAVASCRIPT, illustrée dans la figure 6.11 qui permet à l'utilisateur de réaliser les actions suivantes :

– Sélection du service à appeler

– Saisie du (des) mots clé

– Interrogation du service

```
1: <subscriptions>
2:  <subscription>
3:   <epr> addresse du services web auquel on souhaite s'abonner </epr>
4:     <filter>
5:       mots clé insérés dans l'expression XPath pour l'interrogation
6:     </filter>
7:   </subscription>
8:     ...
9: </subscriptions>
```

– Affichage du résultat (des items)

– Notation item par item

L'utilisateur (l'expert) peut attribuer à l'aide de l'interface les notes à chacun des items reçus en réponse : 0,1 (item peu pertinent), 0,5 (item acceptable) ou 1 (item très pertinent).

Calcul d'importance : Les valeurs de contribution de service sont calculées à partir des notes reçues à l'aide de l'interface. L'importance d'un service est la somme des contributions données par d'autres service. Nous avons implanté le calcul d'importance dans le cas où l'on connaît toutes les sources de données ainsi que dans le cas anonyme.

Lorsque l'expert clique sur le bouton *Noter*, l'interface calcule la contribution de chaque source de données comme étant la moyenne des notes. Ces valeurs de contribution sont renvoyées au service que l'on a choisi d'interroger, en appelant la méthode *setImportance()*, du service où elles sont stockées localement. Chaque service possède un fichier *importance.xml* dans lequel sont stockées toutes les données relatives à l'importance. Périodiquement, chaque service envoie les valeurs de contribution stockées localement aux services les ayant fournies (qui sont les sources originelles de données ou pas, en fonction du scénario choisi), en appelant leur méthode *setImportance()*.

Bilan : Ce premier travail nous a permis d'étudier la faisabilité de notre modèle à un contexte de publication de données à l'aide de flux RSS. Les résultats très encourageants obtenus sur un nombre restreints de sources de flux RSS nous permettent d'envisager un passage à l'échelle prochainement. De plus nous pensons intégrer ces travaux et ce prototype dans le projet RNTL WEBCONTENT.

6.8 Conclusion

Ce chapitre présente un modèle de classement de données XML et de services dans un entrepôt de données distribué [19] en s'appuyant sur le modèle générique présenté dans le chapitre 3.

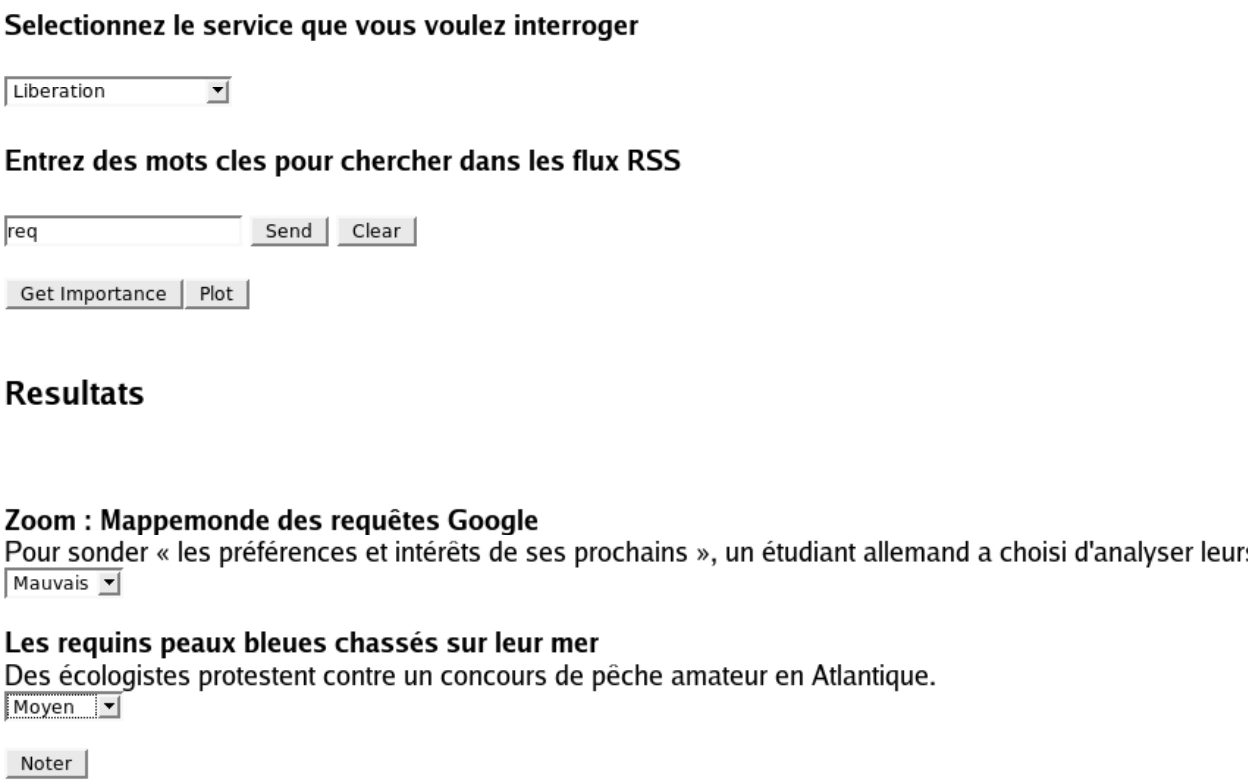


FIG. 6.11 – Interface de notation

Nos scores d'importance sont complémentaires des méthodes existantes qui classent les fragments réponses XML fondées sur des techniques de recherche d'information.

Nous considérons des services implantés comme des requêtes exprimées par des motifs d'arbre paramétrés et une liste de projection. La contribution a été définie à plusieurs niveaux de granularité : nœud XML, requête, service. La contribution des données est basée sur leur score de sélection et d'accès aux données d'intérêt pour les requêtes. La contribution d'une source est une agrégation des valeurs de contribution des données qu'elle a produites. Nous avons étudié le calcul de contribution et d'importance des sources dans un contexte où toutes les sources des données sont connues, ainsi que dans un contexte anonyme. Dans ce dernier cas, l'importance des sources ne peut plus être calculée directement sur la base de leur contribution directe, mais elle est calculée en distribuant des valeurs d'importance sur des chemins d'utilisation à l'aide des scores de contribution indirecte.

Nous avons réalisé une première implantation du calcul d'importance dans un contexte anonyme, au-dessus du système ACTIVEXML. Nous avons également décrit un prototype de classement de services d'intégration et d'interrogation des flux RSS qui utilise notre modèle d'importance.

Chapitre 7

Conclusion et perspectives

Cette thèse présente un modèle générique d'importance de services basé sur les liens de collaboration. Nous avons étudié trois applications de ce modèle pour : (i) le classement de services basé sur les appels, (ii) la définition de stratégies de cache distribuées et (iii) le classement de sources et de données basé sur l'utilisation des données.

Modèle générique d'importance de services

Nous proposons un modèle de classement générique basé sur la collaboration entre les services. Notre première intention a été de définir des scores d'importance qui peuvent être appliqués à différents types de « services ». Ainsi, notre modèle d'importance est générique et ne dépend pas d'un modèle de services particulier. La seule hypothèse faite est que le « service » à classer est un nœud dans un système, qui *communique* avec d'autres nœuds en échangeant des messages. Nous considérons ainsi qu'un *service* peut être par exemple un pair, un service de calcul, une requête, une exécution de requête, etc.

Notre modèle de classement est basé sur la notion de contribution d'un service, qui reflète les liens d'utilisation entre les services. Ainsi si un service *A* utilise un service *B*, on considère que *B contribue* au service *A*. Un premier problème auquel nous nous sommes confrontés a été de caractériser la notion de contribution de service. Nous distinguons entre l'utilisation/contribution d'un service par les appels qui reflète sa contribution aux autres services par les calculs qu'il fait pendant son exécution et l'utilisation/contribution d'un service par ses données. Dans notre modèle de classement de services, nous généralisons le calcul de contribution pour prendre en considération non seulement la contribution directe entre deux services, mais également la contribution *indirecte* d'un service à d'autres services du système, à travers ses clients directs. En effet l'information obtenue par *B* après l'utilisation de *C* a pu être nécessaire par la suite pour répondre au service *A* et récursivement à d'autres services du système. En utilisant ces deux notions de contribution (directe et indirecte) nous définissons la contribution d'un service sur des *chemins d'utilisation* à n'importe quel autre service. L'importance d'un service est sa contribution totale aux autres services, un service étant *important* s'il contribue beaucoup par son utilisation (ou celle de ses données) à d'autres services du système.

Le calcul d'importance de services est distribué sur les différents services du système, chaque service calculant ainsi sa propre importance. Nous avons proposé un algorithme de calcul *asynchrone* qui évite la génération des messages supplémentaires de calcul d'importance, en encapsulant les informations nécessaires au calcul d'importance dans les messages applicatifs.

Classement de services basé sur les appels

Nous avons appliqué dans un premier temps le modèle générique de classement de services au classement de services basé sur les appels et nous avons étudié la définition des scores de contribution entre les services dans ce contexte. Un service qui a besoin de plusieurs autres services pour ses exécutions doit définir d'abord *comment* chacun de ces services contribue par rapport aux autres. Il s'agit donc de donner aux différents services utilisés un score relatif qui estime la contribution locale *statique* des différents services à sa qualité, en fonction de la sémantique de l'application. Ce score de contribution est indépendant des appels effectués entre les services. Les instants des appels de services est pris en compte par des scores d'*usage de service*. Afin de caractériser la liaison entre les appels reçus de la part des clients et les appels qu'il fait à d'autres services, nous avons introduit le score d'*utilité d'appel*. Ainsi, un service *C* ne contribue pas à un service *A* lorsqu'il est utilisé par *B* si les appels de *B* vers *C* ne sont pas utiles pour les appels de *A* vers *B*. Les scores d'usage de service et d'utilité d'appel pondèrent la contribution statique, de telle manière qu'un service qui a une contribution statique élevée n'est pas important s'il n'est pas utilisé.

Nous avons implanté le calcul d'importance de services avec les algorithmes synchrone et asynchrone. Nos expériences ont montré qu'indépendamment de la topologie du graphe de services, l'algorithme asynchrone représente un meilleur choix que l'algorithme synchrone, puisqu'il permet de trouver les scores d'importance des services plus rapidement avec moins de messages échangés entre les services.

Stratégies de cache distribuées

Nous nous sommes posés ensuite le problème de l'utilisation des scores de contribution afin d'améliorer une stratégie de cache distribuée. Nous sommes partis du constat que le calcul d'importance de services permet de connaître quelle est sa contribution à tous les autres services du système sur tous les chemins d'utilisation.

Nous appliquons le calcul sur les chemins introduit dans le modèle de classement générique pour estimer l'*utilité* (le bénéfice) de mettre en cache une donnée pour optimiser les coût des requêtes du système. Nous avons analysé expérimentalement cette nouvelle heuristique de cache et nous l'avons comparée à une méthode de cache client-serveur qui ne prend pas en compte les chemins. Notre nouvelle politique de cache basée sur l'utilité sur les chemins s'est avérée plus adaptée dans le contexte distribué en réduisant les données matérialisés inutilement. Les expériences ont montré que la redondance de cache peut également être utile dans certains cas, notamment avec des fréquences de rafraîchissement élevées et pour améliorer le coût des requêtes moins populaires.

Classement de services basé sur les données

Le problème auquel nous nous sommes intéressés ensuite est l'application du modèle générique au classement des services par leurs données. Nous considérons qu'un service produisant des données est utilisé non seulement par les appels qu'il reçoit (appels qui demandent aussi des données) mais aussi par l'utilisation des données transmises dans ses réponses. Les services de données sont décrits par des requêtes (motifs d'arbre) sur des entrepôts locaux. La contribution d'un service dans ce cas dépend de la manière dont ses données contribuent à l'évaluation d'autres requêtes. Cette contribution est définie en analysant les différentes façons dont une donnée peut être utile pour évaluer une requête. Nous faisons la distinction entre les données qui sont d'intérêt pour la requête (c'est à dire les données mentionnées explicitement dans la définition de la requête) et les données dont on a besoin pour *accéder* à ces données. Une source (service) de données est alors importante si elle produit des données qui contribuent beaucoup à l'évaluation des requêtes dans le système. L'importance d'une source peut être estimée par la somme des contributions de ses données à toutes les requêtes. Dans un système où l'on ne connaît pas la source originelle des données, l'importance d'une source dépend de l'importance obtenue à travers les services par lesquels sont passées ses données. Il est important alors de connaître la manière dont chaque service doit distribuer l'importance qu'il reçoit parmi les sources qui ont participé a obtenir ces données. Nous avons implanté ce modèle de classement sur un système réel, ACTIVEXML.

Perspectives

Enrichissement du modèle de cache

Notre modèle de cache définit un score de cache pour chaque donnée qui est composé de deux parties : (i) le coût enregistré par le pair lorsqu'il reçoit la donnée et (ii) l'utilité de mettre cette donnée en cache sur chaque chemine d'évaluation de requête qui a accédé à cette donnée.

Estimation de coût : En ce qui concerne le coût, nous utilisons le dernier coût observé de la requête pour estimer le bénéfice de sa matérialisation. Il est possible que les serveurs qui ont fourni cette donnée aient aussi mis/enlevé des données dans leur cache ce qui implique que le coût d'évaluation de la requête ait pu changer. Une première extension de notre modèle de cache consiste à définir une estimation plus précise du coût d'une donnée qui est mise dans la mémoire cache d'un pair, en prenant en compte les changements possibles dans la mémoire de cache d'autres pairs sur son chemin d'évaluation.

Estimation des requêtes futures : Une mise en cache d'une donnée est effectivement utile s'il existe des requêtes futures qui vont l'utiliser.Dans notre calcul d'utilité nous estimons la probabilité qu'une requête sera exécutée dans le futur sur la base de sa fréquence dans le passé. L'estimation de l'utilisation future d'une donnée est en réalité plus compliquée et peut dépendre de trois facteurs : (i) la fréquence à laquelle les requêtes sont posées (ii) le changement dans la

topologie du graphe (les décisions de routage des pairs) et (iii) le rafraîchissement des données.

L'estimation de la fréquence des requêtes n'est pas un problème nouveau, et il existe en effet de nombreux travaux dans le contexte des stratégies de cache web [39] et des réseaux pair-à-pair [113]. Nous pensons que de telles techniques pourraient servir comme point de départ afin d'améliorer notre application de cache. Même si la fréquence des requêtes à optimiser est connue, la réception des chemins de ces requêtes par un certain pair est conditionnée par la dynamicité du réseau déterminée par la connexion/déconnexion des pairs (le « churn ») et par le routage des requêtes distribuées. Nous pensons appliquer des techniques d'analyse et de caractérisation du « churn » [172] et de la *durée de vie* des pairs dans le réseau pair-à-pair ainsi que des estimation des décisions de routage des pairs afin de déduire les chemins d'évaluation futurs.

Nous avons constaté expérimentalement que le coût de rafraîchissement des données avec notre méthode de cache est plus élevé si les données sont rafraîchies souvent (lié au manque de redondance). Nous pensons que notre modèle de cache peut être combiné avec des techniques plus avancées de synchronisation de cache [45, 140].

Extension du modèle de classement de services et de données

Une application de notre modèle de classement de services est basée sur le calcul de la contribution des données d'un service (d'une source) à l'évaluation des requêtes exprimées sous forme de motifs d'arbre avec des sélections et des projections sur les documents XML. Il a été montré que des requêtes exprimées en XQUERY avec des opérations plus complexes comme comme la jointure, la différence où l'agrégation peuvent être décomposées en plusieurs motifs d'arbre [103]. Une première extension de notre modèle est de définir la contribution des données à des requêtes XQUERY avec des opérations plus complexes.

La contribution des données dépend de la définition des requêtes qui parfois n'est pas optimisée. Par exemple, pour la requête : *trouver les artistes et la date de leur concerts à Paris* que nous avons considéré dans le chapitre 6, si nous savons que tous les concerts dans les documents XML sur lesquels elle est évaluée sont à Paris, nous pouvons omettre le critère de sélection sur les nœuds de type ville dans la définition de l'arbre de la requête et considérer que les nœuds de ce type ne contribuent pas. En appliquant des techniques de minimisation de requêtes [13] nous pouvons ainsi raffiner le calcul de contribution pour prendre en considération seulement les données qui contribuent « réellement ».

La définition de la contribution des nœuds se base sur un score *de sélection* qui est combiné avec un *score d'accès* aux données. La pertinence de ces mesures n'a pas été testée en pratique, et nous pensons qu'en fonction de l'application les utilisateurs peuvent être intéressés plus par un certain score que par un autre. Par exemple, lorsqu'il s'agit du rafraîchissement des données, il pourrait être intéressant de rafraîchir en priorité les données qui ont un score d'accès élevé, car ce sont ces données qui permettent aux requêtes d'accéder à leurs informations d'intérêt. Au contraire, lorsqu'on veut trier les données pour les présenter à l'utilisateur, il serait indiqué de donner plus

de poids à leur score de sélection, une donnée avec un score de sélection élevé est probablement considéré comme étant une donnée d'intérêt pour plusieurs utilisateurs. Des méthodes existantes pour annoter les nœuds des arbres des requêtes avec des scores exprimant l'importance de chaque nœud pour l'utilisateur [7] pourraient nous permettre de raffiner l'estimation de la contribution pour chaque nœud.

Application au classement de flux RSS

La quantité d'information disponible sur l'Internet est immense et chaque utilisateur est intéressé seulement par une partie de cette information correspondant à ses intérêts et ses préoccupations personnelles. L'évolution du web a permis aux utilisateurs de pouvoir créer facilement leur propre espace d'information personnalisée en s'*abonnant* aux sources qui les intéressent qui leur transmettent les informations sous forme de flux d'annotation, les flux *R*SS. Ces flux sont spécifiés dans un format XML simplifié et représentent une séquence de messages appelés *item*. Actuellement les systèmes d'agrégation de flux sont seulement des systèmes client-serveur qui agrègent sur un seul portail centralisé les flux produits par plusieurs sources, comme par exemple *Google News* [85] qui agrège les informations de plusieurs sources de nouvelles. Nous pouvons imaginer que ces systèmes vont évoluer de plus en plus vers des systèmes distribués avec des sources d'informations qui collaborent, et où chaque source peut agréger les flux produits par d'autres sources et les intégrer avec des informations locales avant de produire ses propres flux. Nous avons ici à nouveau le problème des données produites par une source qui sont répliquées et utilisées par d'autres sources.

Dans le cadre d'un stage de recherche M2 nous avons déjà implanté un premier prototype d'un réseau de services RSS dans lequel nous avons considéré des services simples d'intégration de nouvelles RSS définis sous forme de requêtes XPATH qui filtrent les flux entrants. Nous avons proposé un modèle d'importance de services de nouvelles similaire au modèle de classement des sources basé sur leurs données, qui calcule l'importance de chaque source en fonction des notes des utilisateurs sur les données qu'elles ont produites. Dans le cadre du projet ANR-MDCO ROSES (qui débute en janvier 2008), nous allons continuer ce travail et enrichir le modèle d'importance de flux et de leurs sources. Actuellement le modèle que nous avons défini se base sur les notes données par l'utilisateurs qui reflètent leurs préférences. Ce premier modèle de notation n'est pourtant pas applicable en pratique, car les utilisateurs ne sont pas toujours disposés à donner leurs avis et indiquer leur préférences personnelles [154]. Une première modification possible serait de remplacer la notation des données par des techniques d'apprentissage des préférences de l'utilisateurs.

Bibliographie

[1] K. Aberer and J. Wu. A Framework for Decentralized Ranking in Web Information Retrieval. In *Proc. Intl. Asian-Pacific Web Conference (APWeb*, pages 213–226, 2003.

[2] S. Abiteboul, O. Benjelloun, B. Cautis, I. Manolescu, T. Milo, and N. Preda. Lazy Query Evaluation for Active XML. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 227–238, 2004.

[3] S. Abiteboul, O. Benjelloun, and T. Milo. Positive Active XML. In *Proc. ACM Symp. on Principles of Database Systems (PODS)*, pages 35–45, 2004.

[4] S. Abiteboul, A. Bonifati, G. Cobena, I. Manolescu, and T. Milo. Dynamic XML Documents with Distribution and Replication. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 527–538, 2003.

[5] S. Abiteboul, M. Preda, and G. Cobena. Adaptive on-line page importance computation. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 280–290, 2003.

[6] A. AItken. On bernoulli's numerical solution of algebraic equations. *Proc. Roy. Soc. Edinburgh*, 46 :289–305, 1926.

[7] S. Al-Khalifa, C. Yu, and H. V. Jagadish. Querying Structured Text in an XML Database. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 4–15, 2003.

[8] R. Albert, H. Jeong, and A.-L. Barabási. The Diameter of the World Wide Web. *Science*, 286 :509–512, 1999.

[9] M. Ali, M. Consens, X. Gu, Y. Kanza, F. Rizzolo, and R. Stasiu. Efficient, Effective and Flexible XML Retrieval Using Summaries. In *INEX Workshop*, pages 6–20, 2006.

[10] B. Amann and C. Constantin. A Collaborative Caching Policy Based on Path Materialization Scores. In *23èmes Journées Bases de Données Avancées, Actes (Informal Proceedings)*, 2007. á parraître.

[11] B. Amann and C. Constantin. Collaborative Cache Based on Path Scores. In *Proc. Intl. Conf. on Web Information Systems Engineering (WISE)*, 2007. á parraître.

[12] S. Amer-Yahia, C. Botev, and J. Shanmugasundaram. Texquery : a full-text search extension to xquery. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 583–594, 2004.

[13] S. Amer-Yahia, S. Cho, L. V. S. Lakshmanan, and D. Srivastava. Minimization of Tree Pattern Queries. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 497–508, 2001.

[14] S. Amer-Yahia, N. Koudas, A. Marian, D. Srivastava, and D. Toman. Structure and Content Scoring for XML. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 361–372, 2005.

[15] S. Amer-Yahia, L. V. S. Lakshmanan, and S. Pandit. FleXPath : Flexible Structure and Full-Text Querying for XML. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 83–94, 2004.

[16] K. Amiri, S. Park, R. Tewari, and S. Padmanabhan. DBProxy : A Dynamic Data Cache for Web Applications. In *Proc. Intl. Conf. on Data Engineering (ICDE)*, pages 821–831, 2003.

[17] A. Arasu, J. Cho, H. Garcia-Molina, A. Paepcke, and S. Raghavan. Searching the Web. *ACM Trans. Inter. Tech.*, 1(1) :2–43, 2001.

[18] A. Arasu, J. Novak, A. Tomkins, and J. Tomlin. PageRank Computation and The Structure Of The Web : Experiments and Algorithms. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW), Poster Track*, 2002.

[19] Active XML. url : http ://www.activexml.net/.

[20] Badrank. url : http ://pr.efactory.de/e-pr0.shtml.

[21] R. Baeza-Yates, C. Castillo, and V. López. Pagerank Increase under Different Collusion Topologies. In *First International Workshop on Adversarial Information Retrieval on the Web (AIRWeb)*, 2005.

[22] R. A. Baeza-Yates, F. Saint-Jean, and C. Castillo. Web Structure, Dynamics and Page Quality. In *Proc. of Intl. Symposium on String Processing and Information Retrieval (SPIRE)*, pages 117–130, 2002.

[23] A. Balmin, V. Hristidis, and Y. Papakonstantinou. ObjectRank : Authority-Based Keyword Search in Databases. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 564–575, 2004.

[24] Z. Bar-Yossef, A. Z. Broder, R. Kumar, and A. Tomkins. Sic Transit Gloria Telae : Towards an Understanding of the Web's Decay. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 328–337, 2004.

[25] A. Benczur, K. Csalogany, T. Sarlos, and M. Uher. Spamrank - Fully Automatic Link Spam Detection, 2005.

[26] K. Berberich, M. Vazirgiannis, and G. Weikum. Time-Aware Authority Ranking. *Internet Mathematics*, 2(3) :309–340, 2005.

[27] D. P. Bertsekas and J. N. Tsitsiklis. Some Aspects of Parallel and Distributed Iterative Algorithms-A Survey. *Automatica*, 27(1) :3–21, 1991.

[28] A. Bestavros and S. Jin. Popularity-Aware Greedy Dual-Size Web Proxy Caching Algorithms. In *Proc. Intl. Conf. on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pages 254–261, 2000.

[29] G. Bhalotia, A. Hulgeri, C. Nakhe, S. Chakrabarti, and S. Sudarshan. Keyword Searching and Browsing in Databases using BANKS. In *Proc. Intl. Conf. on Data Engineering (ICDE)*, 2002.

[30] K. Bharat and M. R. Henzinger. Improved Algorithms for Topic Distillation in a Hyperlinked Environment. In *Proc. Intl. Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR)*, pages 104–111, 1998.

[31] M. Bianchini, M. Gori, and F. Scarselli. Inside PageRank. *ACM Trans. Inter. Tech.*, 5(1) :92–128, 2005.

[32] P. Boldi, M. Santini, and S. Vigna. PageRank as a Function of the Damping Factor. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 557–566, 2005.

[33] I. M. Bomze and W. Gutjahr. The Dynamics of Self-Evaluation. *Appl. Math. Comput.*, 64(1) :47–63, 1994.

[34] C. Bornhövd, M. Altinel, S. Krishnamurthy, C. Mohan, H. Pirahesh, and B. Reinwald. DBCache : Middle-tier Database Caching for Highly Scalable e-Business Architectures. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, page 662, 2003.

[35] A. Borodin, G. O. Roberts, J. S. Rosenthal, and P. Tsaparas. Finding Authorities and Hubs from Link Structures on the World Wide Web. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 415–429, 2001.

[36] A. Borodin, G. O. Roberts, J. S. Rosenthal, and P. Tsaparas. Link Analysis Ranking : Algorithms, Theory, and Experiments. *ACM Trans. Inter. Tech.*, 5(1) :231–297, 2005.

[37] Business process execution language for web services. url : http ://www.ibm.com/developerworks/library/specification/ws-bpel/.

[38] J. T. Bradley, D. V. de Jager, W. J. Knottenbelt, and A. Trifunovic. Hypergraph Partitioning for Faster Parallel PageRank Computation. In *Proc. European Performance Engineering Workshop (EPEW)*, pages 155–171, 2005.

[39] L. Breslau, P. Cao, L. Fan, G. Phillips, and S. Shenker. Web Caching and Zipf-like Distributions : Evidence and Implications. In *Proc. Intl. Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, pages 126–134, 1999.

[40] S. Brin, R. Motwani, L. Page, and T. Winograd. What Can You Do With a Web in Your Pocket ? *Data Engineering Bulletin*, 21(2) :37–47, 1998.

[41] S. Brin and L. Page. The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine. *Computer Networks*, 30(1-7) :107–117, 1998.

[42] A. Z. Broder, R. Lempel, F. Maghoul, and J. Pedersen. Efficient PageRank Approximation via Graph Aggregation. *Information Retrieval*, 9(2) :123–138, 2006.

[43] A. Z. Broder, R. Lempel, F. Maghoul, and J. O. Pedersen. Efficient Pagerank Approximation via Graph Aggregation. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 484–485, 2004.

[44] P. Cao and S. Irani. Cost-Aware WWW Proxy Caching Algorithms. In *USENIX Symposium on Internet Technologies and Systems*, 1997.

[45] P. Cao and C. Liu. Maintaining Strong Cache Consistency in the World Wide Web. *IEEE Trans. Computers*, 47(4) :445–457, 1998.

[46] J. Caverlee, L. Liu, and D. Rocco. Discovering and Ranking Web Services with BASIL : a Personalized Approach with Biased Focus. In *Proc. Intl. Conf. on Service-Oriented Computing (ICSOC)*, pages 153–162, 2004.

[47] S. Chakrabarti. Dynamic Personalized PageRank in Entity-Relation Graphs. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 571–580, 2007.

[48] S. Chakrabarti, B. E. Dom, S. R. Kumar, P. Raghavan, S. Rajagopalan, A. Tomkins, D. Gibson, and J. Kleinberg. Mining the Web's Link Structure. *Computer*, 32(8) :60–67, 1999.

[49] L. Chen and E. A. Rundensteiner. ACE-XQ : A CachE-aware XQuery Answering System. In *Proc. Intl. Workshop on the Web and Databases (WebDB)*, pages 31–36, June 2002.

[50] Y.-Y. Chen, Q. Gan, and T. Suel. Local Methods for Estimating Pagerank Values. In *Proc. Intl. Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM)*, pages 381–389, 2004.

[51] L. Cherkasova and G. Ciardo. Role of Aging, Frequency, and Size in Web Cache Replacement Policies. In *Proc. Intl. Conf. of High-Performance Computing and Networking (HPCN)*, pages 114–123, 2001.

[52] S. Chien, C. Dwork, R. Kumar, D. Simon, and D. Sivakumar. Link Evolution : Analysis and Algorithms. *Internet Mathematics*, 1(3) :277–304, 2004.

[53] P. A. Chirita, W. Nejdl, R. Paiu, and C. Kohlschütter. Using ODP Metadata to Personalize Search. In *Proc. Intl. Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR)*, pages 178–185, 2005.

[54] P.-A. Chirita, W. Nejdl, M. T. Schlosser, and O. Scurtu. Personalized Reputation Management in P2P Networks. In *Proc. Intl. ISWC Workshop on Trust, Security, and Reputation on the Semantic Web*, 2004.

[55] J. Cho and H. Garcia-Molina. Parallel crawlers. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 124–135, 2002.

[56] J. Cho and S. Roy. Impact of Search Engines on Page Popularity. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 20–29, 2004.

[57] J. Cho, S. Roy, and R. E. Adams. Page Quality : in Search of an Unbiased Web Ranking. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 551–562, 2005.

[58] S. Cohen, J. Mamou, Y. Kanza, and Y. Sagiv. XSEarch : A Semantic Search Engine for XML. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 45–56, 2003.

[59] C. Constantin and B. Amann. Usage-based Ranking of Distributed XML Data. In *SAC*, 2008. á parraître.

[60] C. Constantin, B. Amann, and D. Gross-Amblard. A Link-Based Ranking Model for Services. In *Proc. Intl. Conf. on Cooperative Information Systems (CoopIS)*, 2006.

[61] C. Constantin, B. Amann, and D. Gross-Amblard. A Link-Based Ranking Model for Services. In *22èmes Journées Bases de Données Avancées, Actes (Informal Proceedings)*, 2006.

[62] C. Constantin, B. Amann, and D. Gross-Amblard. Un Modèle de Classement de Services par Contribution et Utilité. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, pages 33–60, 2007.

[63] G. M. D. Corso, A. Gullí, and F. Romani. Fast PageRank Computation via a Sparse Linear System. *Internet Mathematics*, 2(3) :251–273, 2005.

[64] G. M. D. Corso, A. Gullí, and F. Romani. Comparison of Krylov Subspace Methods on the PageRank Problem. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, pages 1–12, 2006.

[65] P. K. Desikan, N. Pathak, J. Srivastava, and V. Kumar. Divide and Conquer Approach for Efficient Pagerank Computation. In *Proc. Intl. Conf. on Web Engineering (ICWE)*, pages 233–240, 2006.

[66] M. Diligenti, M. Gori, and M. Maggini. A Unified Probabilistic Framework for Web Page Scoring Systems. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering (TKDE)*, 16(1) :4–16, 2004.

[67] J. Dilley, B. M. Maggs, J. Parikh, H. Prokop, R. K. Sitaraman, and W. E. Weihl. Globally Distributed Content Delivery. *IEEE Internet Computing*, 6(5) :50–58, 2002.

[68] L. Ding, T. Finin, A. Joshi, R. Pan, R. S. Cost, Y. Peng, P. Reddivari, V. Doshi, and J. Sachs. Swoogle : a Search and Metadata Engine for the Semantic Web. In *Proc. Intl. Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM)*, pages 652–659, 2004.

[69] The open directory project. url : http ://www.dmoz.org/.

[70] M. Eirinaki and M. Vazirgiannis. Usage-Based PageRank for Web Personalization. In *Proc. of the IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, pages 130–137, 2005.

[71] N. Eiron, K. S. McCurley, and J. A. Tomlin. Ranking the Web Frontier. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 309–318, 2004.

[72] F. Emekçi, O. D. Sahin, D. Agrawal, and A. E. Abbadi. A Peer-to-Peer Framework for Web Service Discovery with Ranking. In *Proc. Intl. Conf. on Web Services (ICWS)*, pages 192–199, 2004.

[73] L. Fegaras. XQuery Processing with Relevance Ranking. In *Proc. Intl XML Database Symposium (XSym)*, pages 51–65, 2004.

[74] G. Feng, T.-Y. Liu, Y. Wang, Y. Bao, Z. Ma, X.-D. Zhang, and W.-Y. Ma. AggregateRank : Bringing Order to Web Sites. In *Proc. Intl. Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR)*, pages 75–82, 2006.

[75] N. Fuhr and K. Großjohann. XIRQL : An XML query language based on information retrieval concepts. *ACM Trans. Database Syst.*, 22(2) :313–356, 2004.

[76] J. S. R. Gareth O. Roberts. Downweighting tightly knit communities in World Wide Web rankings. *Advances and Applications in Statistics (ADAS)*, 3 :199–216, 2003.

[77] E. Garfield. *Citation Indexing : Its Theory and Application in Science, Technology, and Humanities*. John Wiley & Sons Inc, New York, 1979.

[78] F. Geerts, H. Mannila, and E. Terzi. Relational Link-Based Ranking. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 552–563, 2004.

[79] D. Gibson, J. Kleinberg, and P. Raghavan. Inferring Web Communities from Link Topology. In *Proc. ACM Conf. on Hypertext and Hypermedia : links, objects, time and space—structure in hypermedia systems*, pages 225–234, 1998.

[80] C. L. Giles, K. Bollacker, and S. Lawrence. CiteSeer : An Automatic Citation Indexing System. In *Digital Libraries 98 - The Third ACM Conference on Digital Libraries*, pages 89–98, 1998.

[81] D. Gleich, L. Zhukov, and P. Berkhin. Fast Parallel PageRank : a Linear System Approach. Technical report, Stanford University, 2004.

[82] G. Golub and C. Van Loan. *Matrix Computations*. Johns Hopkins University Press, Baltimore, MD, third edition, 1996.

[83] N. S. Good and A. Krekelberg. Usability and Privacy : a Study of KaZaA P2P File-Sharing. In *Proc. of the SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*, pages 137–144, 2003.

[84] Google. url : http ://www.google.com/.

[85] Google News. url : http ://news.google.fr/.

[86] J. Graupmann, R. Schenkel, and G. Weikum. The SphereSearch Engine for Unified Ranked Retrieval of Heterogeneous XML and Web Documents. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 529–540, 2005.

[87] S. D. Gribble, A. Y. Halevy, Z. G. Ives, M. Rodrig, and D. Suciu. What Can Database Do for Peer-to-Peer ? In *Proc. Intl. Workshop on the Web and Databases (WebDB)*, pages 31–36, 2001.

[88] A. Gulli and A. Signorini. The Indexable Web is More than 11.5 Billion Pages. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 902–903, 2005.

[89] L. Guo, F. Shao, C. Botev, and J. Shanmugasundaram. XRANK : Ranked Keyword Search over XML Documents. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 16–27, 2003.

[90] L. Guo, F. Shao, C. Botev, and J. Shanmugasundaram. XRANK : Ranked Keyword Search over XML Documents. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 16–27, 2003.

[91] A. Gupta and I. S. Mumick. Maintenance of Materialized Views : Problems, Techniques, and Applications. *IEEE Data Eng. Bull.*, 18(2) :3–18, 1995.

[92] Z. Gyöngyi, P. Berkhin, H. Garcia-Molina, and J. Pedersen. Link Spam Detection Based on Mass Estimation. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 439–450, 2006.

[93] Z. Gyöngyi and H. Garcia-Molina. Web Spam Taxonomy, 2005.

[94] Z. Gyöngyi, H. Garcia-Molina, and J. Pedersen. Combating Web Spam with TrustRank. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 576–587, 2004.

[95] T. H. Haveliwala. Efficient Computation of PageRank. Technical Report 1999-31, 1999.

[96] T. H. Haveliwala. Topic-Sensitive PageRank. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 517–526, 2002.

[97] T. H. Haveliwala and S. Kamvar. The Second Eigenvalue of the Google Matrix. Technical report, 2003.

[98] T. H. Haveliwala, S. Kamvar, D. Klein, and chris Maning anf Gene Golub. Computing PageRank Using Power Extrapolation. Technical report, 2003.

[99] V. Hristidis, Y. Papakonstantinou, and A. Balmin. Keyword Proximity Search on XML Graphs. In *Proc. Intl. Conf. on Data Engineering (ICDE)*, pages 367–378, 2003.

[100] Hyperion SQL Database. http ://hsqldb.org/.

[101] C. F. Ipsen and S. Kirkland. Convergence Analysis of an Improved PageRank Algorithm. Technical report, North Carolina State University, 2004.

[102] S. Iyer, A. I. T. Rowstron, and P. Druschel. Squirrel : a Decentralized Peer-to-Peer Web Cache. In *ACM Intl. Symp. on Principles of Distributed Computing (PODC)*, pages 213–222, 2002.

[103] H. V. Jagadish, L. V. S. Lakshmanan, D. Srivastava, and K. Thompson. TAX : A Tree Algebra for XML. In *DBPL*, pages 149–164, 2001.

[104] G. Jeh and J. Widom. Scaling Personalized Web Search. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 271–279, 2003.

[105] S. Jin and A. Bestavros. GreedyDual* Web Caching Algorithm : Exploiting the Two Sources of Temporal Locality in Web Request Streams. *Computer Communications*, 24(2) :174–183, 2001.

[106] S. Kalepu, S. Krishnaswamy, and S. W. Loke. Reputation = f(User Ranking, Compliance, Verity). In *Proc. Intl. Conf. on Web Services (ICWS)*, pages 200–207, 2004.

[107] P. Kalnis, W. S. Ng, B. C. Ooi, D. Papadias, and K.-L. Tan. An Adaptive Peer-to-Peer Network for Distributed Caching of OLAP Results. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 480–497, 2002.

[108] S. Kamvar, T. Haveliwala, and G. Golub. Adaptive Methods for the Computation of PageRank, 2003.

[109] S. D. Kamvar, T. H. Haveliwala, C. D. Manning, and G. H. Golub. Exploiting the Block Structure of the Web for Computing PageRank. Technical report, Stanford University, 2003.

[110] S. D. Kamvar, T. H. Haveliwala, C. D. Manning, and G. H. Golub. Extrapolation Methods for Accelerating PageRank Computations. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, 2003.

[111] S. D. Kamvar, M. T. Schlosser, and H. Garcia-Molina. The Eigentrust Algorithm for Reputation Management in P2P Networks. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 640–651, 2003.

[112] J. M. Kleinberg. Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment. *J. ACM*, 46(5) :604–632, 1999.

[113] A. Klemm, C. Lindemann, M. K. Vernon, and O. P. Waldhorst. Characterizing the Query Behavior in Peer-to-Peer File Sharing Systems. In *Proc. of the ACM Conf. on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication (SIGCOMM)*, pages 55–67, 2004.

[114] C. Kohlschütter, P.-A. Chirita, and W. Nejdl. Efficient Parallel Computation of PageRank. In *Proc. Europ. Conf. on IR Research (ECIR)*, pages 241–252, 2006.

[115] G. Kollias and E. Gallopoulos. Asynchronous PageRank Computation in an Interactive Multithreading Environment. In *Proc. Dagstuhl Seminar*, pages ? ?– ? ?, 2007.

[116] G. Kollias, E. Gallopoulos, and D. B. Szyld. Asynchronous Iterative Computations with Web Information Retrieval Structures : the PageRank Case. In *Proc. Intl. Conf. on Parallel Computing (PARCO)*, 2005.

[117] M. R. Korupolu and M. Dahlin. Coordinated Placement and Replacement for Large-Scale Distributed Caches. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering (TKDE)*, 14(6) :1317–1329, 2002.

[118] R. Kumar, P. Raghavan, S. Rajagopalan, D. Sivakumar, A. Tomkins, and E. Upfal. Random Graph Models for the Web Graph. In *Proc. Intl. Symp. on Foundations of Computer Science (FOCS)*, pages 57–65, 2000.

[119] A. N. Langville and C. D. Meyer. Deeper Inside PageRank. *Internet Mathematics*, 1(3) :335–380, 2004.

[120] A. N. Langville and C. D. Meyer. Updating PageRank with Iterative Aggregation. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW) - Alternate Track Papers & Posters*, pages 392–393, 2004.

[121] C. P.-C. Lee, G. Golub, and S. A. Zenios. A Fast Two-Stage Algorithm for Computing PageRank. Technical report, Stanford University, 2003.

[122] H. C. Lee and A. Borodin. Perturbation of the Hyper-Linked Environment. In *Proc. Intl. Conference on Computing and Combinatorics (COCOON)*, pages 272–283, 2003.

[123] R. Lempel and S. Moran. SALSA : the Stochastic Approach for Link-Structure Analysis. *ACM Trans. Inf. Syst.*, 19(2) :131–160, 2001.

[124] R. Lempel and S. Moran. Rank-Stability and Rank-Similarity of Link-Based Web Ranking Algorithms in Authority-Connected Graphs. *Information Retrieval*, 8(2) :245–264, 2005.

[125] E. Leontiadis, V. V. Dimakopoulos, and E. Pitoura. Cache Updates in a Peer-to-Peer Network of Mobile Agents. In *Proc. Intl. Conf. on Peer-to-Peer Computing (P2P)*, pages 10–17, 2004.

[126] Y. Li. Toward a Qualitative Search Engine. *IEEE Internet Computing*, 2(4) :24–29, 1998.

[127] Y. Liu, A. H. H. Ngu, and L. Zeng. QoS Computation and Policing in Dynamic Web Service Selection. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 66–73, 2004.

[128] Q. Luo, S. Krishnamurthy, C. Mohan, H. Pirahesh, H. Woo, B. G. Lindsay, and J. F. Naughton. Middle-tier Database Caching for E-business. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 600–611, 2002.

[129] B. Manaskasemsak and A. Rungsawang. Parallel PageRank Computation on a Gigabit PC Cluster. In *Proc. Intl. Conf. on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*, pages 273–277, 2004.

[130] B. Manaskasemsak and A. Rungsawang. An Efficient Partition-Based Parallel PageRank Algorithm. In *Proc. Intl. Conf. on Parallel and Distributed Systems (ICPADS)*, pages 257–263, 2005.

[131] B. Mandhani and D. Suciu. Query Caching and View Selection for XML Databases. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 469–480, 2005.

[132] M. Marchiori. The Quest for Correct Information on the Web : Hyper Search Engines. *Computer Networks and ISDN Systems*, 29(8-13) :1225–1236, 1997.

[133] Matteo DellÁmico. Neighbourhood Maps : Decentralised Ranking in Small-World P2P Networks. In *Proc. Intl. Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS)*, 2006.

[134] H. Meyer, I. Bruder, A. Heuer, and G. Weber. The Xircus Search Engine. In *INEX Workshop*, pages 119–124, 2002.

[135] T. Millstein, A. Halevy, and M. Friedman. Query Containment for Data Integration Systems. *J. Comput. Syst. Sci.*, 66(1) :20–39, 2003.

[136] T. Milo, S. Abiteboul, B. Amann, O. Benjelloun, and F. D. Ngoc. Exchanging Intensional XML Data. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 289–300, 2003.

[137] A. Y. Ng, A. X. Zheng, and M. I. Jordan. Stable algorithms for link analysis. In *Proc. Intl. Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR)*, pages 258–266, 2001.

[138] W. S. Ng, B. C. Ooi, K.-L. Tan, and A. Zhou. PeerDB : A P2P-based System for Distributed Data Sharing. In *Proc. Intl. Conf. on Data Engineering (ICDE)*, pages 633–644, 2003.

[139] C. Olston, A. Manjhi, C. Garrod, A. Ailamaki, B. M. Maggs, and T. C. Mowry. A Scalability Service for Dynamic Web Applications. In *Proc. Intl. Conf. on Innovative Data Systems Research (CIDR)*, pages 56–69, 2005.

[140] C. Olston and J. Widom. Best-Effort Cache Synchronization with Source Cooperation. In *Proc. ACM Symp. on the Management of Data (SIGMOD)*, pages 73–84, 2002.

[141] OWL-S : Semantic Markup for Web Services. url : http ://www.daml.org/services/owl-s/.

[142] M. T. Özsu and P. Valduriez. *Principles of Distributed Database Systems (2nd ed.)*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1999.

[143] L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd. The PageRank Citation Ranking : Bringing Order to the Web. Technical report, Stanford Digital Library Technologies Project, 1998.

[144] L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd. The PageRank Citation Ranking : Bringing Order to the Web. Technical Report 1999-66, Stanford Digital Library Technologies Project, 1999.

[145] J. X. Parreira, D. Donato, C. Castillo, and G. Weikum. Computing Trusted Authority Scores in Peer-to-Peer Web Search Networks. In *Proc. Intl. Workshop on Adversarial Information Retrieval on the Web (AIRWeb)*, pages 73–80, 2007.

[146] J. X. Parreira, D. Donato, S. Michel, and G. Weikum. Efficient and Decentralized PageRank Approximation in a Peer-to-Peer Web Search Network. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 415–426, 2006.

[147] J. X. Parreira, S. Michel, and M. Bender. Size Doesn't Always Matter : Exploiting PageRank for Query Routing in Distributed IR. In *Proc. Intl Workshop on Information Retrieval in Peer-to-Peer Networks (P2PIR)*, pages 25–32, 2006.

[148] J. X. Parreira and G. Weikum. JXP : Global Authority Scores in a P2P Network. In *Proc. Intl. Workshop on the Web and Databases (WebDB)*, pages 31–36, 2005.

[149] C. Patel, K. Supekar, Y. Lee, and E. K. Park. OntoKhoj : a Semantic Web Portal for Ontology Searching, Ranking and Classification. In *Proceedings Intl. Workshop on Web Information and Data Management (WIDM)*, pages 58–61, 2003.

[150] S. Podlipnig and L. Böszörményi. A survey of web cache replacement strategies. *ACM Comput. Surv.*, 35(4) :374–398, 2003.

[151] G. Pringle, L. Allison, and D. L. Dowe. What is a tall poppy among Web pages ? In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 369–377, 1998.

[152] W. Qian, L. Xu, S. Zhou, and A. Zhou. COCACHE : Query Processing Based on Collaborative Caching in P2P Systems. In *Proc. Intl. Conf. on Database Systems for Advanced Applications (DASFAA)*, pages 498–510, 2005.

[153] J. Qiao, B. Jones, and S. Thrall. An Efficient Algorithm and Its Parallelization for Computing PageRank. In *Proc. Intl. Conf. on Computational Science (ICCS)*, pages 237–244, 2007.

[154] F. Qiu and J. Cho. Automatic Identification of User Interest for Personalized Search. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 727–736, 2006.

[155] L. Raschid, Y. Wu, W.-J. Lee, M. E. Vidal, P. Tsaparas, P. Srinivasan, and A. K. Sehgal. Ranking Target Objects of Navigational Queries. In *Proceedings Intl. Workshop on Web Information and Data Management (WIDM)*, pages 27–34, 2006.

[156] M. Richardson, R. Agrawal, and P. Domingos. Trust Management for the Semantic Web. In *Proc. Intl. Semantic Web Conference (ISWC)*, pages 351–368, 2003.

[157] M. Richardson and P. Domingos. The Intelligent Surfer : Probabilistic Combination of Link and Content Information in PageRank. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pages 1441–1448, 2001.

[158] M. Richardson, A. Prakash, and E. Brill. Beyond PageRank : Machine Learning for Static Ranking. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 707–715, 2006.

[159] M. Ripeanu, A. Iamnitchi, and I. T. Foster. Mapping the Gnutella Network. *IEEE Internet Computing*, 6(1) :50–57, 2002.

[160] A. Rungsawang and B. Manaskasemsak. Partition-Based Parallel PageRank Algorithm. In *Proc. Intl. Conf. on Information Technology and Applications (ICITA)*, pages 57–62, 2005.

[161] A. Rungsawang and B. Manaskasemsak. Parallel Adaptive Technique for Computing PageRank. In *Proc. Intl. Conf. on Parallel, Distributed and Network-Based Processing (PDP)*, pages 15–50, 2006.

[162] O. D. Sahin, A. Gupta, D. Agrawal, and A. E. Abbadi. A Peer-to-peer Framework for Caching Range Queries. In *Proc. Intl. Conf. on Data Engineering (ICDE)*, pages 165–176, 2004.

[163] K. Sankaralingam, S. Sethumadhavan, and J. C. Browne. Distributed Pagerank for P2P Systems. In *Proc. Intl. Symp. on High Performance Distributed Computing (HPDC)*, pages 58–69, 2003.

[164] K. Sankaralingam, M. Yalamanchi, S. Sethumadhavan, and J. C. Browne. Pagerank Computation and Keyword Search on Distributed Systems and P2P Networks. *Journal of Grid Computing*, 1(3) :291–307, 2003.

[165] T. Sarlós, A. A. Benczúr, K. Csalogány, D. Fogaras, and B. Rácz. To Randomize or not to Randomize : Space Optimal Summaries for Hyperlink Analysis. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 297–306, 2006.

[166] S. A. Savari and D. P. Bertsekas. Finite Termination of Asynchronous Iterative Algorithms. *Parallel Comput.*, 22(1) :39–56, 1996.

[167] T. Schlieder and H. Meuss. Querying and ranking XML documents. *Journal of the American Society for Information Science and Technology (JASIST)*, 53(6) :489–503, 2002.

[168] F. Schneider, N. Blachman, and E. Fredricksen. *How to Do Everything with Google*. McGraw-Hill Osborne Media, 2003.

[169] T. Schwentick. XPath Query Containment. *SIGMOD Record*, 33(1) :101–109, 2004.

[170] S. Shi, J. Yu, G. Yang, and D. Wang. Distributed Page Ranking in Structured P2P Networks. In *Proc. Intl. Conf. on Parallel Processing (ICPP)*, pages 179–186, 2003.

[171] Simple object access protocol. url : http ://www.w3.org/TR/soap/.

[172] D. Stutzbach and R. Rejaie. "understanding churn in peer-to-peer networks". In *Proc. of the ACM Conf. on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication (SIGCOMM)*, pages 189–202, 2006.

[173] Swoogle semantic web search engine. url : http ://swoogle.umbc.edu/.

[174] A. Theobald and G. Weikum. The Index-Based XXL Search Engine for Querying XML Data with Relevance Ranking. In *EDBT*, pages 477–495, 2002.

[175] J. A. Tomlin. A New Paradigm for Ranking Pages on the World Wide Web. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 350–355, 2003.

[176] P. Tsaparas. Using Non-Linear Dynamical Systems for Web Searching and Ranking. In *Proc. ACM Symp. on Principles of Database Systems (PODS)*, pages 59–70, 2004.

[177] A. C. Tsoi, M. Hagenbuchner, and F. Scarselli. Computing Customized Page Ranks. *ACM Trans. Inter. Tech.*, 6(4) :381–414, 2006.

[178] A. C. Tsoi, G. Morini, F. Scarselli, M. Hagenbuchner, and M. Maggini. Adaptive Ranking of Web Pages. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 356–365, 2003.

[179] D. Tsoumakos and N. Roussopoulos. An Adaptive Probabilistic Replication Method for Unstructured P2P Networks. In *Proc. Intl. Conf. on Cooperative Information Systems (CoopIS)*, pages 480–497, 2006.

[180] UDDI : Universal Description Discovery and Integration. url : http ://www.uddi.org/.

[181] T. Upstill, N. Craswell, and D. Hawking. Predicting Fame and Fortune : PageRank or Indegree ? In *Proceedings of the Australasian Document Computing Symposium (ADCS)*, pages 31–40, 2003.

[182] R. S. Varga. *Matrix Iterative Analysis*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1962.

[183] L.-H. Vu, M. Hauswirth, and K. Aberer. QoS-Based Service Selection and Ranking with Trust and Reputation Management. In *Proc. Intl. Conf. on Cooperative Information Systems (CoopIS)*, pages 466–483, 2005.

[184] C. Wang, L. Xiao, Y. Liu, and P. Zheng. Distributed Caching and Adaptive Search in Multilayer P2P Networks. In *Proc. Intl. Conf. on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pages 219–226, 2004.

[185] X. Wang, W. S. Ng, B. C. Ooi, K.-L. Tan, and A. Zhou. BuddyWeb : A P2P-Based Collaborative Web Caching System. In *Proc. Intl. NETWORKING Workshops*, pages 247–251, 2002.

[186] Y. Wang and D. J. DeWitt. Computing PageRank in a Distributed Internet Search Engine System. In *Proc. Intl. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, pages 420–431, 2004.

[187] J. Wicks and A. R. Greenwald. More Efficient Parallel Computation of Pagerank. In *Proc. Intl. Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR)*, pages 861–862, 2007.

[188] WSDL : Web Services Despription Language. url : http ://www.w3.org/TR/wsdl.

[189] B. Wu and B. D. Davison. Identifying Link Farm Spam Pages. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW) - (Special interest tracks and posters)*, pages 820–829, 2005.

[190] B. Wu, V. Goel, and B. D. Davison. Topical TrustRank : Using Topicality to Combat Web Spam. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 63–72, 2006.

[191] J. Wu and K. Aberer. Using SiteRank for Decentralized Computation of Web Document Ranking. In *Proc. Intl. Conf. on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems (AH)*, pages 265–274, 2004.

[192] P. Wynn. On the Convergence and Stability of the Epsilon Algorithm. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 3 :91–122, 1966.

[193] W. Xi, B. Zhang, Z. Chen, Y. Lu, S. Yan, W.-Y. Ma, and E. A. Fox. Link fusion : A Unified Link Analysis Framework for Multi-Type Interrelated Data Objects. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 319–327, 2004.

[194] L. Xiao, X. Zhang, A. Andrzejak, and S. Chen. Building a Large and Efficient Hybrid Peer-to-Peer Internet Caching System. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering (TKDE)*, 16(6) :754–769, 2004.

[195] XML : Extensible Markup Language. url : http ://www.w3.org/XML/.

[196] X-OQL Homepage. url : http ://www.activexml.net/xoql/toc.html.

[197] A. Yamamoto, D. Asahara, T. Itao, S. Tanaka, and T. Suda. Distributed Pagerank : A Distributed Reputation Model for Open Peer-to-Peer Network. In *Proc. Intl. Symposium on Applications and the Internet Workshops (SAINTW)*, pages 389–394, 2004.

[198] N. E. Young. On-line caching as cache size varies. In *Proc. of the Second Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA)*, pages 241–250, 1991.

[199] H. Zhang, A. Goel, R. Govindan, K. Mason, and B. V. Roy. Making Eigenvector-Based Reputation Systems Robust to Collusion. In *Proc. Intl. Workshop on Algorithms and Models for the Web-Graph (WAW)*, pages 92–104, 2004.

[200] X. Zhang, G. Cheng, and Y. Qu. Ontology Summarization Based on RDF Sentence Graph. In *Proc. Intl. World Wide Web Conference (WWW)*, pages 707–716, 2007.

[201] Y. Zhang, W. Vasconcelos, and D. Sleeman. OntoSearch : An Ontology Search Engine. In *Proc. of the Twenty-fourth SGAI Intl. Conf. on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence (AI-2004)*, 2004.

[202] Y. Zhu and Y. Hu. Exploiting client caches : An approach to building large web caches. In *Proc. Intl. Conf. on Parallel Processing (ICPP)*, pages 419–426, 2003.

[203] Y. Zhu, S. Ye, and X. Li. Distributed PageRank Computation Based on Iterative Aggregation-Disaggregation Methods. In *Proc. Intl. Conf. on Information and Knowledge Management (CIKM)*, pages 578–585, 2005.

RÉSUMÉ : L'émergence des systèmes pair-à-pair et la possibilité de réaliser des calculs et d'échanger des données par des services web conduit à des systèmes d'intégration de données à large échelle où l'évaluation de requêtes et d'autres traitements complexes sont réalisés par composition de services. Un problème important dans ce type de systèmes est l'absence de connaissances globales. Il est difficile par exemple de choisir le meilleur pair pour le routage des requêtes, le meilleur service lors de la composition de services ou de décider parmi les données locales à un pair celles à rafraîchir, à mettre en cache, etc. La notion de choix implique celle de classement. Bien qu'il soit possible de comparer et classer des entités d'après leur contenu ou d'autres métadonnées associées, ces techniques sont généralement basées sur des descriptions homogènes et sémantiquement riches. Une alternative intéressante dans le contexte d'un système à large échelle est le classement basé sur les liens qui exploite les relations entre les différentes entités et permet de faire des choix fondés sur des informations globales.

Cette thèse présente un nouveau modèle générique de classement de services fondé sur leurs liens de collaboration. Nous définissons une importance globale de service en exploitant des connaissances spécifiques sur sa *contribution* aux autres services à travers les appels reçus et les données échangées. L'importance peut être calculée efficacement par un algorithme *asynchrone* sans génération de messages supplémentaires. La notion de contribution est abstraite et nous avons étudié son instanciation dans le cadre de trois applications : (*i*) le **classement de services basé sur les appels** où la contribution reflète la sémantique des services ainsi que leur utilisation avec le temps ; (*ii*) le **classement de services par l'utilisation des données** où la contribution des services est fondée sur l'utilisation de leurs données pendant l'évaluation des requêtes dans un entrepôt distribué ; (*iii*) la définition des **stratégies de cache distribuées** qui sont basées sur la *contribution* d'une mise en cache des données à réduire la charge du système.

MOTS-CLÉS : Services, données, contribution, utilisation, cache, algorithmes distribués.

ABSTRACT : The emergence of peer-to-peer systems and the possibility to use web services to perform computations and to exchange data lead to large-scale integration systems where query evaluation and other complex tasks are performed through service composition. A crucial problem in such systems is the lack of global knowledge. Therefore it is difficult to find the best peer for query routing, the best service for composition or to decide which local data of a peer must be refreshed or cached. Making a choice implies to perform a ranking. Although it is possible to rank entities according to their content or to other associated metadata, these techniques are generally based on homogeneous and semantically rich descriptions. An interesting alternative in the context of large-scale systems is a link-based ranking that exploits relations between the different entities and allows to make choices according to global information.

This thesis presents a new generic service ranking model based on their collaboration links. We define a global service importance by exploiting specific knowledge about its *contribution* to other services through received calls and exchanged data. The importance may be computed efficiently by an *asynchronous* algorithm without additional messages. Our notion of contribution is abstract and we study its instantiation in the context of three applications : *(i)* **service ranking based on calls** where the contribution reflects the service semantics and usage ; *(ii)* **service ranking based on data usage** where the service contribution is based on the usage of its data during the query evaluations in a distributed warehouse ; *(iii)* **distributed cache strategies** based on the contribution of a data cache on a peer to reduce the cost the system workload.

KEYWORDS : services, data, contribution, usage, cache, distributed algorithms.