

(12)

DEMANDE DE BREVET D'INVENTION

A1

(22) Date de dépôt : 24.02.12.

(30) Priorité : 03.03.11 US 13040005.

(43) Date de mise à la disposition du public de la
demande : 07.09.12 Bulletin 12/36.

(56) Liste des documents cités dans le rapport de
recherche préliminaire : Ce dernier n'a pas été
établi à la date de publication de la demande.

(60) Références à d'autres documents nationaux
apparentés :

(71) Demandeur(s) : XEROX CORPORATION—US.

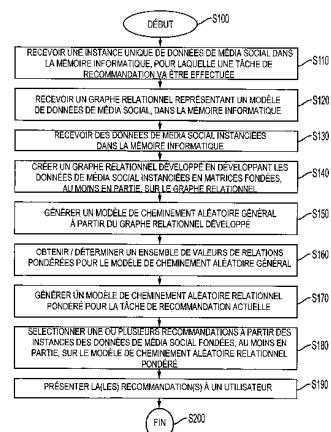
(72) Inventeur(s) : CHIDLOVSKII BORIS.

(73) Titulaire(s) : XEROX CORPORATION.

(74) Mandataire(s) : CABINET WOLFGANG NEUBECK.

(54) SYSTEME ET PROCEDE DE RECOMMANDATION D'ARTICLES DANS DES ENVIRONNEMENTS MULTI-
RELATIONNELS.

(57) Un système, un procédé et un produit logiciel informatique pour faire une recommandation à un utilisateur d'un réseau social afin d'associer une étiquette existante à une instance d'entité de média social sont prévus. Le procédé comprend la génération d'un modèle de cheminement aléatoire incluant l'instance d'entité de média social pour au moins une partie du réseau social (S150), la détermination de valeurs de pondération pour le modèle de cheminement aléatoire (S160), la génération d'un modèle de cheminement aléatoire pondéré fondé sur le modèle de cheminement aléatoire et les valeurs de pondération (S170), la réalisation d'un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré en commençant par l'instance de l'entité de média social (S180) et la recommandation d'une étiquette existante à l'utilisateur en fonction du cheminement aléatoire (S190).



SYSTÈME ET PROCÉDÉ DE RECOMMANDATION D'ARTICLES DANS DES ENVIRONNEMENTS MULTI-RELATIONNELS

- La description qui suit concerne un système et un procédé pour recommander des articles dans des environnements multi-relationnels tels que des réseaux sociaux. Les réseaux sociaux sont représentés en logique comme des graphes relationnels dans lesquels les entités appartenant aux réseaux sociaux sont reliées par une ou plusieurs relations.
- Les grands réseaux de médias sociaux, tels que les sites de partage de médias Flickr et YouTube (marques déposées), contiennent un grand nombre (par exemple des milliards) d'images et de vidéos téléchargées en liaison montante et annotées par un grand nombre (par exemple des millions) d'utilisateurs. La capacité de référencer ou étiqueter des objets de média (comme des images et des vidéos) dans des réseaux sociaux est un mécanisme puissant pour améliorer le partage de médias et les possibilités de recherche. Dans de tels réseaux sociaux, les références jouent le rôle de métadonnées pour les objets de médias associés. Cependant, ces références sont souvent fournies sous une forme libre reflétant la perception unique d'un utilisateur individuel confronté à un objet de média plutôt qu'une méthodologie uniforme et cohérente d'identification et de référencement d'un objet. Le manque d'uniformité du référencement peut réduire l'efficacité d'une recherche fondée sur des références, puisque le chercheur et le référenceur peuvent employer des terminologies différentes. Malgré ce choix individuel libre, certains sujets d'usage commun émergent lorsque des personnes s'accordent sur la description sémantique d'un objet de média ou d'un groupe d'objets donné.

Dans le cas de sites de partage de médias comme Flickr et YouTube, l'abondance d'objets annotés et étiquetés sur les sites forme une base pour suggérer les étiquettes d'objets de médias nouveaux ou existants. Les systèmes de recommandation sont particulièrement utiles en modes de démarrage et de demande. En mode de démarrage, un système de recommandation suggère les étiquettes les plus pertinentes pour des objets nouvellement téléchargés en liaison montante. En mode de demande, un utilisateur annotant une image se voit présenter des étiquettes recommandées pouvant augmenter les étiquettes existantes de l'image. Ces deux modes peuvent faciliter la

tâche d'annotation pour l'utilisateur et aider à étendre la couverture des étiquettes annotant les images.

Dans un sens plus large, l'activité sur les sites de réseaux sociaux s'étend souvent suivant des dimensions multiples mettant en jeu divers types d'entités (par exemple des "entités") et les relations (relations) entre elles. Ainsi, la recommandation d'étiquette n'est qu'un des nombreux scénarii possibles de recommandation de données à un utilisateur d'un site de réseau social, fondé sur des métadonnées d'autres objets de réseau social. Par exemple, d'autres scénarii de recommandation peuvent concerner la recommandation de contacts ou d'un groupe à un utilisateur, la recommandation d'une image à un groupe, etc. Ces recommandations peuvent être fournies en fonction de relations multiples entre des entités d'un réseau social. En conséquence, il est souhaitable de savoir, pour une tâche de recommandation donnée, quelles relations entre entités sont pertinentes pour la tâche de recommandation et comment les relations sont utilisées pour recommander des articles d'une manière optimale.

Suivant un aspect de la présente invention, un procédé comprend l'étape consistant à :

- faire une recommandation à un utilisateur d'un réseau social pour associer une étiquette existante à une instance d'une entité de média social par des opérations consistant à :
 - générer un modèle de cheminement aléatoire incluant l'instance de l'entité de média social pour au moins une partie du réseau social ;
 - déterminer des valeurs de pondération pour le modèle de cheminement aléatoire ;
 - générer un modèle de cheminement aléatoire pondéré en fonction du modèle de cheminement aléatoire et des valeurs de pondération ;
 - réaliser un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré en commençant par l'instance de l'entité de média social ; et
 - recommander à l'utilisateur une étiquette existante fondée sur le cheminement aléatoire ;
 - pour lequel au moins la réalisation du cheminement aléatoire est effectuée par un processeur informatique.

Pour un autre mode de réalisation, les valeurs de pondération sont déterminées en réalisant une approximation d'une distribution stationnaire pour le modèle de cheminement aléatoire et en optimisant la distribution stationnaire en utilisant une minimisation d'une fonction de perte en conjonction avec un ensemble d'entraînement.

5

Pour un autre mode de réalisation, le procédé consiste en outre à utiliser une méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno BFGS à mémoire limitée (L-BFGS) pour déterminer les valeurs de pondération.

10 Pour un autre mode de réalisation, le procédé comprend en outre les étapes consistant à :

- prévoir des données de réseau social instanciées dans une mémoire informatique ; et
- déterminer un graphe relationnel développé en développant les données de média social instanciées en matrices de cooccurrence en fonction, au moins en partie, d'un graphe relationnel représentant un modèle de données de média social du réseau social.

15 Pour un autre mode de réalisation, le modèle de cheminement aléatoire est généré en fonction, au moins en partie, du graphe relationnel développé.

20 Pour un autre mode de réalisation, la génération du modèle de cheminement aléatoire comprend l'étape de transformation du graphe relationnel en une chaîne de Markov comprenant une distribution stationnaire et un ensemble de probabilités de transition d'état.

25 Pour un autre mode de réalisation, le réseau social est une structure de réseau électronique interconnectée comprenant des entités ayant des relations définies (relations) entre elles et la tâche de recommandation est menée à bien en un mode de démarrage ou un mode de demande et comprend la recommandation d'une ou plusieurs instances d'une première entité du réseau de réseau social pour une instance d'une seconde entité du réseau de média social ;

- dans lequel, en mode de démarrage, l'instance de la seconde entité est nouvellement téléchargée en liaison montante vers le réseau de média social et aucune instance de la première entité n'est associée à l'instance de la seconde entité ; et

- dans lequel, en mode de demande, il existe une instance de la première entité associée à la seconde entité.

5 Suivant un autre aspect de la présente invention, il est prévu un système pour effectuer une tâche de recommandation, le système comprenant :

- une mémoire pour stocker :

- un graphe relationnel représentant un modèle de données de média social d'un réseau de média social, et

- des données de média social instanciées ;

10 - un module de développement de graphe relationnel adapté à déterminer un graphe relationnel développé en développant les données de média social instanciées en matrices de cooccurrence fondées, au moins en partie, sur le graphe relationnel ;

- un générateur de cheminement aléatoire général adapté à générer un modèle de cheminement aléatoire fondé, au moins en partie, sur la tâche de recommandation et le 15 graphe relationnel développé ;

- un générateur de cheminement aléatoire pondéré adapté à générer un modèle de cheminement aléatoire pondéré fondé sur le modèle de cheminement aléatoire et des valeurs de pondération ; et

- un module de sélection de média social adapté à :

20 - effectuer un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré, et

- délivrer en sortie une recommandation fondée, au moins en partie, sur le cheminement aléatoire.

25 Pour un autre mode de réalisation, le réseau social est une structure de réseau électronique interconnectée comprenant des entités ayant des relations définies (relations) entre elles et la génération du modèle de cheminement aléatoire inclut des relations composées du graphe relationnel.

30 Suivant encore un autre aspect de la présente invention, il est prévu un appareil comprenant :

- un processeur numérique configuré pour effectuer une tâche de recommandation par un procédé comprenant les étapes consistant à :

35 - générer un modèle de cheminement aléatoire pour un modèle de données de média social, fondé, au moins en partie, sur la tâche de recommandation, en

déterminant une chaîne de Markov sur un ensemble d'états S spécifié par une distribution initiale P_0 sur S et un ensemble de probabilités de transition d'état $P(S_t | S_{t-1})$;

5 - apprendre des valeurs de pondération pour le modèle de cheminement aléatoire ;

- générer un modèle de cheminement aléatoire pondéré fondé sur le modèle de cheminement aléatoire et les valeurs de pondération apprises ; et

- effectuer un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré pour générer une ou plusieurs recommandations ;

10 - pour lequel les probabilités de transition d'état de la chaîne de Markov sont réinitialisées avec une probabilité $\alpha > 0$ suivant la distribution de l'état initial P_0 , et la distribution stationnaire π est définie par :

$$\pi = \alpha \sum_{t=0}^{\infty} (1-\alpha)^t P_0 P^t.$$

20 Pour une variante du procédé décrit plus haut, la génération du modèle de cheminement aléatoire pondéré comprend l'étape consistant à appliquer les valeurs de pondération à la distribution stationnaire et/ou à l'ensemble des probabilités de transition d'état de la chaîne de Markov.

25 Pour une autre variante, le réseau social est une structure de réseau électronique interconnectée comprenant des entités ayant des relations définies (relations) entre elles.

30 Pour encore une autre variante, la tâche de recommandation comprend la recommandation d'une ou plusieurs instances d'une première entité du réseau de réseau social pour une instance d'une seconde entité du réseau de média social, pour une variante les première et seconde entités étant les mêmes.

35 Pour une autre variante, le réseau de média social comprend une intégration d'entités et de relations provenant de multiples réseaux de média social.

Pour une autre variante, les relations du graphe relationnel sont homogènes de manière interne de telle sorte que les mêmes valeurs dans une relation tendent à avoir la même importance pour la tâche de recommandation.

5 Pour une autre variante, les valeurs de pondération pour le modèle de cheminement aléatoire représentent les contributions pondérées de chaque relation du graphe relationnel pour la tâche de recommandation.

Pour une variante, les entités ont au moins un type parmi :

- une image ;

10 - une vidéo ;

- un utilisateur ;
- un groupe ;
- une étiquette ; et
- un commentaire.

15 Pour d'autres variantes, un produit logiciel informatique est prévu qui comprend des instructions de codage de support d'enregistrement non-transitoire qui, lorsqu'elles sont exécutées par un ordinateur ou un dispositif de traitement numérique, mettent en œuvre les procédés décrits plus haut.

20 Pour une variante du système décrit auparavant, le système comprend en outre un module d'apprentissage de pondération adapté à :

- déterminer les valeurs de pondération en réalisant une approximation d'une distribution stationnaire pour le modèle de cheminement aléatoire et une optimisation de

25 la distribution stationnaire en utilisant une fonction de minimisation de perte en conjonction avec un ensemble d'entraînement ; et

- employer une méthode BFGS à mémoire limitée (L-BFGS) lors de la détermination des valeurs de pondération.

30 Pour encore une autre variante du système, le générateur de cheminement aléatoire général est en outre adapté à transformer le graphe relationnel en une chaîne de Markov comprenant une distribution stationnaire et un ensemble de probabilités de transition ; et

- le générateur de cheminement aléatoire pondéré est en outre adapté à appliquer les valeurs de pondération à la distribution stationnaire et/ou à l'ensemble de probabilités de transition d'état de la chaîne de Markov.

5 Pour une variante de l'appareil décrit plus haut, la probabilité α a une valeur allant d'environ 0,05 à 0,40.

La figure 1 est une vue schématique d'un graphe relationnel représentant un modèle de données de média social ;

10 la figure 2 illustre un système de recommandation d'articles dans des environnements multi-relationnels ;

la figure 3 illustre un modèle de cheminement aléatoire pondéré simplifié relatif à une image à étiqueter ;

15 la figure 4 est un organigramme illustrant un procédé de recommandation d'articles dans des environnements multi-relationnels, qui peut être mis en œuvre sur le système de la figure 2 ; et

les figures 5 à 9 illustrent graphiquement des résultats d'une évaluation du procédé et du système exemplaires.

20 Un système et un procédé de recommandation d'articles dans des environnements multi-relationnels, tels que des réseaux sociaux, vont maintenant être décrits. À cette fin, les modes de réalisation exemplaires concernent un cadre multi-relationnel capable d'intégrer un certain nombre d'entités différentes et de relations entre celles-ci, en utilisant les relations pour constituer des modèles de données pour différentes tâches de 25 recommandation et en cherchant la contribution optimale de chaque relation à une tâche de recommandation donnée. Les termes de réseaux sociaux, tels qu'ils sont utilisés ici, se réfèrent à une structure de réseau électronique interconnectée composée de nœuds (entités) ayant des relations (relations) entre eux fondées sur leurs propriétés. Par exemple, un réseau social peut représenter des relations entre des représentations 30 électroniques de personnes, de groupes, d'organisations, d'animaux, d'ordinateurs, d'objets de média (comme des œuvres ou des images audiovisuelles), des éléments de métadonnées (comme des commentaires ou des étiquettes) et autres.

35 Dans une configuration multi-relationnelle telle qu'un réseau social, des entités du même type ou de types différents sont connectées pour former de multiples relations.

Chaque relation du réseau peut être représentée par une incidence de type unique (pour des entités de même type, comme d'utilisateur à utilisateur) ou par une incidence bipartitive (pour des entités de types différents, comme d'utilisateur à image). Pour le système et le procédé exemplaires, les entités et les relations formant un réseau social

5 ne sont pas limitées à un réseau social spécifique et peuvent intégrer des entités provenant de multiples réseaux sociaux. Pour un mode de réalisation, des profils et des données personnels provenant de réseaux sociaux séparés sont connectés via des entités communes (comme des références personnelles communes). Par exemple, certains sites de gestion de réseaux sociaux (comme Facebook, MySpace, Google

10 Friend Connect) (marques déposées) prévoient une interface de programmation d'application (API) permettant de déterminer des utilisateurs communs entre plateformes via des connecteurs de réseaux sociaux. Pour certains modes de réalisation, des données publiquement accessibles (comme des recommandations de pages du réseau social Delicious et des "tweets" pertinents sur Twitter) (marques déposées) sont utilisées

15 pour constituer un réseau social unifié. À des fins explicatives, le site de média social Flickr est utilisé comme exemple d'un système de partage de médias sociaux. Flickr est un site de média social permettant aux utilisateurs d'étiqueter et de commenter des images téléchargées en liaison montante par ces mêmes utilisateurs ou d'autres. Les utilisateurs eux-mêmes peuvent être logiquement connectés à d'autres utilisateurs ou

20 être membres de groupes.

Tels qu'ils sont utilisés ici, les termes de tâche de recommandation concernent la recommandation d'une ou plusieurs instances d'une entité du réseau social pour une instance d'une seconde entité du réseau. Les première et seconde entités peuvent être

25 du même type ou de types différents. Par exemple, une tâche de recommandation peut impliquer de recommander une étiquette pour une image, recommander un contact ou un groupe pour un utilisateur ou recommander un utilisateur pour un utilisateur. De plus, tel qu'il est utilisé ici, le terme "d'entité" signifie une description d'un objet unique à propos duquel des données peuvent être stockées, et une instance d'une entité est une

30 occurrence unique de l'entité. Par exemple, un réseau social peut comporter une entité "d'utilisateur", pour laquelle une instance de l'entité d'utilisateur est "Bob Jones". À cette fin, des données de média social "instanciées" se réfèrent à une collection d'une ou plusieurs instances de données de média social.

- À un niveau élevé, pour une tâche de recommandation donnée, le mode de réalisation exemplaire obtient un graphe relationnel représentant un modèle de réseau social. Ce modèle de réseau social peut être un modèle d'un unique réseau social ou il peut être une intégration de modèles de multiples réseaux sociaux. Le graphe relationnel représentant le modèle de réseau social est transformé en une chaîne de Markov, dans laquelle la force de chaque relation entre deux entités dans le modèle de réseau social dépend d'un cheminement aléatoire entre ces deux entités. Pour effectuer cette transformation, le graphe relationnel, en conjonction avec une instanciation de données du réseau social concernant le graphe relationnel, est développé en matrices de cooccurrence (une pour chaque relation entre entités), qui sont alors combinées avec une moyenne pondérée optimisée sur un ensemble d'entraînement pré-annoté. Un cheminement aléatoire est ensuite réalisé sur les matrices développées pondérées afin d'obtenir un ensemble de recommandations.
- En se référant à la figure 1, un graphe relationnel illustratif 2 représentant un modèle de données de média social (comme le réseau Flickr) est représenté. Ce graphe relationnel 2 comprend des entités 4, 8, 12, 16, 24 connectées par des relations 6, 10, 14, 18, 20, 22, 26. Chaque relation définit la manière avec laquelle deux entités peuvent être apparentées. Par exemple, un utilisateur possède une image et donc l'entité d'utilisateur 16 est liée à l'entité d'image 4 par la relation "propriétaire" 22. De même, une image peut être étiquetée avec une étiquette et donc l'entité d'image 4 est liée à l'entité d'étiquette 8 par la relation "étiquetée_avec" 6. À titre d'autre exemple, deux utilisateurs peuvent être liés, par exemple en tant que contacts, et ceci est indiqué dans le graphe relationnel 2 de la figure 1 en incluant la relation d'incidence de type unique "contact" 18.

À un niveau logique, le graphe relationnel 2 permet l'intégration de toutes les entités et relations du réseau social d'une manière uniforme. En termes mathématiques, le graphe relationnel 2 peut être transcrit par $G = (E, R)$, où les types d'entités $e_k \in E$ sont représentés par des nœuds et les relations $r_{kl} \in R$ entre les types d'entités e_k et e_l sont représentées par des liens (dactylographiés). Notons que pour une relation de type unique telle que la relation "contact" 18, $k=l$. Lorsqu'ils sont instanciés, toutefois, e_k et e_l seront instanciés en tant qu'instances de deux instances différentes d'entités d'utilisateurs. Sur la figure 1, le graphe relationnel illustratif 2 n'a pas plus d'une relation entre deux types d'entités quelconques e_k et e_l . Cependant, des graphes relationnels

peuvent avoir plus d'une relation entre deux d'entités quelconques e_k et e_l . De plus, certaines entités peuvent n'avoir aucune relation admissible ; par exemple, il n'existe aucune relation entre le type d'entité d'étiquette 8 et le type d'entité de commentaire 12 dans le graphe relationnel 2 de la figure 1.

5

Chaque relation du graphe relationnel est homogène de façon interne au sens où les mêmes valeurs d'une relation tendent à avoir la même importance pour une tâche de recommandation. Pour une tâche de recommandation donnée quelconque, des relations différentes peuvent différer en importance par rapport à une tâche de recommandation 10 donnée. Par exemple, on s'attend à ce que la relation *étiqueté_avec* 6 entre une entité d'image 4 et une entité d'étiquette 8 soit plus importante pour une tâche de recommandation d'étiquette que la relation *membre* 20 entre l'entité d'utilisateur 16 et l'entité de groupe 24.

15 La figure 2 représente un système exemplaire 100 de recommandation d'instances d'entités destinées à être apparentées à une instance d'entité donnée dans des environnements multi-relationnels tels que des réseaux sociaux. Le système 100 est un dispositif non-transitoire qui inclut un dispositif d'entrée 102 pour recevoir des données représentant une instance d'entité 104 (comme une image spécifique), un modèle de réseau social 106, des données de média social instanciées 108 (comme des données 20 d'utilisateur spécifiques à un réseau social) et éventuellement des pondérations préconfigurées 123 pour un modèle de cheminement aléatoire. Dans l'alternative, des entrées 104, 106, 108, 123 peuvent être produites par et/ou stockées dans le système 100 lui-même. Avant d'être fournies en entrées, les entrées 104, 106, 108, 123 peuvent 25 être stockées dans n'importe quel support de stockage tangible adéquat comme un disque, une ROM ou une RAM, ou peuvent être délivrées en entrées au système 100 sous la forme d'une onde porteuse, par exemple via l'Internet. Le dispositif d'entrée 102 peut comprendre une liaison par modem, une connexion câblée ou sans fil, un port USB, un récepteur sur disquette ou disque dur, une partie d'émetteur-récepteur d'un 30 téléphone cellulaire ou autres et peut être séparé ou combiné avec d'autres composants du système 100.

35 Le système 100 comprend une mémoire de données 112 pour stocker l'unique instance de données de média social 104, un modèle de données de média social 106, des données de média social instanciées 108 et des pondérations préconfigurées

optionnelles 123 durant le traitement. La mémoire principale 114 du système 100 stocke des instructions 116 pour mettre en œuvre le procédé exemplaire mettant en jeu un module de développement de graphe relationnel 118, un générateur de cheminement aléatoire général 120, un module optionnel d'apprentissage de pondération 122, un générateur de cheminement aléatoire pondéré et un module de sélection de média social 126. On appréciera que les deux mémoires 112, 114 puissent être réalisées sous la forme d'une unique unité de mémoire ou qu'une des mémoires 112, 114 ou les deux puissent comprendre deux ou davantage d'unités de composants de mémoire. Les instructions 116 sont adéquatement exécutées par un processeur numérique comme le processeur informatique 136 représenté. Le processeur informatique peut être diversement réalisé, comme par un processeur à cœur unique, un processeur à double cœur (ou plus généralement par un processeur à cœurs multiples), un processeur numérique et un coprocesseur mathématique coopérant, un contrôleur numérique ou autre. Les sorties des modules 118, 120, 122, 124, 126 peuvent être stockées dans les mémoires 112, 114 et/ou délivrées en sortie via un dispositif de sortie 128 à un terminal client 130, éventuellement par l'intermédiaire d'un réseau 132 tel que l'Internet. Pour un exemple illustratif, l'utilisateur accède au réseau social en utilisant un dispositif mobile, mais le système 100 est un service assuré par le réseau social. Dans ce cas, le système 100 sera situé au niveau d'un serveur mettant en œuvre le réseau social (lequel serveur pouvant soutenir un réseau de traitement distribué ou "Cloud"), l'entrée 102 et la sortie 128 seront adéquatement un portail Internet du serveur, le processeur 136 et les mémoires 112, 114 seront adéquatement réalisés par le processeur numérique (par exemple, un microprocesseur ou un réseau parallèle de microprocesseurs) et le(s) composant(s) de mémoire du serveur, le réseau 132 sera adéquatement l'Internet avec n'importe quels réseaux en aval (par exemple, le réseau de téléphone cellulaire ou un réseau Wifi) et le terminal client 130 sera adéquatement le dispositif mobile comprenant son écran de visualisation pour visualiser les sorties.

Le module de développement de graphe relationnel 118 reçoit en entrée un modèle de données de média social 106 et des données de média social instanciées 108 via le dispositif d'entrée 102. Comme décrit plus haut, le modèle de données de média social 106 est, ou peut être converti en, un graphe relationnel comme le graphe relationnel 2 représenté sur la figure 1. Le module 118 développe les données de média social instanciées 108 en matrices de cooccurrence (c'est-à-dire le graphe relationnel 35 développé 119) reflétant les relations d'entités définies par le graphe relationnel de

média social. Ce processus de développement est décrit plus en détails en ce qui concerne l'étape S140 de la figure 4.

Le générateur de cheminement aléatoire général 120 reçoit en entrée le graphe relationnel développé 119 généré par le module de développement de graphe relationnel 118 et construit un modèle de cheminement aléatoire 121. Le modèle de cheminement aléatoire 121 est généré en constituant une chaîne de Markov à partir du graphe relationnel développé 119. Comme l'appréciera une personne ayant des connaissances ordinaires, une chaîne de Markov (ou modèle de Markov) est un modèle ayant des états pour lesquels l'état suivant, pour un état donné quelconque, ne dépend que de cet état donné. Pour le mode de réalisation exemplaire, la chaîne de Markov elle-même est appelée le modèle de cheminement aléatoire 121. Le processus de génération du modèle de cheminement aléatoire 121 à partir du graphe relationnel développé 119 est décrit de manière plus détaillée en ce qui concerne l'étape S150 de la figure 4.

Le module optionnel d'apprentissage de pondération 122 détermine un ensemble de valeurs de pondération 123 qui représentent les contributions pondérées de chaque relation du graphe relationnel (par exemple le graphe relationnel 2 de la figure 1) pour une tâche de recommandation donnée. Par exemple, en ce qui concerne le graphe relationnel 2 de la figure 1, si une recommandation d'une étiquette 8 doit être faite en ce qui concerne une image 4 donnée, la relation *propriétaire* 22 peut être pondérée plus lourdement que la relation *apparaît_dans* 26 s'il est déterminé que la relation *propriétaire* 22 est un meilleur indicateur de l'étiquette 8 à recommander pour une image 4 donnée. Ce processus de détermination d'un ensemble de valeurs de pondération 123 est décrit plus en détail plus bas en ce qui concerne l'étape S160 de la figure 4.

Le générateur de cheminement aléatoire pondéré 124 reçoit en entrée l'ensemble de valeurs de pondération 123 du module d'apprentissage de pondération 122 et le modèle de cheminement aléatoire 121 du générateur de cheminement aléatoire général 120. Pour un autre mode de réalisation, les valeurs de pondération 123 sont fournies en provenance d'une source autre que le module d'apprentissage de pondération 122, comme des valeurs délivrées directement en entrée par un opérateur du système 100. Le générateur de cheminement aléatoire pondéré 124 applique alors l'ensemble de valeurs de pondération 123 au modèle de cheminement aléatoire 121 afin de créer un

modèle de cheminement aléatoire pondéré 125. Pour le mode de réalisation exemplaire, le modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 est le modèle de cheminement aléatoire 121 avec une distribution stationnaire π ajustée conformément à l'ensemble des valeurs de pondération 123. Le générateur 124 fournit ensuite le modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 au module de sélection de média social 126. Le processus de génération du modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 est décrit plus en détails plus bas en ce qui concerne l'étape S170 de la figure 4.

Le module de sélection de média social 126 reçoit en entrée le modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 provenant du générateur de cheminement aléatoire pondéré 124 et effectue un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 afin de sélectionner une ou plusieurs instances d'entités pour la tâche de recommandation donnée relativement à l'instance d'entrée de données de média social 104. Les instances d'entités sélectionnées sont alors délivrées en sortie en tant que recommandations 134 pour l'entité d'entrée 104 donnée. Par exemple, un modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 simplifié est prévu sur la figure 3 relativement à une image à étiqueter (notée par l'état S_0). Pour cet exemple, un cheminement aléatoire effectué sur le modèle 125 fera probablement en sorte que l'étiquette représentée par l'état S_2 soit sélectionnée, puisque le cheminement aléatoire procure 50 % de chances que S_2 soit l'état suivant, à comparer aux 20 % de chances pour S_1 et 30 % de chances pour S_3 . Le cheminement aléatoire peut être effectué de multiples fois pour sélectionner de multiples instances d'entités. Ce processus de sélection d'instances d'entités à partir du modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 est décrit plus en détails plus bas en ce qui concerne l'étape S180 de la figure 4.

25

Pour le mode de réalisation exemplaire, les composants 114, 116, 118, 120, 122, 124, 126 sont constitués par des instructions logicielles stockées dans la mémoire principale 112, qui sont exécutées par un processeur informatique 136. Le processeur 136, comme l'unité centrale CPU d'un ordinateur, peut commander le fonctionnement global du système informatique 100 par l'exécution d'instructions de traitement stockées dans la mémoire 112. Les composants 102, 112, 114, 116, 118, 120, 122, 124, 126, 128, 136 peuvent être reliés par un bus de commande de données 138.

35 Comme on l'apprécierra, le système 100 peut comprendre plus ou moins de composants tout en ayant la même fonctionnalité. Par exemple, les composants 116,

118, 120, 122, 124, 126 peuvent être combinés pour former moins de composants ou peuvent être fonctionnellement séparés pour former davantage de composants individuels.

5 Le système 100 peut comprendre un ou plusieurs dispositifs de traitement, comme un ordinateur personnel, un assistant numérique personnel PDA, un ordinateur portable, un ordinateur serveur ou des combinaisons de ceux-ci. Les mémoires 112, 114 peuvent être intégrées ou séparées et peuvent représenter tout type de support lisible par un ordinateur, comme une mémoire à accès aléatoire (RAM), une mémoire à lecture seule (ROM), un disque ou une bande magnétique, un disque optique, une mémoire flash ou une mémoire holographique. Pour un mode de réalisation, les mémoires 112, 114 sont constituées par une combinaison de mémoire à accès aléatoire et de mémoire à lecture seule. Pour certains modes de réalisation, le processeur 136 et les mémoires 112 et/ou 114 peuvent être combinés en une seule puce.

15

 Le système 100 peut délivrer en sortie les recommandations 134 à un dispositif de sortie, comme un terminal client 130, un serveur ou autre. Le dispositif de sortie 128 peut être connecté directement au système 100 ou relié à celui-ci, par exemple via une liaison câblée ou sans fil 132, comme un réseau local, un réseau à grande distance ou l'Internet. Le système 100 ou le terminal client 130 peut générer une interface graphique utilisateur (GUI) pour une visualisation par un utilisateur. La GUI exemplaire (non représentée) permet à un utilisateur d'interagir avec le système 100 via l'écran de visualisation du terminal client 130 avec un dispositif d'entrée de l'utilisateur, comme un dispositif de commande de curseur, un clavier, un bloc de touches, un manche à balai ou autre. Pour le mode de réalisation exemplaire, le terminal client 130 peut inclure un navigateur Web permettant à l'utilisateur d'interagir avec le système 100, qui peut être mis en œuvre par un ordinateur serveur.

 Le terme "logiciel", tel qu'il est utilisé ici, est supposé englober tout jeu ou ensemble 30 d'instructions exécutables par un ordinateur ou un autre système numérique de façon à configurer l'ordinateur ou l'autre système numérique pour qu'il effectue la tâche voulue. Le terme "logiciel", tel qu'il est utilisé ici, est supposé englober de telles instructions stockées dans un support de stockage tel qu'une RAM, un disque dur, un disque optique ou autre, et est également supposé englober un logiciel dit "microprogramme" qui est 35 stocké dans une ROM ou autre. Un tel logiciel peut être organisé de diverses manières

et peut inclure des composants logiciels organisés, tels que des bibliothèques, des programmes fondés sur l'Internet stockés dans un serveur distant ou autre, du code source, du code interprétatif, du code objet, du code directement exécutable et autre. On considère que le logiciel peut appeler du code au niveau du système ou un autre logiciel résidant dans un serveur ou un autre endroit pour exécuter certaines fonctions.

La figure 4 illustre un procédé exemplaire de recommandation d'articles dans des environnements multi-relationnels. Ce procédé peut être mis en œuvre par le système exemplaire détaillé sur la figure 2. Le processus commence à S100.

10

À S110, le système de recommandation de média social 100 reçoit dans la mémoire 112 et/ou 114 une instance unique de données de média social 104 (telle qu'une image) sur laquelle une tâche de recommandation va être effectuée. À des fins explicatives, on suppose que la tâche de recommandation va recommander une ou plusieurs étiquettes pour une image d'entrée. Cependant, la tâche de recommandation couvre généralement la recommandation d'une ou plusieurs instances d'une entité du réseau social pour une instance d'une seconde entité du réseau.

15

À S120, le système de recommandation de média social 100 reçoit dans les mémoires 112 et/ou 114 un graphe relationnel 106 représentant un modèle de données de média social. Par exemple, le graphe relationnel 2 de la figure 1 est une représentation du modèle de données de média social Flickr et peut être fourni en entrée du système 100.

20

À S130, le système de recommandation de média social 100 reçoit dans les mémoires 112 et/ou 114 des données de média social instanciées 108. Les données de média social instanciées contiennent une ou plusieurs instances d'entité de média social (comme des images, des étiquettes, des utilisateurs, etc.) qui se conforment au modèle de données de média social 106 d'entrée.

30

À S140, le module de développement de graphe relationnel 120 génère un graphe relationnel développé 119 en créant des matrices de cooccurrence fondées sur le modèle de données de média social 106 et les données de média social instanciées 108. Comme on l'a vu plus haut, le modèle de données de média social 106 est un graphe donné par $G = (E, R)$, où les types d'entité $e_k \in E$ sont représentés par des

nœuds et les relations $r_{kl} \in R$ entre des entités de types e_k et e_l sont représentées par des liens (dactylographiés). Pour créer le graphe relationnel développé 119, chaque relation r_{kl} est développée (instanciée) sous la forme d'une matrice $A_{kl} = \{a_{kl}^{ij}\}, i = 1, \dots, |e_k|, j = 1, \dots, |e_l|$, où a_{kl}^{ij} indique la relation entre l'entité $i \in e_k$ et

- 5 l'entité $j \in e_l$ (par exemple, pour la relation *étiquetée_avec* 6 de la figure 1, $a_{ij} = 1$ dans la relation r_{kl} si l'image i est étiquetée avec l'étiquette j , 0 autrement). Dans le cas général, a_{ij} sont des valeurs réelles dans la plage $[0,1]$. En supposant que le graphe relationnel comprend P types de b entités, e_1, \dots, e_b , le nombre total d'entités est

10

$$N = \sum_{k=1}^b |e_k|$$

15

Le graphe relationnel développé 119 est composé de b^2 blocs, un bloc pour chaque paire (e_k, e_l) . Des relations disponibles remplissent certains blocs et d'autres blocs peuvent être laissés vides ou remplis de relations composées en utilisant la transitivité de la relation, $A_{kl} = A_{km} A_{ml}$, dans laquelle A_{kl} sont des relations basiques ou composées. La composition de relation peut dépendre de la tâche de recommandation donnée.

20

En ce qui concerne le modèle relationnel Flickr 2 de la figure 1, il y a sept relations basiques 6, 10, 14, 18, 20, 22, 26 qui remplissent des blocs correspondants dans P et peuvent composer d'autres relations. La relation *cooccurrence d'étiquette* est un exemple d'une relation composée. Si une matrice A_{TT} décrit la relation *étiquetée_avec* (IMAGE, ÉTIQUETTE), la matrice de cooccurrence d'étiquette peut être obtenue par $A_{TT} = A_{TP} A_{TT}$. Des valeurs plus élevées pour A_{TT} indiquent que davantage d'images sont étiquetées avec une paire d'étiquettes donnée.

30

À S150, le générateur de cheminement aléatoire général 120 génère un modèle de cheminement aléatoire 121 en constituant une chaîne de Markov à partir du graphe relationnel développé 119. La chaîne de Markov constituée par le générateur de cheminement aléatoire général 120 a une distribution stationnaire π qui fonctionne bien pour des tâches de prédiction spécifiques. Une chaîne de Markov sur un ensemble d'états S est spécifiée par une distribution initiale P_0 sur S et un ensemble de probabilités de transition d'état $P(S_t | S_{t-1})$. Une chaîne de Markov définit une distribution sur des séquences d'états, via un processus génératif pour lequel l'état initial S_0 est d'abord échantillonné suivant P_0 , puis les états S_t (pour $t = 1, 2, \dots$) sont échantillonnés dans

l'ordre suivant les probabilités de transition. La distribution stationnaire de la chaîne de Markov est donnée par $\pi(s) = \lim_{t \rightarrow \infty} P(S_t = s)$, si la limite existe.

5 Pour assurer que la chaîne de Markov ait une distribution stationnaire unique, le module 120 réinitialise le processus avec une probabilité $\alpha > 0$ suivant la distribution de l'état initial P_0 . La probabilité α est un paramètre d'ajustage pour le procédé et, en pratique, une probabilité α appropriée empêche que la chaîne se bloque dans de petites boucles. Pour le mode de réalisation exemplaire, des valeurs de α comprises entre environ 0,05 et 0,40 produisent de bons résultats, mais d'autres valeurs pour α sont 10 envisagées. La chaîne de Markov S_0, S_1, \dots avec l'état initial S_0 étant distribuée suivant P_0 , les transitions d'état étant données par P et la probabilité de réinitialisation α , il est simple d'exprimer la distribution stationnaire π de la façon suivante :

15 (1)
$$\alpha \sum_{t=0}^{\infty} (1-\alpha)^t P_0 P^t$$

L'équation (1) peut être utilisée pour calculer efficacement π . Puisque les termes correspondants à de grandes valeurs de t ont des pondérations $(1 - \alpha)^t$ très petites, lors du calcul de π , cette séquence peut être tronquée après les quelques premiers termes (de l'ordre de $\frac{1}{\alpha}$) sans encourir d'erreur significative. La sortie du générateur de cheminement aléatoire général 120 est un modèle de cheminement aléatoire 121. Pour le mode de réalisation exemplaire, le modèle de cheminement aléatoire 121 est 25 semblable à la chaîne de Markov.

À S160, le module d'apprentissage de pondération 122 détermine un ensemble de valeurs de pondération 123 qui représentent les contributions pondérées de chaque relation du graphe relationnel 106 pour une tâche de recommandation donnée. Les 30 valeurs de pondération 123 sont utilisées par le générateur de cheminement aléatoire pondéré 124 pour créer un modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 qui combine les valeurs de pondération 123 et le modèle de cheminement aléatoire 121 précédemment créé. Pour d'autres modes de réalisation, les valeurs de pondération 123 peuvent être fournies en entrée du système 100 sans avoir à être calculées.

35

À des fins d'illustration, considérons un modèle de cheminement aléatoire donné. Une pondération w_{kl} exprime la contribution relative d'une relation r_{kl} donnée dans le

modèle de cheminement aléatoire entre des entités e_k et e_l . La somme pondérée des relations exprimées par

$$A = \sum_{kl} w_{kl} A_{kl} \quad \text{et}$$

- 5 $\pi(s)j$ est une projection de la distribution stationnaire π sur le type d'entité j .

Pour commencer un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire, la distribution initiale P_0 est composée de b vecteurs δ_i , $i = 1, \dots, b$, avec tous les éléments disponibles pour une demande. En conséquence, P_0 peut être défini 10 comme étant une normalisation de $[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_b]$. Ainsi, si les pondérations w_{kl} sont connues ou recommandées par un expert, l'équation (1) peut être utilisée pour estimer la distribution stationnaire π et sa projection π_j . Si les pondérations sont inconnues a priori, alors le module d'apprentissage de pondération 122 trouvera des valeurs pour les pondérations w_{kl} qui minimiseront une certaine fonction de perte.

15

Pour apprendre les pondérations d'un cheminement aléatoire relationnel, une distribution stationnaire π est approximée avec la version tronquée et le problème d'optimisation est exprimé sur les pondérations w_{kl} , en tant que minimisation d'une fonction de perte lorsqu'une prédiction est appliquée à un ensemble d'entraînement. 20 Ainsi, le cheminement aléatoire pondéré est défini par une demande de chaîne de Markov pondérée ayant pour résultat une distribution de probabilités. Des nœuds ayant davantage de liens (par exemple des relations entre entités) avec des pondérations plus élevées accumuleront davantage de probabilités que des nœuds ayant moins de liens et des pondérations plus basses. De plus, des pondérations sur des liens peuvent être 25 déduites de l'ensemble d'entraînement, dans lequel un modèle est une instanciation des pondérations du modèle de Markov, qui minimise l'erreur de prédiction sur un ensemble d'entraînement T .

Pour faciliter l'apprentissage de pondérations, une fonction de marquage H est 30 employée qui attribue une valeur comprise dans $[0,1]$ à une entité de type e_k . Le module d'apprentissage de pondération 122 apprend la fonction H à partir d'un ensemble de relations connues entre entités, telles que celles dérivées du modèle de données de média social 106 et/ou du graphe relationnel développé 119. La fonction H estime la probabilité p pour un objet donné i . Supposons que y désigne la probabilité réelle de i et

p son estimation par H . Le prix à payer lors de la prédiction de p à la place de y est défini par une fonction de perte $l(y, p)$. Le carré de la perte entre y et p est exprimé par :

$$(2) \quad l_{sq}(y, p) = y(1 - p)^2 + (1 - y)p^2$$

5 Notons que les première et seconde dérivées partielles de p sont :

$$\frac{\partial}{\partial p} l_{sq}(y, p) = 2(p - y) \quad \text{et} \quad \frac{\partial^2}{\partial^2 p} l_{sq}(y, p) = 2, \text{ respectivement.}$$

Sans perte de généralité, une tâche de recommandation d'étiquette est présentée pour illustrer la fonction de carré de la perte. Supposons qu'un ensemble d'entités d'étiquettes ait L instances d'étiquettes. Pour une image donnée, supposons que Y_B 15 désigne un vecteur binaire $Y_B = \{y_1, \dots, y_L\}$ avec y_i égal à 1, si l'image est étiquetée avec l'étiquette $i, i = 1, \dots, L$. La distribution de probabilité sur l'ensemble d'étiquettes TAG sera $Y = (y_1, \dots, y_n)$ avec y_i égal à 0 ou

$$20 \quad \frac{1}{|Y_B|}, \text{ avec } i = 1, \dots, L.$$

Supposons que P désigne une distribution de probabilité d'étiquette estimée, $P = (p_1, \dots, p_L)$, avec

$$25 \quad \sum_{i=1}^L p_i = 1$$

Le carré de la perte de l'utilisation d'une distribution P à la place de Y est défini par :

$$(3) \quad L_{sq}(Y, P) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L l_{sq}(y_i, p_i).$$

30 Pour le carré de la perte de distribution L_{sq} , les dérivées ont la forme :

$$\frac{\partial}{\partial P} L_{sq}(Y, P) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial}{\partial p_i} l_{sq}(y_i, p_i) = \frac{2}{L} \sum_{i=1}^L (y_i - p_i)$$

et de même :

$$35 \quad \frac{\partial^2}{\partial^2 P} L_{sq}(Y, P) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial^2}{\partial^2 p_i} l_{sq}(y_i, p_i) = 2$$

Si un ensemble d'entraînement T d'images a une distribution de probabilité d'étiquette Y , le module d'apprentissage de pondération 122 trouve une fonction de marquage H qui minimise la perte empirique sur T , définie par :

$$5 \quad Perte(H) = \frac{1}{|T|} \sum_{j \in T} L_{sq}(Y_j, P_j) \quad ,$$

Y_j étant le vecteur de probabilité réelle pour l'image j et P_j étant la distribution de la probabilité de prédiction.

10 La somme pondérée est composée de b types d'entités distincts

$$A = \sum_{kl}^b w_{kl} A_{kl} \quad .$$

15 De plus grandes valeurs de w_{kl} indiquent une plus grande importance d'une relation entre les types i et j . Chaque matrice A_{kl} pour une relation r_{kl} est normalisée avec chaque distribution de transition d'état. Le mélange de matrice A devrait satisfaire à la même condition et à la contrainte

$$20 \quad \sum_l w_{kl} = 1 \quad , \quad w_{kl} \geq 0.$$

La matrice de mélange A n'est cependant pas nécessairement symétrique, de sorte que $w_{kl} \neq w_{lk}$ dans le cas général. Ainsi, le problème d'optimisation suivant est présenté :

$$25 \quad (5) \quad \min_{w_{kl}} Perte(H) \text{ s.t. } 0 \leq w_{kl} \leq 1$$

$$\sum_l w_{kl} = 1 \quad , \quad k = 1, \dots, b.$$

30 Le problème d'optimisation contrainte (5) peut être transformé en un problème d'optimisation non contrainte en introduisant des variables v_{kl} , avec $k, l = 1, \dots, b$ et en représentant

$$w_{kl} = \frac{e^{v_{kl}}}{\sum_m [\exp(v)]_{km}} \quad .$$

Le problème d'une contrainte sur w_{kl} devient sans contrainte sur v_{kl} .

Pour résoudre le problème (5), le module d'apprentissage de pondération 122 utilise une méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno à mémoire limitée (L-BFGS). L'algorithme L-BFGS est un membre de la vaste famille des méthodes d'optimisation de quasi-Newton. Ces méthodes sont des approximations de la méthode de Newton bien-connue, une classe des techniques d'optimisation nommées "hill-climbing" (littéralement "gravir des collines") qui recherchent un point stationnaire d'une fonction (deux fois continuellement différentiable). Pour ces problèmes, une condition nécessaire pour l'optimalité est que le gradient soit nul. Il n'est pas nécessaire que la méthode de Newton et les méthodes BFGS convergent, à moins que la fonction n'ait une expansion quadratique de Taylor proche d'un optimum. De manière générale, ces méthodes utilisent les dérivées premières et secondes.

Avec les méthodes de quasi-Newton, il n'est pas nécessaire que la matrice hessienne des dérivées secondes soit évaluée directement. Au lieu de cela, la matrice hessienne est approximée en utilisant des mises à jour de rang un spécifiées par des évaluations de gradient (ou approximation des évaluations de gradient).

La méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) est un des membres les plus populaires de cette classe.

La L-BFGS utilise une variation à mémoire limitée de la BFGS pour réaliser une approximation de la matrice hessienne inverse. Contrairement à la méthode BFGS originale qui stocke une approximation dense de $n \times n$, la L-BFGS ne stocke que quelques vecteurs représentant implicitement l'approximation. Un ensemble d'optimisation avec la routine L-BFGS est utilisé à la fois dans les environnements Matlab et Python/Scipy.

Le système itératif décrit plus haut peut être généralisé à toutes les dimensions de w_{kl} , y compris le gradient $\nabla L(W)$ et l'inverse de la matrice hessienne, $HL(W)$, où $W = (w_{kl})$, avec $k, l = 1, \dots, b$. Cela donne la séquence itérative suivante de solutions approximées W_0, W_1, \dots :

$$(6) \quad W_{n+1} = W_n - [HL(W)]^{-1} \nabla F(W_n), n > 0.$$

Pour déployer les méthodes de quasi-Newton pour les cheminements aléatoires pondérés, les dérivées de la fonction de perte par rapport aux variables w_{kl} sont obtenues de la façon suivante :

5 (7)
$$\frac{\partial Perte(H)}{\partial w_{kl}} = \frac{1}{|T|} \sum_{j \in T} \frac{\partial}{\partial P_j} L_{sq}(Y_j, P_j) \frac{\partial P_j}{\partial w_{kl}},$$

où $P_j = \alpha \sum_{i=1}^k (1-\alpha)^i P_0^i A^i$ et P_0^i est la distribution de probabilité initiale pour l'image j .

10

Les séries de puissances A^i , avec $i = 1, 2, \dots$ sont les seuls termes de P_j dépendant de w_{kl} et leurs dérivées premières sont fournies par :

15 (8)
$$\frac{\partial A^t}{\partial w_{kl}} = \frac{\partial}{\partial w_{kl}} (A^{t-1} A_{kl}^{\top})^{\top} = \frac{\partial A^{t-1}}{\partial w_{kl}} A_{kl}^{\top} + A^{t-1} A_{kl},$$

et les dérivées secondes sont fournies par :

(9)
$$\frac{\partial^2 A^t}{\partial^2 w_{kl}} = \frac{\partial^2 A^{t-1}}{\partial^2 w_{kl}} A_{kl}^{\top} + 2 \frac{\partial A^{t-1}}{\partial w_{kl}} A_{kl} + \dots$$

20

À S170, le générateur de cheminement aléatoire pondéré 124 génère un modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 en appliquant l'ensemble de valeurs de pondération 123 provenant du module d'apprentissage de pondération 122 au modèle de cheminement aléatoire 121 provenant du générateur de cheminement aléatoire général 120. Pour le mode de réalisation exemplaire, l'ensemble de valeurs de pondération 123 comprend une pondération w_{kl} pour chaque relation r_{kl} du modèle de cheminement aléatoire 121. Ainsi, chaque probabilité de transition de lien entre des entités ayant une relation r_{kl} dans le modèle de cheminement aléatoire 121 est multipliée par la valeur w_{kl} afin de créer le modèle de cheminement aléatoire pondéré 125.

25

À S180, le modèle de sélection de média social 126 réalise un ou plusieurs cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré 125 pour identifier une ou plusieurs instances de média sociaux parmi les données de média social instanciées 108. La demande initiale P^0 est utilisée pour lancer le cheminement

aléatoire. Le cheminement aléatoire commence à partir de l'état représentant l'unique instance de données de média social 104 sur lesquelles la tâche de recommandation doit être effectuée. Pour le mode de réalisation exemplaire, le cheminement aléatoire se poursuit alors avec des états successifs (c'est-à-dire des instances d'entité) jusqu'à ce 5 qu'une entité du type demandé (comme une ÉTIQUETTE pour une IMAGE) soit découverte. Ce processus peut être répété de multiples fois pour sélectionner de multiples instances d'entités pour une recommandation.

À S190, le module de sélection de média social 126 fournit en sortie le(s) 10 instance(s) d'entité(s) sélectionné(s) en tant que recommandation(s) via le dispositif de sortie 128. Pour le mode de réalisation exemplaire, une liste de toutes les instances est délivrée en sortie, cependant, pour d'autres modes de réalisation, les instances d'entités elles-mêmes peuvent être fournies en sortie.

15 Le procédé illustré sur la figure 4 peut être mis en œuvre par un produit logiciel informatique pouvant être exécuté sur un ordinateur. Le produit logiciel informatique peut être un support d'enregistrement, non transitoire, lisible par un ordinateur sur lequel un programme de commande est enregistré, tel qu'un disque, un disque dur, ou autre. Des formes communes de supports non transitoires lisibles par un ordinateur 20 comprennent, par exemple, des disquettes, des disques souples, des disques durs, une bande magnétique ou tout autre support de stockage magnétique, un CD-ROM, un DVD ou tout autre support optique, une RAM, une PROM, une EPROM, une FLASH-EPROM ou une autre puce ou cartouche de mémoire, ou tout autre support tangible qu'un ordinateur peut lire et utiliser.

25

Autrement, le procédé peut être mis en œuvre sur un support transitoire, comme une onde porteuse transmissible dans laquelle est réalisé le programme de commande en tant que signal de données utilisant des supports de transmission, tels que des ondes acoustiques ou lumineuses, telles que celles générées au cours de 30 communications de données par ondes radio ou infrarouges ou autre.

Le procédé exemplaire décrit plus haut peut être mis en œuvre en mode de démarrage ou de demande. En mode de démarrage, la tâche consiste à recommander une instance d'entité (par exemple une étiquette spécifique) à associer à une instance 35 d'entité de réseau social nouvellement téléchargée en liaison montante (par exemple

une image spécifique). À titre d'exemple illustratif, en mode de démarrage des recommandations d'étiquettes sont délivrées pour une image ou un clip vidéo nouvellement téléchargé en liaison montante. En mode de demande, une instance d'entité a déjà des instances d'entités préexistantes qui la concernent (par exemple, une 5 image a déjà certaines étiquettes qui lui sont attribuées), et ces relations préexistantes sont incluses dans le processus de développement, de sorte qu'elles sont prises en compte lorsqu'une recommandation est faite.

Une évaluation quantitative a été réalisée sur un ensemble de données de Flickr 10 téléchargé en liaison descendante par l'intermédiaire de l'API de Flickr. L'ensemble de données comprend environ 2 000 utilisateurs, 500 000 images avec environ 1,7 millions de commentaires et 200 000 étiquettes.

L'apprentissage de cheminement aléatoire pondéré a fait l'objet d'essais sur trois 15 types d'entités, IMAGE, ÉTIQUETTE et UTILISATEUR. Les trois relations centrales sont $R_{IT} = \text{étiqueté_avec (IMAGE, étiquette)}$, $R_{UT} = \text{propriétaire (UTILISATEUR, IMAGE)}$ et $R_{UU} = \text{contact (UTILISATEUR, UTILISATEUR)}$. Les relations composées dépendent de la tâche de recommandation.

20 Pour la recommandation d'étiquette, la matrice image-pour-image a été constituée par $A_{II} = A_{IT}A'_{IT}$ et a été en plus pondérée par la similarité en utilisant les caractéristiques visuelles, extraites avec l'aide d'une "boîte à outils" de catégorisation visuelle. D'autres relations composées sont d'étiquette-pour-étiquette $A_{TT} = A_{IT}A'_{IT}$ et d'utilisateur-pour-étiquette $A_{UT} = A_{UP}A_{IT}$ et leurs inversions. Pour une recommandation de contact 25 utilisateur, les matrices constituées sont $A_{II} = A_{UP}A'_{UI}$ et $A_{UT} = A_{UP}A_{IT}$. La matrice A fait $I \times I$ en blocs avec $I = 3$ et l'optimisation est faite sur I^2 pondérations w_{ij} .

Deux des tâches de recommandation ayant fait l'objet d'essais sont une recommandation d'étiquette pour des images et une recommandation de contact pour 30 des utilisateurs. La première s'exécute en mode de démarrage ou de demande. En mode de démarrage, la tâche est de prédire des étiquettes pour une image nouvellement téléchargée en liaison montante. En mode de demande, une image peut avoir certaines étiquettes et la tâche de prédiction consiste à étendre l'ensemble d'étiquettes en recommandant de nouvelles étiquettes. Dans les deux modes, 35 l'exécution d'une prédiction des 5 étiquettes de rangs les plus élevés et des étiquettes

de $|taille|$, dans laquelle le nombre $|taille|$ d'étiquettes varie d'une image à une autre, est connue à l'avance (et est égale à l'ensemble d'étiquettes d'essai). Une recommandation de contact a fait l'objet d'un essai uniquement en mode de demande.

- 5 Des métriques de précision, de rappel et d'évaluation F1, définies dans le mode à étiquetage multiple, ont été utilisées. Supposons que Y_i et P_i désignent les vecteurs d'étiquettes réels et prédits pour une image i , respectivement. La précision et le rappel sont alors définis par

10
$$P_r = \sum_i \frac{|Y_i \cup P_i|}{|Y_i|} \quad \text{et} \quad R_e = \sum_i \frac{|Y_i \cup P_i|}{|P_i|} \quad , \text{ respectivement.}$$

La marque F1 est ensuite définie par

15
$$2 \frac{P_r \cdot R_e}{P_r + R_e} \quad .$$

Les pondérations de cheminement aléatoires sont apprises et comparées aux résultats d'une exécution en ligne de base, donnés par le schéma non pondéré. Le schéma non pondéré est constitué de relations centrales et composées avec des pondérations égales. Les distributions initiales varient en fonction du type de demande.

- 20 Les valeurs moyennes sont rapportées pour 5 passages indépendants.

La figure 5 présente les valeurs de rappel et de précision pour la recommandation d'étiquette de démarrage, la taille de l'ensemble d'images variant de 1 000 à 25 000. L'essai est exécuté avec le schéma "laisser une dehors", les 5 étiquettes prédites de 25 rangs les plus élevés étant comparées à l'ensemble d'étiquettes réelles.

La figure 6 présente les valeurs de rappel et de précision pour la recommandation d'étiquette de demande, la taille de l'ensemble d'images variant de 1 000 à 25 000. Pour cette évaluation, 50 % des étiquettes sont sélectionnées aléatoirement pour former la 30 demande pour une image donnée et les 50 % des étiquettes restantes sont utilisées pour l'essai. Les cinq étiquettes prédites de rangs les plus élevés sont alors comparées à l'ensemble d'étiquettes réelles. Le gain de précision et de rappel par rapport aux non pondérées est d'environ 5 % et 3 % respectivement. En outre, la figure 7 présente les valeurs de marque F1 pour le même paramétrage, le nombre d'étiquettes prédites 35 n'étant pas cinq mais étant égal à celui de l'ensemble des étiquettes d'essai.

- De plus, le scénario fondé sur la demande a fait l'objet d'essais sur la tâche de recommandation de contact utilisateur. Comme pour l'essai précédent, 50 % des contacts d'un utilisateur ont été sélectionnés aléatoirement pour former une demande et 5 les 50 % des contacts restants sont utilisés pour l'essai. La figure 8 présente des valeurs de précision et de rappel pour les cinq contacts recommandés de rangs les plus élevés, le nombre d'utilisateurs variant de 100 à 1 900. On peut observer un gain beaucoup plus élevé en précision qu'en rappel.
- 10 La figure 9 illustre l'impact de différentes troncatures dans l'équation (1) sur l'exécution rapportée pour les valeurs de précision et de rappel de deux cas de 1 000 et 20 000 images, lorsque la séquence est tronquée après 1, 2, 3, 4, 5 ou 10 itérations. Comme le suggère la figure 9, les deux mesures atteignent leurs valeurs de rangs les plus élevés pour de très petites valeurs, comme 2 ou 3.

REVENDICATIONS

1. Procédé comprenant l'étape consistant à :
 - faire une recommandation à un utilisateur d'un réseau social pour associer une étiquette existante à une instance d'une entité de média social par des opérations consistant à :
 - générer un modèle de cheminement aléatoire incluant l'instance de l'entité de média social pour au moins une partie du réseau social ;
 - déterminer des valeurs de pondération pour le modèle de cheminement aléatoire ;
 - générer un modèle de cheminement aléatoire pondéré en fonction du modèle de cheminement aléatoire et des valeurs de pondération ;
 - réaliser un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré en commençant par l'instance de l'entité de média social ; et
 - recommander à l'utilisateur une étiquette existante fondée sur le cheminement aléatoire ;
 - pour lequel au moins la réalisation du cheminement aléatoire est effectuée par un processeur informatique.
2. Procédé selon la revendication 1, pour lequel les valeurs de pondération sont déterminées en réalisant une approximation d'une distribution stationnaire pour le modèle de cheminement aléatoire et en optimisant la distribution stationnaire en utilisant une minimisation d'une fonction de perte en conjonction avec un ensemble d'entraînement.
3. Procédé selon la revendication 1, comprenant en outre l'utilisation d'une méthode de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno BFGS à mémoire limitée (L-BFGS) pour déterminer les valeurs de pondération.
4. Procédé selon la revendication 1, comprenant en outre les étapes consistant à :
 - prévoir des données de réseau social instanciées dans une mémoire informatique ; et
 - déterminer un graphe relationnel développé en développant les données de média social instanciées en matrices de cooccurrence en fonction, au moins en partie, d'un

graphie relationnel représentant un modèle de données de média social du réseau social.

5. Procédé selon la revendication 4, pour lequel le modèle de cheminement aléatoire est généré en fonction, au moins en partie, du graphe relationnel développé.

6. Procédé selon la revendication 4, pour lequel la génération du modèle de cheminement aléatoire comprend l'étape de transformation du graphe relationnel en une chaîne de Markov comprenant une distribution stationnaire et un ensemble de probabilités de transition d'état.

7. Procédé selon la revendication 6, pour lequel le réseau social est une structure de réseau électronique interconnectée comprenant des entités ayant des relations définies (relations) entre elles et la tâche de recommandation est menée à bien en un mode de démarrage ou un mode de demande et comprend la recommandation d'une ou plusieurs instances d'une première entité du réseau de réseau social pour une instance d'une seconde entité du réseau de média social ;

15 - pour lequel, en mode de démarrage, l'instance de la seconde entité est nouvellement téléchargée en liaison montante vers le réseau de média social et aucune instance de la première entité n'est associée à l'instance de la seconde entité ; et

20 - pour lequel, en mode de demande, il existe une instance de la première entité associée à la seconde entité.

8. Procédé selon la revendication 6, pour lequel le réseau social est une structure de réseau électronique interconnectée comprenant des entités ayant des relations définies (relations) entre elles et la génération du modèle de cheminement aléatoire inclut des relations composées du graphe relationnel.

9. Système pour effectuer une tâche de recommandation, comprenant :

30 - une mémoire pour stocker :

- un graphe relationnel représentant un modèle de données de média social d'un réseau de média social, et

- des données de média social instanciées ;

35 - un module de développement de graphe relationnel adapté à déterminer un graphe relationnel développé en développant les données de média social

instanciées en matrices de cooccurrence fondées, au moins en partie, sur le graphe relationnel ;

5 - un générateur de cheminement aléatoire général adapté à générer un modèle de cheminement aléatoire fondé, au moins en partie, sur la tâche de recommandation et le graphe relationnel développé ;

- un générateur de cheminement aléatoire pondéré adapté à générer un modèle de cheminement aléatoire pondéré fondé sur le modèle de cheminement aléatoire et des valeurs de pondération ; et

- un module de sélection de média social adapté à :

10 - effectuer un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré, et

- délivrer en sortie une recommandation fondée, au moins en partie, sur le cheminement aléatoire.

15 10. Appareil comprenant :

- un processeur numérique configuré pour effectuer une tâche de recommandation par un procédé comprenant les étapes consistant à :

20 - générer un modèle de cheminement aléatoire pour un modèle de données de média social, fondé, au moins en partie, sur la tâche de recommandation, en déterminant une chaîne de Markov sur un ensemble d'états S spécifié par une distribution initiale P_0 sur S et un ensemble de probabilités de transition d'état $P(S_t | S_{t-1})$;

- apprendre des valeurs de pondération pour le modèle de cheminement aléatoire ;

25 - générer un modèle de cheminement aléatoire pondéré fondé sur le modèle de cheminement aléatoire et les valeurs de pondération apprises ; et

- effectuer un cheminement aléatoire sur le modèle de cheminement aléatoire pondéré pour générer une ou plusieurs recommandations ;

30 - pour lequel les probabilités de transition d'état de la chaîne de Markov sont réinitialisées avec une probabilité $\alpha > 0$ suivant la distribution de l'état initial P_0 , et la distribution stationnaire π est définie par :

$$35 \pi = \alpha \sum_{t=0}^{\infty} (1-\alpha)^t P_0 P^t.$$

1/9

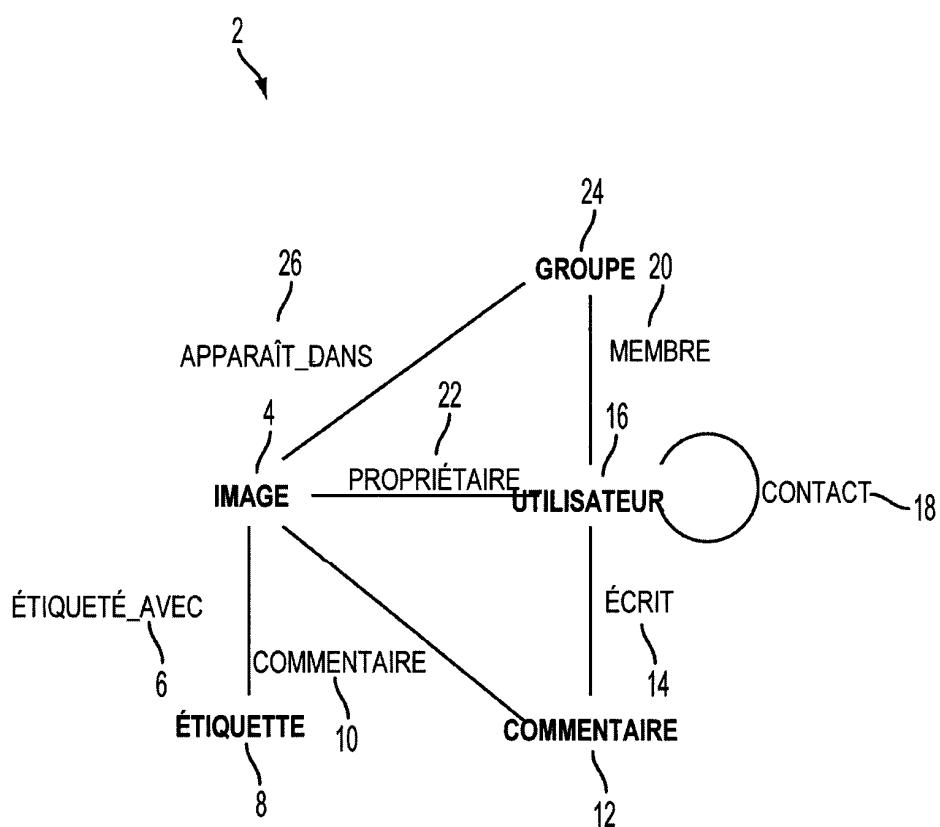


FIG. 1

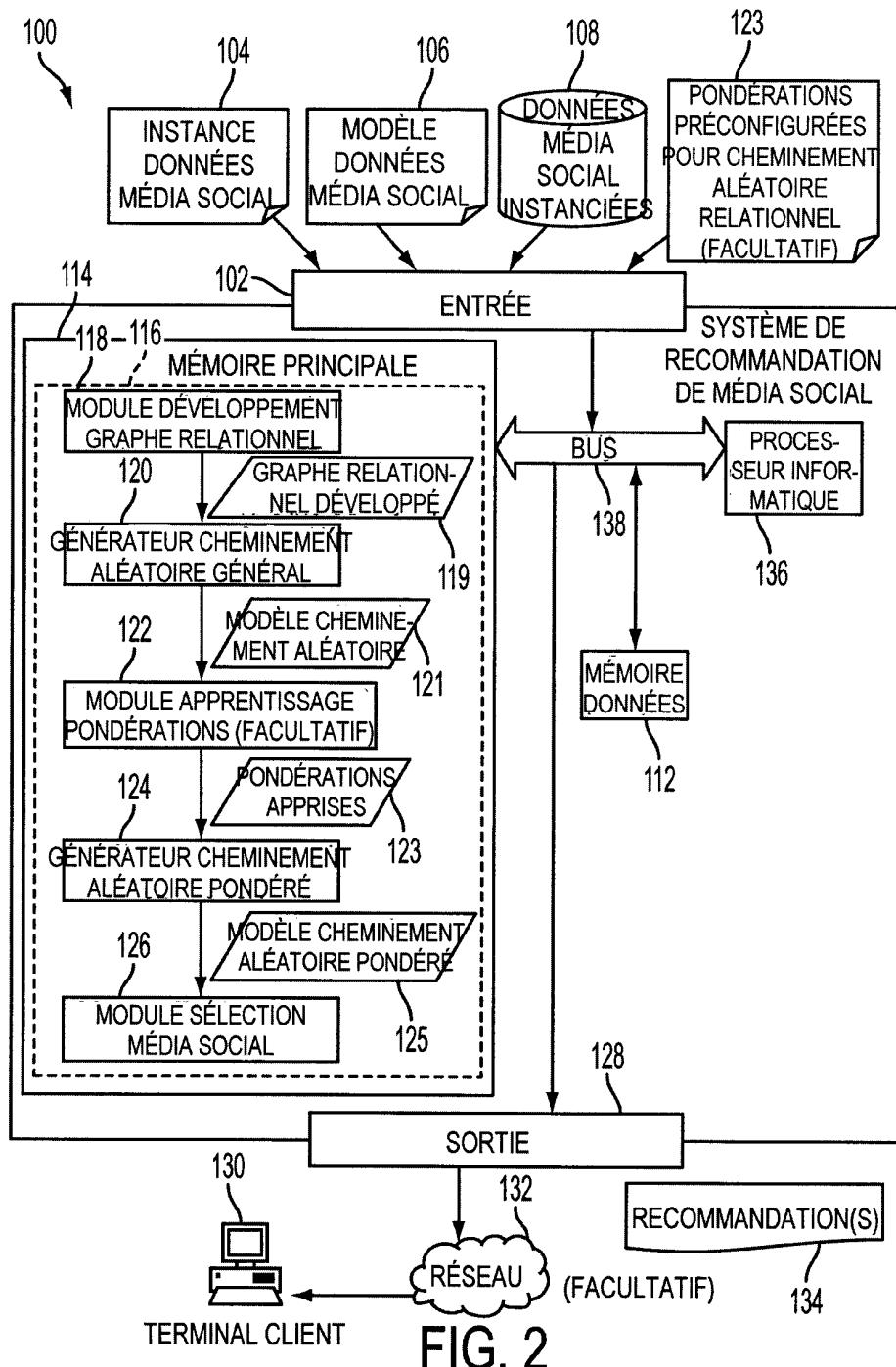


FIG. 2

3/9

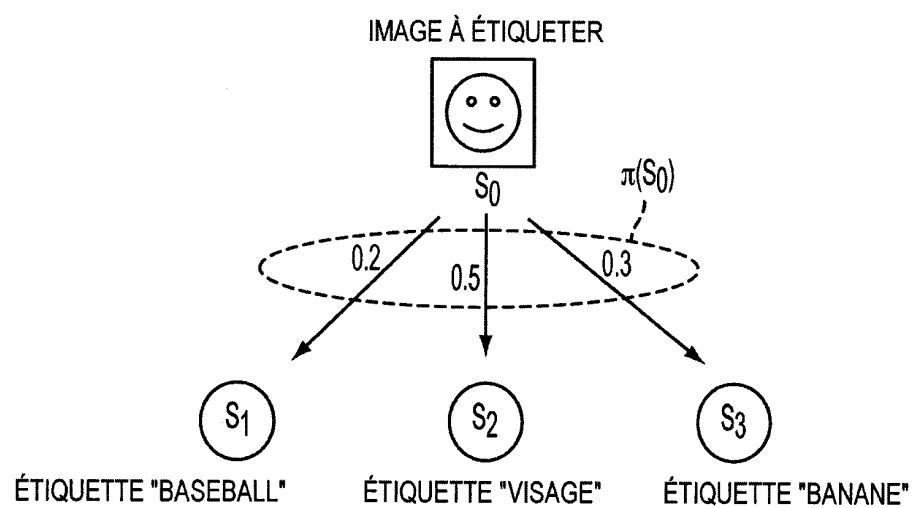


FIG. 3

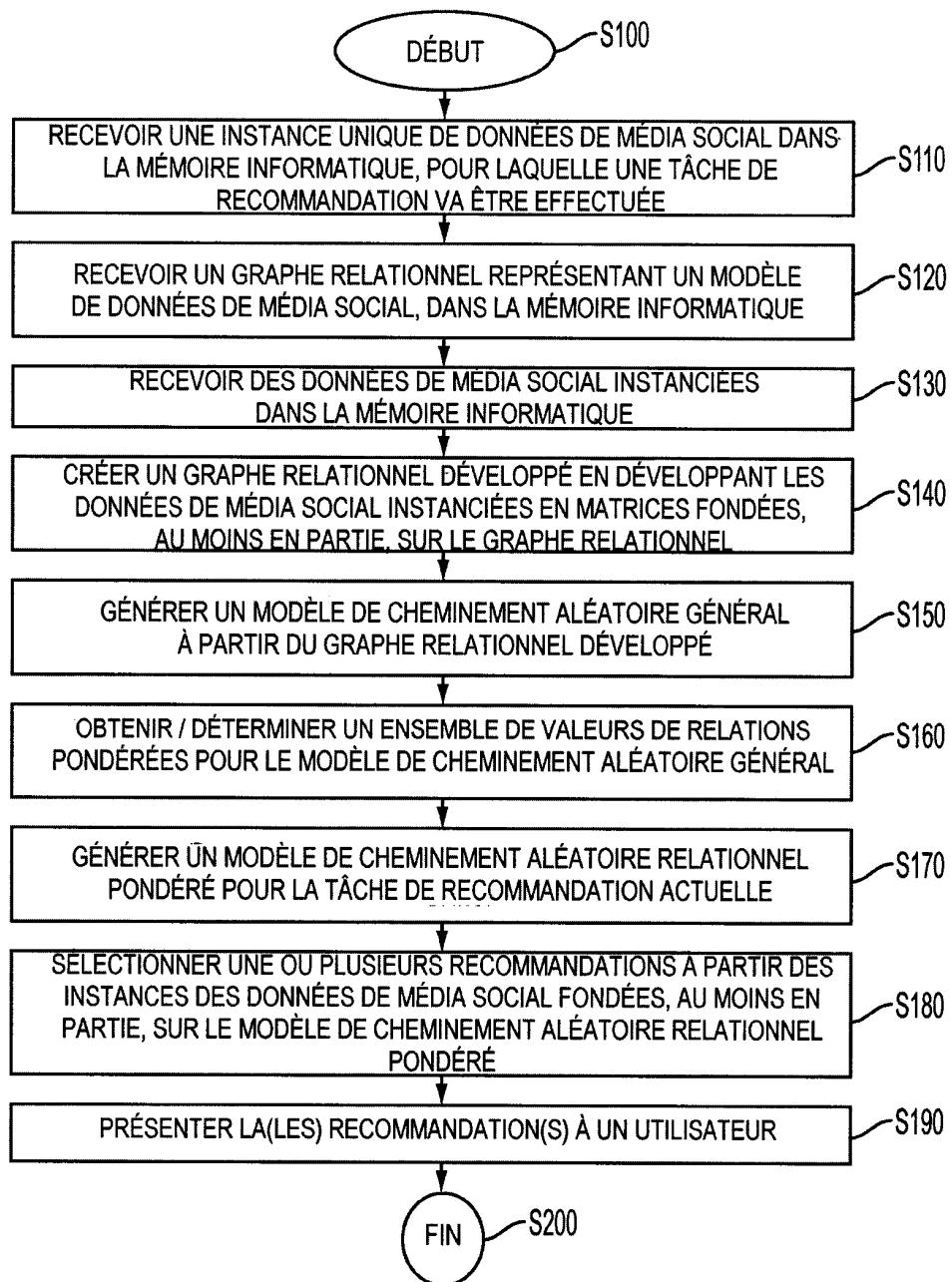


FIG. 4

5/9

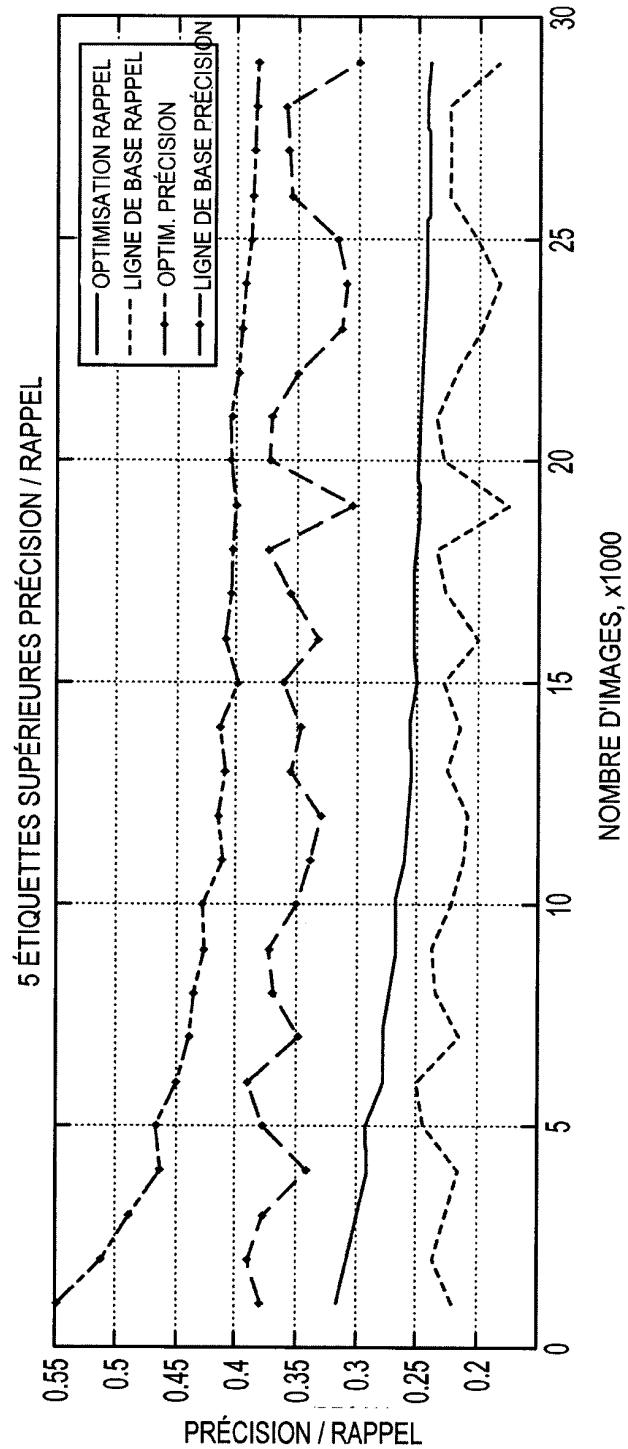


FIG. 5

6/9

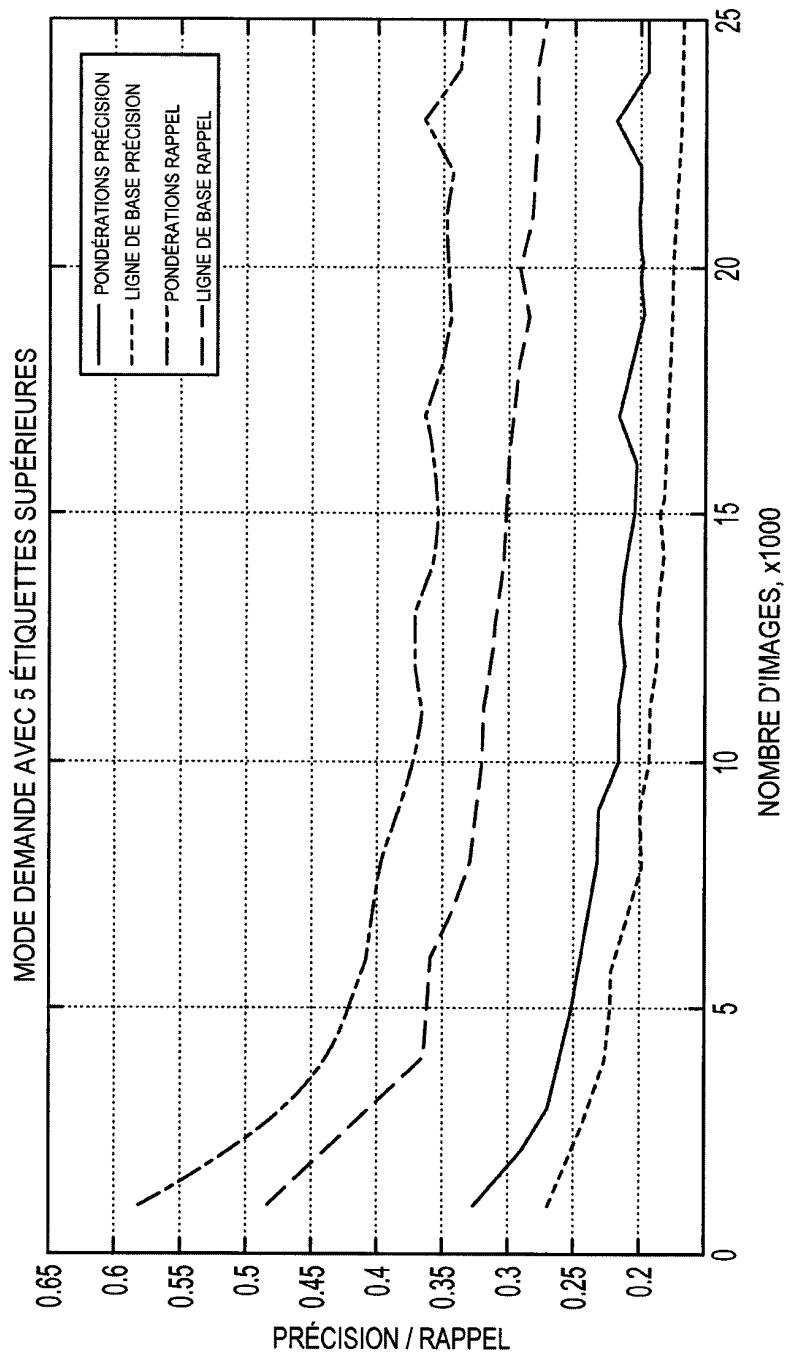


FIG. 6

PA79965FR

7/9

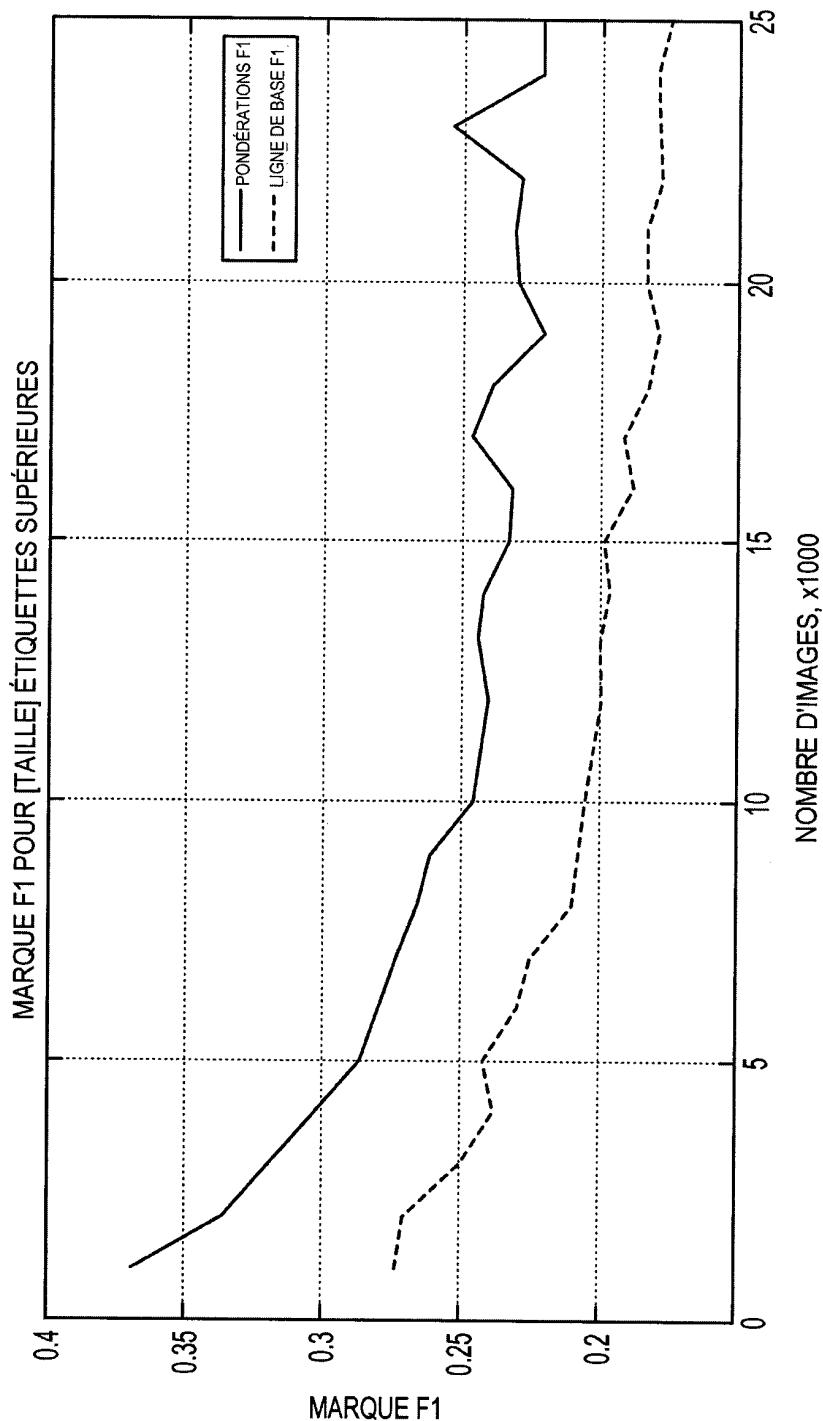


FIG. 7

8/9

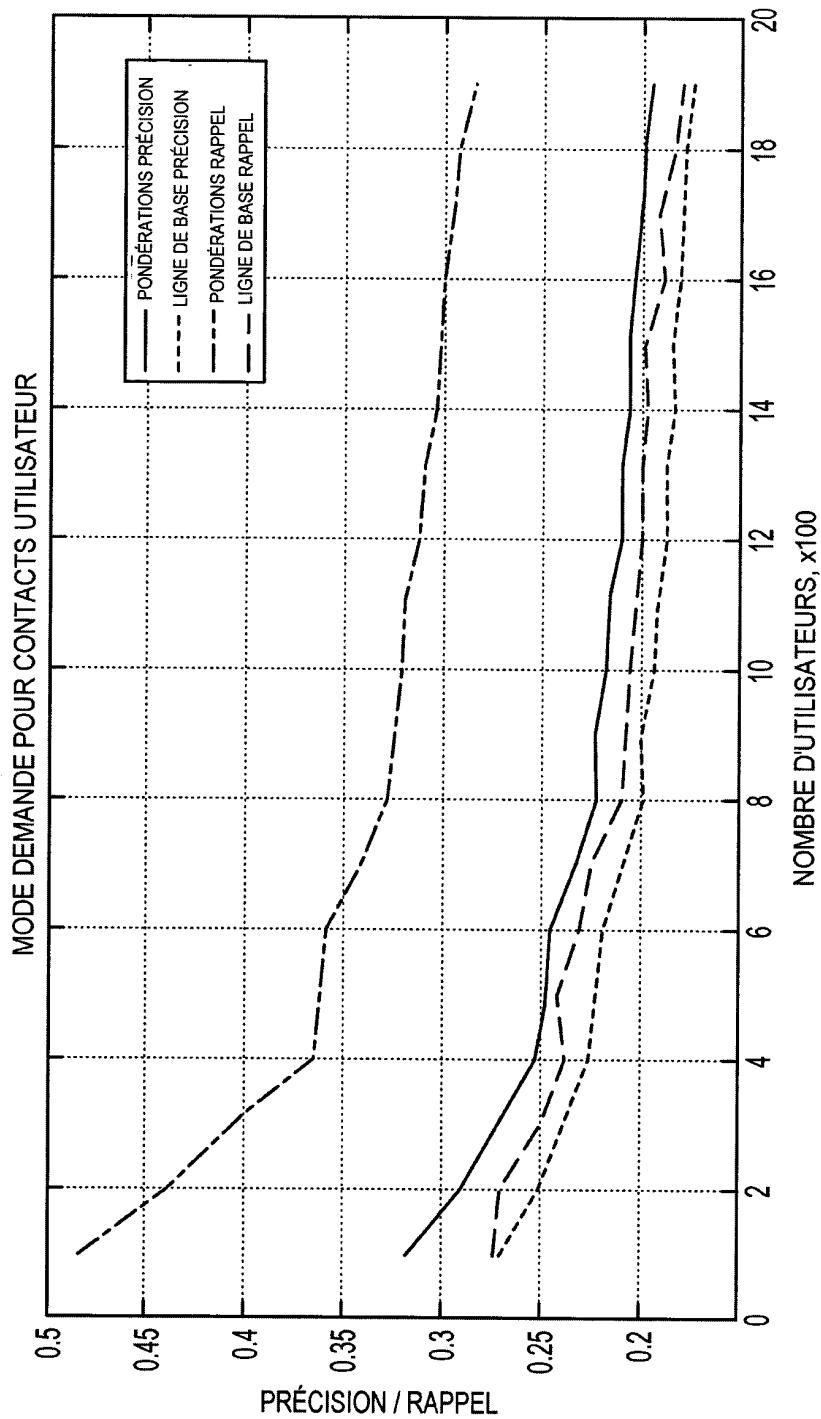


FIG. 8

9/9

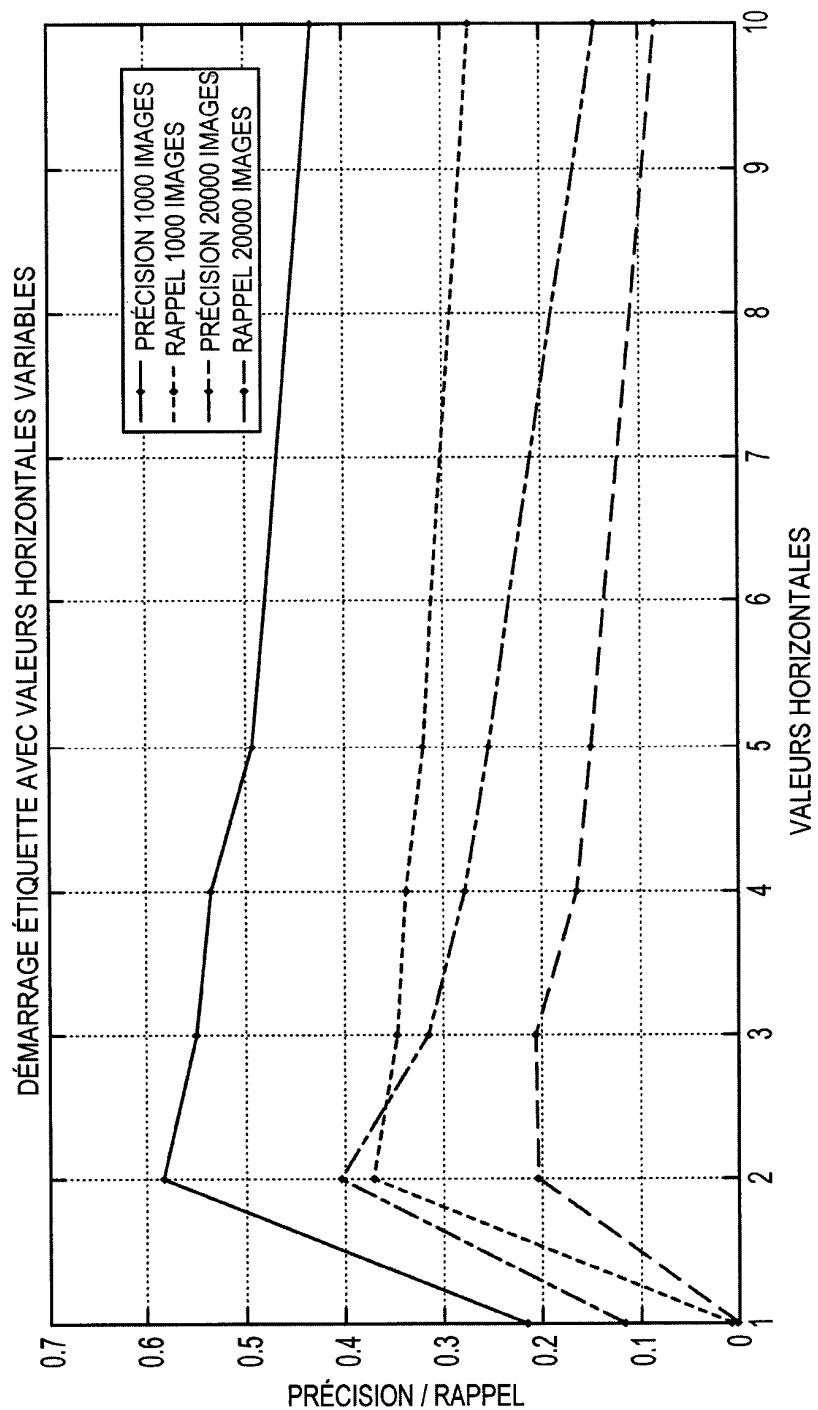


FIG. 9