

## (12) BREVET D'INVENTION

(11) N° de publication : **MA 56830 B1** (51) Cl. internationale : **G06N 5/022; G06N 5/02**

(43) Date de publication :  
**31.05.2024**

---

(21) N° Dépôt :  
**56830**

(22) Date de Dépôt :  
**23.05.2022**

(71) Demandeur(s) :  
**Université Hassan II de Casablanca, 19, Rue Tarik Bnou Ziad, Mers Sultan, BP 9167  
CASABLANCA (MA)**

(72) Inventeur(s) :  
**HOURRANE OUMAIMA ; BENLAHMAR EI Habib**

(74) Mandataire :  
**Mohammed TALBI**

---

(54) Titre : **Procédé et dispositif pour la représentation sémantique et multilingue des documents**

(57) Abrégé : La présente invention concerne un procédé de représentation sémantique distributionnelle de fragments de texte dans un format lisible par machine, qui est basé sur des graphes de connaissances. Un moyen efficace de représenter les graphes de connaissances consiste à utiliser les réseaux de neurones graphiques, qui calculent généralement la représentation de chaque nœud en fonction de ses nœuds voisins. Cependant, cette propagation locale interrompt une communication globale efficace, ce qui devient problématique à des tailles de graphe plus grandes. En ce qui concerne cette limitation, nous avons développé une nouvelle invention qui permet de modéliser la structure des graphes, quelle que soient leur taille et leur richesse. Cette invention permet aussi de représenter le texte sémantiquement et de manière inter linguistique, et peut servir de représentation d'entrée dans plusieurs applications de traitement du langage naturel multilingues. Le procédé décrit des fonctions floues à utiliser pour la construction des graphes de connaissances multilingues à partir d'un texte donné, et décrire également le processus d'encodage et de décodage de ces graphes.

## **Procédé et dispositif pour la représentation sémantique et multilingue des documents**

### **Abrégé**

La présente invention concerne un procédé de représentation sémantique distributionnelle de fragments de texte dans un format lisible par machine, qui est basé sur des graphes de connaissances. Un moyen efficace de représenter les graphes de connaissances consiste à utiliser les réseaux de neurones graphiques, qui calculent généralement la représentation de chaque nœud en fonction de ses nœuds voisins. Cependant, cette propagation locale interrompt une communication globale efficace, ce qui devient problématique à des tailles de graphe plus grandes. En ce qui concerne cette limitation, nous avons développé une nouvelle invention qui permet de modéliser la structure des graphes, quelle que soient leur taille et leur richesse. Cette invention permet aussi de représenter le texte sémantiquement et de manière inter linguistique, et peut servir de représentation d'entrée dans plusieurs applications de traitement du langage naturel multilingues. Le procédé décrit des fonctions floues à utiliser pour la construction des graphes de connaissances multilingues à partir d'un texte donné, et décrit également le processus d'encodage et de décodage de ces graphes.

## **Procédé et dispositif pour la représentation sémantique et multilingue des documents**

### **I. Domaine de l'invention auquel se rapporte l'invention**

La présente invention concerne le domaine du traitement du langage naturel qui est un sous-domaine de la linguistique, de l'informatique et de l'intelligence artificielle concerné par les interactions entre les ordinateurs et le langage humain. Elle se rapporte plus particulièrement sur les représentations sémantiques multilingues et inter linguistiques pour le traitement du langage naturel.

### **II. Etat de la technique**

Les réseaux de neurones de graphes (GNN) sont un nouveau type de réseau de neurones profond basé sur des graphes. Pour comprendre les GNN, il faut d'abord comprendre ce que l'on entend par le terme "graphe" dans ce contexte. Ce mot désigne un type particulier de données en informatique : un graphe comporte plusieurs points (nœuds ou sommets) reliés (par des arêtes ou des arêtes) et constituent des paires. Par exemple, les personnes A et B peuvent être représentées par un point dans un graphique. Leur relation correspond au lien entre ces points. Si la relation disparaît, on se retrouve avec un ensemble de personnes, donc de données. Dans un graphique, les relations sont aussi significatives que les données elles-mêmes. Comme chaque nœud, chaque arête peut avoir des attributs. Ainsi, le graphe est particulièrement adapté pour représenter des réalités concrètes. Cette propriété permet de faire progresser l'apprentissage en profondeur : rendre des situations réalistes accessibles aux logiciels. C'est précisément ce que fait le Graph Neural Network : dans un GNN, les nœuds collectent des informations auprès de leurs voisins car ils échangent régulièrement des informations. C'est ainsi qu'un réseau de neurones graphique peut apprendre : les informations sont relayées et enregistrées dans les propriétés de chaque nœud.

Récemment, les chercheurs se sont principalement intéressés aux possibilités offertes par les réseaux de neurones à graphes. Cependant, les possibilités d'application offertes sont nombreuses. Dès lors que les relations jouent un rôle essentiel dans la situation ou les processus et que l'ensemble doit être représenté dans un réseau de neurones, GNN devient

pertinent. Par exemple, les graphiques peuvent être utilisés dans divers domaines, y compris les réseaux sociaux, pour comprendre les relations entre people better, sciences naturelles et chimie, analyse des citations entre documents (document A cité document B). Des graphes de connaissances pour faire des connaissances et comprendre les liens entre concepts et informations. Les réseaux de neurones graphiques sont déjà utilisés pour l'image, la reconnaissance vocale et le texte. Plus précisément, ils attirent l'attention sur les analyses axées sur la prédiction des liens, la classification des nœuds et le regroupement.

La motivation derrière les GNN vient de l'avancement récent des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Les bases des CNN sont l'utilisation de multicouches, la connexion locale et les poids partagés, qui sont également cruciaux pour résoudre les problèmes connus sur les graphes. De plus, alors que les CNN ne peuvent fonctionner que sur des données euclidiennes communes comme des images avec des grilles à deux dimensions et des textes avec des séquences à une dimension, ces structures de données peuvent être considérées comme des éléments de graphiques. Ainsi, la généralisation des réseaux de neurones convolutifs sur les graphes va droit au but.

**Mécanisme des réseaux de neurones graphiques:** Les GNN ont suscité un vif intérêt dans différents domaines, tels que les graphes de connaissances, les réseaux sociaux, les réseaux de citations et la découverte de médicaments. Les GNN construisent des représentations d'entités et d'arêtes dans les données de graphe. Leur processus essentiel réside dans la transmission de messages (également appelée agrégation de voisinage) entre les entités, où chaque nœud rassemble les caractéristiques de ses voisins pour mettre à jour sa représentation de la structure du graphe local qui l'entoure.

L'opération de passage de message met à jour itérativement les caractéristiques cachées  $H_v$  d'un nœud  $v$ , en agrégeant les états cachés des entités et arêtes voisines de  $v$ . Dans chaque couche, l'équation suivante est appliquée:

$$h_v^k = \sigma \left( W_k \sum \frac{h_u^{k-1}}{|N(v)|} + B_k h_v^{k-1} \right) \text{ Where: } k = 1, \dots, k-1$$

La première partie sous l'équation fait la moyenne de tous les voisins du nœud  $v$ .

$$W_k \sum \frac{h_u^{k-1}}{|N(v)|}$$

Alors que la deuxième partie est l'intégration de la couche précédente du nœud  $v$  multipliée par un biais  $B_k$ , qui est une matrice de poids entraînable, et c'est une activation de boucle automatique pour le nœud  $v$  comme suit:

$$B_k h_v^{k-1}$$

Ensuite, l'activation de la non-linéarité (fonction sigmoïde) est effectuée sur les deux parties.

Après  $L$  itérations de passage de message, les états cachés de la couche finale  $K$  dans la dernière itération sont employés comme incorporations des entités comme suit :

$$z_v = h_v^K$$

**Graphiques Réseaux d'attention:** Les GNN calculent de manière itérative la représentation de chaque nœud en fonction de ses nœuds adjacents. Malheureusement, cette nature de propagation intrinsèquement locale interrompt une communication globale efficace, ce qui devient problématique à des tailles de graphe plus grandes, car la distance entre deux nœuds dépasse le nombre de couches empilées.

Il n'y a pas si longtemps, un nouveau type de GNN a émergé pour remédier à la limitation mentionnée ci-dessus, appelé Graph Attention Network (GAT). Ce procédé est basé sur un mécanisme d'attention qui permet à un modèle de "se concentrer sur les éléments les plus importants de l'entrée pour prendre des décisions". Le mécanisme d'attention a été introduit pour la première fois dans la communauté de l'apprentissage en profondeur et est devenu la norme pour résoudre une variété de tâches basées sur des séquences. Sur la base de ce mécanisme, nous proposons notre nouvelle invention connue sous le nom de KG-Transformer, qui dépend entièrement du mécanisme d'attention multi-têtes pour extraire les dépendances globales. À savoir, il permet de traiter des entrées de taille dynamique et de représenter les dépendances entre deux nœuds sans tenir compte de leur distance.

### III. Description des figures

Afin de mieux expliquer cette invention, la liste des figures suivante est utilisée:

- Figure 1: montre le diagramme de flux du processus de la création et notation de graphes de connaissances.
- Figure 2: illustre la composition de l'architecture du KG-Transformer.

- Figure 3: montre le diagramme de flux un exemple d'utilisation du KG-Transformer dans une application de traitement de langage naturel.

#### IV. Description technique détaillée

##### a. Création et notation de graphes de connaissances

Un graphe de connaissances relie des entités et des concepts et peut aider une machine à apprendre plus facilement le bon sens d'une personne. Le cœur de notre procédé utilise une représentation graphique qui permet une comparaison directe entre les langues et, en fait, est multilingue. Pour construire des graphes de connaissances de ce type, nous utilisons une ontologie multilingue des concepts car elle offre un ensemble plus étendu de concepts et de langues à ce jour. Comme suit, nous décrivons les étapes pour créer les graphes de connaissances.

Tout d'abord, nous créons le graphe de connaissances en recherchant dans l'ontologie les chemins reliant des paires de synsets dans  $V$ . Initialement, nous traitons le segment de texte avec la tokenisation, l'extraction de plusieurs mots, la lemmatisation, le balisage de la partie du discours (POS) et obtenons la liste des tuples (lemme, balise). Ensuite, nous créons un graphe de connaissances initialement vide  $G = (V, E)$ , c'est-à-dire tel que  $V = E = \emptyset$ . Nous remplissons l'ensemble de sommets  $V$  avec l'ensemble de tous les synsets d'ontologie, qui contiennent n'importe quel  $\langle lemma, tag \rangle$  tuple  $T$  dans le langage de segment de texte  $L$ .

Enfin, nous créons le graphe de connaissances en recherchant dans l'ontologie l'ensemble des chemins  $P$  reliant des paires de synsets dans  $V$ . A savoir, pour chaque paire  $\{v, v'\} \in V$  telle que  $v$  et  $v'$  ne partagent aucune lexicalisation dans  $T$ , pour chaque chemin dans l'ontologie  $v \rightarrow v_1 \rightarrow \dots \rightarrow v_n \rightarrow v'$ , on pose :  $V := V \cup \{v_1, \dots, v_n\}$  et  $E := E \cup \{(v, v_1), \dots, (v_n, v')\}$ . Par conséquent, nous ajoutons tous les sommets et arêtes du chemin au graphe  $G$ . La taille du chemin est limitée à une taille maximale de trois pour éviter une dérive sémantique excessive.

En conséquence, nous obtenons un graphe de connaissances qui modélise le contexte sémantique du segment de texte en remplissant le graphe avec des arêtes et des sommets intermédiaires.

**Notation du graphe des connaissances:** Nous désignons  $E$  et  $R$  comme des entités et des relations, respectivement. Un triplet est défini comme  $(h, r, t)$ , où  $h \in E$  est la tête,  $r \in R$  est la

relation et  $t \in E$  est la queue du triplet. Soit  $x_i$  représenter l'ensemble de tous les triplets qui sont vrais dans un monde, et  $x'_i$  représenter les faux. Un graphe de connaissances est un sous-ensemble de  $x_i$ .

### b. Architecture du KG-Transformer

Après avoir créé des graphes de connaissances, l'étape suivante consiste à représenter les graphes en pondérant tous les concepts (entités) et relations sémantiques. Les réseaux de neurones graphiques précédents calculent la représentation du nœud en utilisant une fonction du nœud d'entrée et de tous ses voisinages adjacents. Ainsi, la structure du graphe n'est reflétée que par le champ récepteur de chaque représentation de nœud, ce qui conduit à un échange d'information longue distance inefficace. Par conséquent, nous proposons un nouveau mécanisme, connu sous le nom de KG-Transformer, qui permet une communication globale sensible aux relations.

**Représentation des nœuds:** La caractéristique essentielle de ce modèle est qu'il a une vue entièrement connectée des graphes d'entrée arbitraires. Un nœud peut recevoir et envoyer directement des informations à un autre nœud, qu'il soit directement connecté ou non. Le mécanisme de l'attention globale renforcée par la relation atteint ce sujet.

En bref, la relation entre n'importe quelle paire de nœuds est décrite comme le chemin de relation le plus court entre eux. Ces chemins de relation entre les deux entités sont ensuite utilisés comme entrée du processus d'encodage de relation, et nous désignons le vecteur appris résultant par  $r_{ij}$  (la relation entre le nœud  $i$  et  $j$ ). Ensuite, comme dans l'attention multi-tête vanille, nous calculons notre score d'attention comme suit:

$$[r_{i \rightarrow j}; r_{j \rightarrow i}] = W_r r_{ij}$$

Où nous divisons le codage de la relation en codage avant  $r_{i>j}$  et en codage arrière  $r_{j>i}$ .

Les vecteurs de nœuds sont initialisés comme la somme des intégrations de nœuds et des intégrations de position absolue. Plusieurs couches du réseau d'attention global sont ensuite empilées pour calculer la représentation finale des nœuds. Enfin, un vecteur de nœud est mis à jour à chaque couche sur la base de tous les autres vecteurs de nœud et des codages de relation correspondants.

**Encodage des relations:** Dans ce travail, pour représenter la relation entre deux nœuds, nous avons utilisé l'approche du chemin le plus court car elle donne généralement la relation la plus

proche et la plus importante entre eux. Sur la base de la caractéristique séquentielle de cette relation, nous avons utilisé une Gated Recurrent Unit (GRU) bidirectionnelle pour en obtenir une représentation distribuée. nous désignons le chemin le plus court entre le nœud  $i$  et le nœud  $j$  par  $p_{ij}$ :

$$r_{i>j} = GRU_f(r_{i>j-1}, p_{ij})$$

$$r_{j>i} = GRU_f(r_{j>i-1}, p_{ij})$$

Le codage de relation final est exprimé par  $[r_{i>j} \cdot r_{j>i}]$  concatène les derniers états cachés des GRU avant et arrière.

**Le modèle Gated Recurrent Unit (GRU):** Une unité récurrente fermée (notée GRU) est une variante de la conception de réseau neuronal récurrent et utilise un processus fermé pour contrôler et gérer le flux d'informations entre les cellules des réseaux neuronaux. GRU facilite la capture des dépendances à partir d'énormes données séquentielles sans exclure les informations de la partie précédente de la série de données. Ceci est réalisé par ses unités fermées qui résolvent les problèmes de gradient d'explosion/disparition des réseaux de neurones récurrents traditionnels. Ces portes contrôlent les informations qui doivent être supprimées ou conservées à chaque étape.

GRU est basé sur seulement deux portes multiplicatives. En particulier, l'architecture GRU standard est définie par les équations suivantes:

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_t &= \sigma(\mathbf{X}_t \mathbf{W}_{xz} + \mathbf{H}_{t-1} \mathbf{W}_{hz} + \mathbf{b}_z), \\ \mathbf{R}_t &= \sigma(\mathbf{X}_t \mathbf{W}_{xr} + \mathbf{H}_{t-1} \mathbf{W}_{hr} + \mathbf{b}_r) \\ \tilde{\mathbf{H}}_t &= \tanh(\mathbf{X}_t \mathbf{W}_{xh} + (\mathbf{R}_t \odot \mathbf{H}_{t-1}) \mathbf{W}_{hh} + \mathbf{b}_h), \\ \mathbf{H}_t &= \mathbf{Z}_t \odot \mathbf{H}_{t-1} + (1 - \mathbf{Z}_t) \odot \tilde{\mathbf{H}}_t. \end{aligned}$$

où  $Z_t$  et  $R_t$  sont des vecteurs correspondant respectivement aux portes de mise à jour et de réinitialisation, tandis que  $H_t$  représente le vecteur d'état pour l'intervalle de temps actuel  $t$ . Les multiplications élément par élément sont désignées par  $\odot$ . Les activations des deux portes sont des fonctions sigmoïdes logistiques  $\sigma(\cdot)$ , qui contraignent  $Z_t$  et  $R_t$  à prendre des valeurs comprises entre 0 et 1. L'état candidat  $\tilde{H}_t$  est traité avec une tangente hyperbolique. Le réseau est alimenté par le vecteur d'entrée courant  $X_t$  (par exemple, un vecteur de caractéristiques de la parole), tandis que les paramètres du modèle sont les matrices  $W_z$ ,  $W_r$ ,  $W_h$  (les connexions



anticipées) et  $U_z, U_r, U_h$  (les poids récurrents). L'architecture comprend enfin des vecteurs de biais entraînaibles  $b_z, b_r, b_h$ , qui sont ajoutés avant l'application des non-linéarités.

**Décodeur de séquence :** Après l'encodage du graphe, on apprend une correspondance entre deux graphes:  $G \rightarrow G'$ , où  $G = (\text{node}_1, \dots, \text{node}_n)$ . Cette cartographie est apprise à la fois dans des mécanismes de formation semi-supervisés et non supervisés. Nous utilisons le schéma codeur-décodeur pour mapper les vecteurs de nœuds dans un espace de faible dimension. Le codeur apprend une représentation de nœud de la phrase d'entrée, et le décodeur utilise cette représentation pour reconstruire la phrase dans l'ordre inverse. Le décodeur de séquence reflète le même processus que le décodeur de transformateur. Une propriété distinguée est que nous utilisons la représentation graphique finale pour initialiser le caché. Nous mettons à jour l'état caché à chaque étape en calculant un mécanisme d'attention multi-tête sur la sortie de l'encodeur, qui est l'incorporation de nœuds, et sur les jetons générés précédemment. Enfin, nous minimisons l'erreur entre les phrases d'entrée et la phrase de sortie reconstruite pendant la formation comme suit :

$$E_{\text{rec}} = \|s - \hat{s}\|^2.$$

## V. Application industrielle

La présente invention est applicable dans le domaine de traitement automatique de langage naturel. Cette invention peut servir de représentation de document préformée pour diverses tâches de traitement de langage naturel multilingues telles que la similarité de texte sémantique, la détection du plagiat multilingue, l'analyse des sentiments, la reconnaissance d'entités nommées, la synthèse de texte, la génération de texte, la classification de texte, et les applications question/réponse ou Chabots.

**Revendications**

1. Procédé nommé Knowledge Graph-Transformer (KG-Transformer) caractérisé par la création de graphes de connaissances multilingues et la représentation de ces graphes à l'aide de l'architecture Transformer, pour la représentation sémantique et multilingue de textes et de documents.
2. Procédé selon la revendication précédente caractérisé en ce que la création de graphes de connaissances modélise le contexte sémantique du segment de texte en peuplant le graphe d'arêtes et de sommets intermédiaires, et couvre l'aspect désambiguïsation du sens des mots, expansion du vocabulaire, et représentation par similitudes avec une collection de concepts.
3. Procédé selon les revendications précédentes, caractérisé par la représentation des graphes de connaissances créés en utilisant un mécanisme de codage de relation explicite entre concepts basé sur un réseau neuronal bidirectionnel appelé Gated Recurrent Unit (GRU).
4. Procédé selon la revendication 1 caractérisé par l'inclusion du mécanisme d'attention globale après le codage des relations et la représentation des nœuds, qui mettent en évidence dynamiquement les caractéristiques pertinentes des graphes d'entrée.
5. Procédé caractérisée par le mécanisme d'apprentissage semi-supervisé de la représentation du graphe de connaissances en utilisant le schéma codeur-décodeur pour mapper les vecteurs graphiques dans un espace de faible dimension, à savoir le codeur apprend la représentation de la phrase d'entrée, et le décodeur utilise cette représentation pour reconstruire la phrase dans l'ordre inverse.

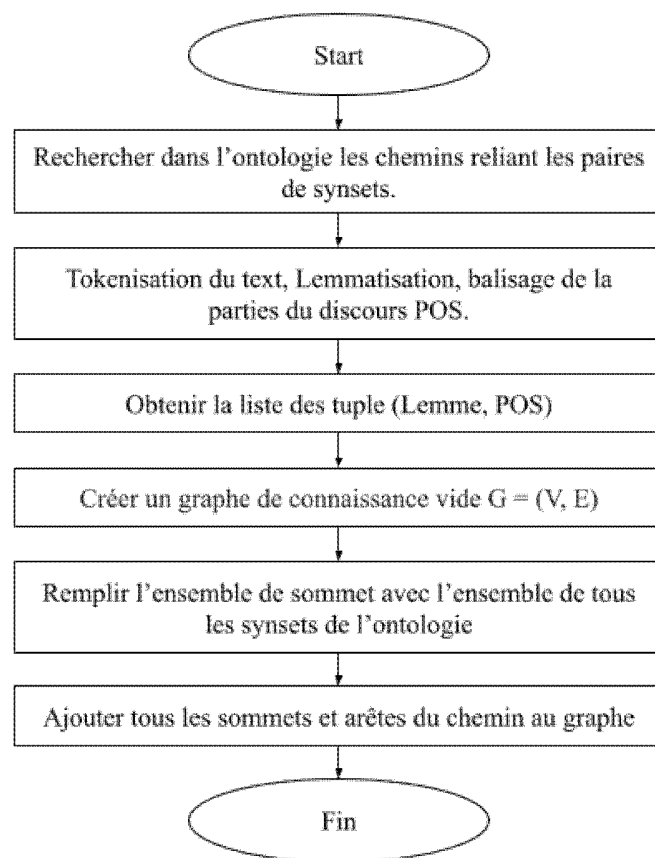


Figure 1

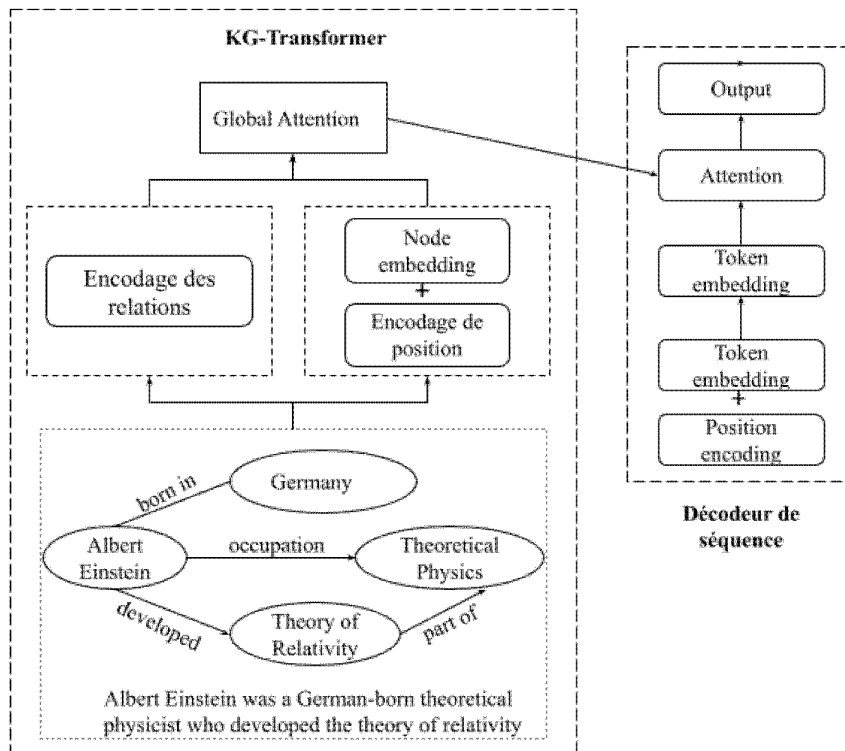


Figure 2

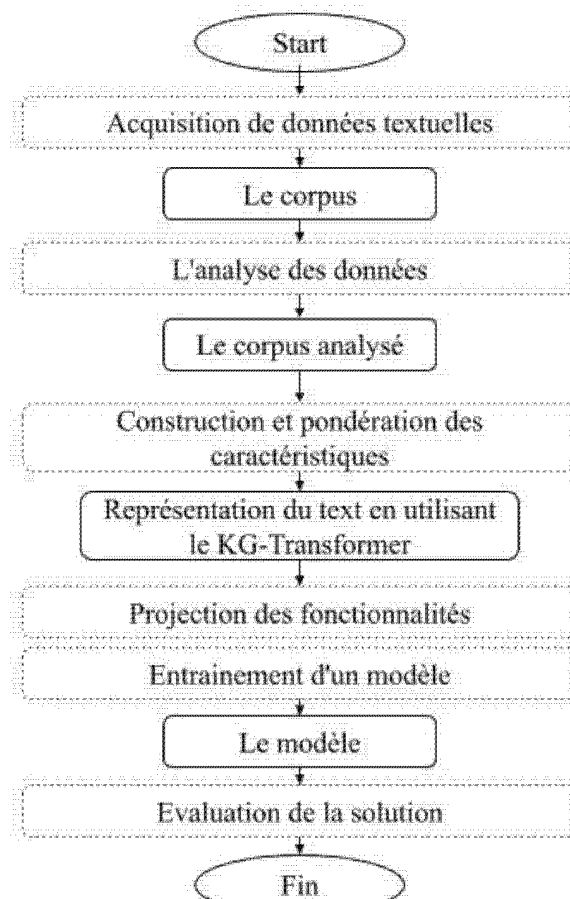


Figure 3

**RAPPORT DE RECHERCHE DEFINITIF AVEC OPINION SUR  
LA BREVETABILITE**

*Établi conformément à l'article 43.2 de la loi 17-97 relative à la  
protection de la propriété industrielle telle que modifiée et complétée  
par la loi 23-13*

<b>Renseignements relatifs à la demande</b>	
N° de la demande : 56830	Date de dépôt : 23/05/2022 ;
Déposant : Université Hassan II de Casablanca	
Intitulé de l'invention : Procédé et dispositif pour la représentation sémantique et multilingue des documents	
<b>Classement de l'objet de la demande :</b>	
CIB : G06F16/28 ; G06F16/36 ; G06N5/02 ; CPC : G06F16/288 ; G06F16/367 ; G06N5/022 ;	
Le présent rapport contient des indications relatives aux éléments suivants :	
Partie 1 : Considérations générales	
<input checked="" type="checkbox"/> Cadre 1 : Base du présent rapport <input type="checkbox"/> Cadre 2 : Priorité	
Partie 2 : Opinion sur la brevetabilité	
<input checked="" type="checkbox"/> Cadre 3 : Remarques de clarté <input type="checkbox"/> Cadre 4 : Observations à propos de revendications modifiées qui s'étendent au-delà du contenu de la demande telle qu'initialement déposée <input type="checkbox"/> Cadre 5 : Défaut d'unité d'invention <input type="checkbox"/> Cadre 6 : Observations à propos de certaines revendications exclues de la brevetabilité <input checked="" type="checkbox"/> Cadre 7 : Déclaration motivée quant à la Nouveauté, l'Activité Inventive et l'Application Industrielle	
Examineur: Sara AGUENDICH	Date d'établissement du rapport : 30/01/2024
Téléphone: (+212) 5 22 58 64 14	

**Partie 1 : Considérations générales****Cadre 1 : base du présent rapport**

Les pièces suivantes servent de base à l'établissement du présent rapport :

- Demande telle qu'initialement déposée
- Demande modifiée suite à la notification du rapport de recherche préliminaire :
  - Revendications  
5
- Observations à l'appui des revendications maintenues
- Observations des tiers suite à la publication de la demande
- Réponses du déposant aux observations des tiers
- Nouveaux documents constituant des antériorités
- Observations à l'encontre de la décision de rejet

**Partie 2 : Opinion sur la brevetabilité****Cadre 3 : Remarques de clarté**

La revendication 1 manque de clarté et de concision et ne satisfait pas aux exigences de l'art. 35 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13. En effet, ladite revendication tente de définir l'objet par le résultat recherché, ce qui revient simplement à énoncer le problème sous-jacent sans indiquer les caractéristiques techniques nécessaires pour parvenir à ce résultat.

**Cadre 7 : Déclaration motivée quant à la Nouveauté, l'Activité Inventive et l'Application Industrielle**

Nouveauté	Revendications 2-5	Oui
	Revendications 1	Non
Activité inventive	Revendications 2-5	Oui
	Revendications 1	Non
Application Industrielle	Revendications 1-5	Oui
	Revendications aucune	Non

Il est fait référence aux documents suivants:

D1 : US2022005463A1

**1. Nouveauté**Revendication 1 :

Le document D1 divulgue un procédé caractérisé par la création de graphes de connaissances

multilingues et la représentation de ces graphes à l'aide de l'architecture Transformer, pour la représentation sémantique et multilingue de textes et de documents.

Par conséquent, l'objet de la revendication 1 n'est pas nouveau au sens de l'article 26 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13.

#### Revendications 2-5 :

Aucun document de l'état de l'art, considéré isolément, ne divulgue un procédé pour la création et la représentation de graphes de connaissances multilingues comprenant l'ensemble des caractéristiques techniques des revendications 2 à 5. D'où l'objet desdites revendications est nouveau au sens de l'article 26 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13.

## **2. Activité inventive**

#### Revendications 1 :

Comme la revendication 1 n'est pas nouvelle, elle n'implique pas par conséquent une activité inventive au sens de l'article 28 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13.

#### Revendications 2-5 :

Le document D1, qui est considéré comme l'état de la technique le plus proche de l'objet de la revendication 2, divulgue un procédé caractérisé par la création de graphes de connaissances multilingues et la représentation de ces graphes à l'aide de l'architecture Transformer, pour la représentation sémantique et multilingue de textes et de documents et caractérisé en ce que la création de graphes de connaissances modélise le contexte sémantique du segment de texte.

Par conséquent, l'objet de la revendication 2 diffère de D1 en ce que le procédé de la présente demande modélise le contexte sémantique du segment de texte en peuplant le graphe d'arêtes et de sommets intermédiaires, et couvre l'aspect désambiguïsation du sens des mots, expansion du vocabulaire, et représentation par similitudes avec une collection de concepts.

L'effet technique de ladite différence est celui d'ajouter tous les sommets et arêtes du chemin dans l'ontologie au graphe de connaissances.

Le problème objectif technique que la présente invention se propose de résoudre est considéré comme celui de construire un graphe de connaissances initialement vide à partir des sommets et arêtes des chemins dans l'ontologie.

La solution à ce problème proposée dans la revendication 2 n'est pas décrite dans l'art antérieur, pris seul ou en combinaison. Aucun enseignement n'a été trouvé dans les documents de l'état de la technique qui aurait incité l'homme du métier, d'arriver à la solution telle que décrite dans la revendication 2.

Par conséquent, l'objet de la revendication 2 implique une activité inventive au sens de l'article 28 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13.



Les revendications 3 à 5 dépendent de la revendication 2 dont l'objet est considéré inventif, comme indiqué auparavant, et satisfont donc aux exigences de l'article 28 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13.

### **3. Application industrielle**

L'objet de la présente invention est susceptible d'application industrielle au sens de l'article 29 de la loi 17-97 telle que modifiée et complétée par la loi 23-13, parce qu'il présente une utilité déterminée, probante et crédible.