Parti II

Apprentissage Ontologique

Techniques et Approches

1. Introduction

Ontologie Learning : Pouvons nous se poser la question légitime si la roue n'est pas réinventée, par la question suivante : « Est-ce que ***l'apprentissage ontologique*** n'est pas simplement une réédition des notions et des techniques déjà existantes sous un nouveau nom ? ».

La réponse est assurément « Non ». Bien que les objectifs d'acquisition[1] de connaissances et de l'apprentissage ontologique[2] (à partir du texte) sont certainement comparables. Les recherches sur les ontologies sont devenues de plus en plus répandues dans la communauté informatique. Les ontologies sont utilisées dans de nombreux domaines tels que le web sémantique, les moteurs de recherche, le traitement du langage naturel, l'ingénierie des connaissances, l'extraction et la recherche d'information, les systèmes multi-agents, le e-commerce, la modélisation qualitative des systèmes physiques, la conception de base de données, les sciences de l'information géographique et les bibliothèques numériques.

2. Classification des sources d'apprentissage

Dans la plupart des cas, il existe déjà des sources de connaissances différentes qui peuvent être incorporés dans un processus d'ingénierie ontologique. Ces sources d'information peuvent être des documents, des bases de données, des taxonomies, des sites web, des applications et d'autres choses.

La question est de savoir comment extraire les connaissances incorporées dans ces sources automatiquement, ou du moins semi-automatiques, et la reformuler dans une ontologie. Alexandre Maedche [MAE03], présente une classification des différentes approches, du domaine d'apprentissage ontologique, selon le type d'entrées : « sources d'apprentissage ».

1 - L'essentiel de cette technique c'est qu'elle permet l'acquisition des connaissances explicite, implicitement contenue dans les données (textuelles).
2 - Dans l'apprentissage ontologique, il existe toutefois, un certain nombre d'aspects nouveaux et innovateurs permettent de le distinguer parmi beaucoup de travaux antérieurs d'acquisition des connaissances.

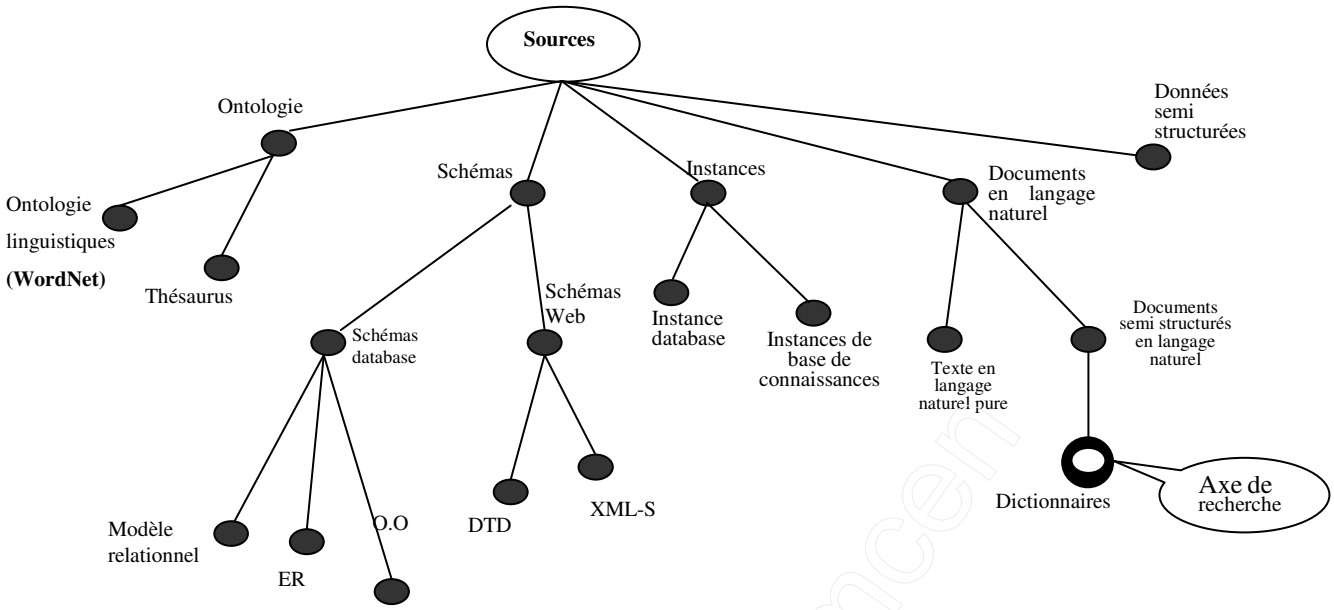


Fig. 34. Classification de *Maedche* : Sources d'apprentissages

La vision de Maedche était que chaque type de source faisait intervenir des traitements et des techniques de transformation différentes qui dictaient dès lors des réutilisations spécifiques. Nous distinguons les approches d'apprentissage à partir de textes :

- de dictionnaires [HER92], [JAN99]
- de bases de connaissances [SUR01],
- de schémas semi structurés [DEI01], [DOA00], [PAP02].
- et de schémas relationnels [JOH94], [KAS99], [RUN02].

Plusieurs techniques sont mises en jeu dans l'apprentissage d'ontologies comme les patrons lexico-syntaxiques, l'extraction basée sur les règles d'association, l'extraction basée sur le *clustering*, l'extraction basée sur le calcul des fréquences et l'extraction basée sur des techniques hybrides.

3. Un Processus d'apprentissage consensuel

D'un point de vue l'ensemble des méthodes énoncées par [RIN04], on peut distinguer six étapes suivantes dans un processus d'apprentissage d'ontologies à partir de textes (qui sont d'une certaine façon ou d'une autre, commun à la plupart des méthodes publiées) :

- Collection, sélection et prétraitement d'un corpus (textes) approprié (outils TAL).
- Découvrez les ensemble des mots (candidats-termes) et expressions équivalentes.
- Validation de l'ensemble (établir des concepts) avec l'aide d'un expert du domaine.

- Découvrir des ensembles de relations sémantiques en concepts.
- Validation des relations et extension des définitions des concepts à l'aide d'un expert du domaine.
- Créer une représentation formelle.

Il ne faut pas croire, que seulement les termes, les concepts et les relations entres eux qui sont importantes, mais aussi le sens des « *gloss* » et la formalisation (axiomes) des concepts ou des relations. Comment mener à bien ces étapes ? Une multitude de réponses peuvent être données. De nombreuses méthodes nécessitent l'intervention humaine avant que le déroulement réel du processus (étiquetage des candidats-termes - apprentissage supervisé, compilation/adaptation d'un dictionnaire sémantique ou des règles de grammaire d'un domaine,...) [RIN04].

Les méthodes non supervisées n'ont pas besoin d'étape préliminaire - cependant, ils ne donnent pas d'assez bon résultats, et le corpus peut empêcher l'utilisation de certaines techniques : par exemple, méthodes d'apprentissage automatique nécessitent un corpus suffisamment large - donc, certains auteurs utilisent l'Internet comme une source supplémentaire. Certaines méthodes nécessitent un prétraitement d'un corpus (par exemple, l'ajout de balises ou étiquette de position, l'identification de la terminaison d'une phrase, ...) indépendant de la langue. Encore une fois, il existe diverses manières d'exécuter ces tâches. Ainsi, de nombreux outils d'ingénierie linguistique ne peuvent être misent en faveur.

4. Méthodes d'extraction des termes (lexicaux)

4.1. Extraction des futurs concepts

L'extraction des termes (futur concept) est une opération pré-requise pour tout apprentissage d'ontologie à partir des textes. Elle implique des niveaux avancés de traitements linguistiques. Les concepts ne sont en général qu'un ensemble de termes. Les termes sont des mots ou suite de mots susceptible d'être retenus comme des entrées (terme, concept) dans une ontologie. Tous les nouveaux travaux convergent vers l'extraction de cette entité. On distingue les méthodes linguistiques basées sur des règles syntaxiques, les méthodes statistiques basées sur les fréquences de séquences et les méthodes hybrides.

Plusieurs modèles sont issues de ces 3 approches. Par exemple la méthode du dictionnaire qui s'appuie sur une ressource externe qui retienne les mots et expressions figées voir semi-figées susceptibles d'être rencontrées dans un texte du domaine, ils sont les plus

utilisées dans l'identification des concepts. La méthode des cooccurrences permet de créer un lexique par la répétition des formes présentes dans un texte. La méthode des segments répétés se base sur la détection de chaînes constituées de fraction fréquentes dans le même texte. La méthode des bornes travaille avec des délimiteurs. [TUR01]

4.2. Outils d'extraction

Les méthodes n'agissent pas directement sur les corpus bruts (textes) mais utilisent un « *shallow text processing* » basé sur des études de traitement des textes peu profonde (TAL), et d'analyses syntaxiques ou tout autres traitement fournissant une sortie normalisée et exploitable par des algorithmes d'apprentissage automatiques. Ces outils empruntés au TAL, sont conçus avec plusieurs éléments chacun d'eux est dédié à une tâche bien précise :

- Tockenizer : Extrait toutes les unités lexicales d'une phrase ou d'un texte.
- Lemmatiseur : PoS tagger pour identifier la classe d'une unité : Nom, Verbe,…
- Name Entity : Reconnaisseur d'entité et décider si l'entité est une personne, un matériel, une date, un horaire, un nom de société, etc.

4.2.1. Méthodes statistiques

Une méthode très répandu dans la recherche d'information (IR) est le calcul de la fréquence d'occurrence d'un terme dans un corpus ou dans un texte. Mais très vite, d'autres techniques émergent et prouvent leurs efficacités, comme la méthode issue de la recherche d'information et basée sur la mesure Tfidf « *Frequency Term Inverted Document Frequency*». [MAE03] :

- *Term Frequency* Tf (t, d): fréquence d'occurrence du terme « t » dans le document « d » ∈ D (corpus, ensemble de document).

- *Documents frequency* df (***t***) : le nombre des documents dans le corpus D dans lesquels apparaît le terme.

- Inverse *Documents frequency* idf(***t***) : idf(t) = log (|D| / df(t)), où |D| : le nombre total de documents dans un corpus D. Un mot qui apparaît dans un peu de documents possède une grande valeur au calcul de la mesure idf(*t*), à l'inverse de celle qui a une valeur haute de tf*idf est reconnue comme un terme candidat et pertinent pour le document. Alors tfidf du terme ***t*** pour un document d est :

- tfidf (t,d) = tf(t,d) * log (|D| / df(t)).

- Corpus Frequency cf(***t***) : est le nombre d'occurrence du terme « t » dans tous les documents du corpus D. C'est clair que df(***t***) ≤ cf(***t***) et ∑ tf(***t,d***) = cf(***t***).

4.2.2. Méthodes à base de dictionnaires (notre axe de recherche)

Il existe des approches qui préfèrent des ressources issues des dictionnaires comme un outil d'amorce pour repérer les termes pertinents ou acquérir directement des termes contenus dans ces dictionnaires qui constituent une mine très riche d'information lexicale et sémantique (au cas où ils existent). Il offre une stabilité pour un bon amorçage du processus d'extraction.

Un souci majeur pour une exploitation facile se situe dans leur transformation en des représentations facilement exploitable par des machines. Kiez, dans [KIE00], a présenté des travaux pour la construction d'ontologie de domaine (assurance) ainsi que Maedche et Staab dans [MAE03] pour la télécommunication.

4.3. Extraction de relation

Plusieurs ressources lexicales sont utilisées pour relever les relations sémantiques entre les concepts, on cite alors : les dictionnaires, les ontologies (existantes), les patrons syntaxiques, la notion de collocations de termes ou bien la combinaison de toutes ces ressources.

A titre d'exemple, dans les partons lexico-syntaxiques (hérités du TAL), on trouve les relations sujet-verbes, verbes-objet, ou le groupement des termes selon leurs cooccurrences avec le verbe qui permettra d'acquérir par la suite des relations sémantiques.

4.4. Relations taxonomiques :

Deux grandes approches émergent dans l'apprentissage ou l'acquisition des taxonomies [MAE03] :

- Approches moyennant le *clustering* : Basé sur les hypothèses distributionnelles, ce sont des approches statistiques (groupement des termes et calcul de similarité,…).
- Approches utilisant les patrons lexico-syntaxiques : se sont des approches symboliques pour détecter les relations d'hyponymie proposé dans [HEA92].

→ ***Clustering et les relations***

Dans la famille des méthodes de regroupement non supervisées, on distingue les méthodes agglomératives (plus proche voisin, distance maximum...) qui regroupent des clusters existants selon des mesures de similarité et des méthodes de divisions (bisection k-means).

[CIM04-b] expose un aperçu de plusieurs approches : Il commence avec les premiers travaux liés au *clustering,* citant tout d'abord les travaux de Hindle [HIN90], où les noms sont

regroupés selon leurs apparitions comme sujets ou objet de verbes similaires. Quand à Pereira [PER93], il présente une approche du « *Top-down clustering* » pour bâtir une taxonomie non étiquetée de noms (Les relations de la taxonomie non étiquetée). Par contre l'approche ittérative « bottom up of clustering » a été présenté dans [FAU98], privilégiant ainsi la fréquence des mots apparaissant dans un même contexte. Cette méthode nécessite un suivi manuelle (méthode supervisée), par conséquent elle est n'est pas privilégiée par rapport aux méthodes (semi) automatiques. Dans [BIS00], Bisson et al, fournit un outil complet assistant le concepteur dans le domaine de construction d'ontologie, en utilisant une comparaison des distances de similarités (distances sémantiques) afin d'arriver à un clustering « bottom up ». Des études assez récente dans [CIM04-a], Viz utilise une *FCA* (*Formal Concept Analysis*), analyse des concepts formelle pour grouper les concepts et d'en extraire une hiérarchie à partir des textes.

→ ***Patrons lexico-syntaxiques et les relations***

Les patrons lexico-syntaxiques fournissent une relation entre des concepts d'un domaine. Ces relations ne sont repérées que lorsque les concepts appartiennent à la même phrase. Deux axes supplémentaires se sont développés :

- Dans la littérature linguistique, des patrons relatifs aux relations hiérarchiques (hyperonymie, définition, méronymie – partie de –) ou de synonymie, ont été capitalisés avec l'espoir de pouvoir les réutiliser sur tout type de textes. L'état de l'art montre que ces patrons sont plus ou moins adéquats et doivent toujours être ajustés.

- Dans les recherches de l'extraction d'information, de nouveaux patrons sont redéfinis pour repérer des relations spécifiques au domaine étudié.

En 1992, Hearst a proposé une approche pour extraire des relations d'hyponymies à partir d'une encyclopédie scolaire « Grolier », cette méthode utilise des patrons lexico-syntaxiques manuellement capturés à partir d'un corpus. [CHA99] donne une approche pour apprendre la relation « Part of », mais ceux [VEL01] manipule des techniques heuristiques. [MOR98] développe Prométhée pour palier à la lourdeur de la méthode Hearst (confection manuelle des patrons). C'est un outil d'apprentissage automatique pour l'extraction des patrons lexico-syntaxiques relatifs à la spécification conceptuelle des relations.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait un passage horizontal sur les différentes techniques, approches et outils de base utilisées dans la création d'une ontologie, en générale. Le point de rencontre commun à tous les systèmes étudiés est la réutilisabilité et le partage de l'ontologie.

L'extraction de connaissances ou communément parlant « apprentissage d'ontologies » a pour but la construction semi-automatique d'ontologie. Les méthodes de construction d'ontologies à partir des documents semi structuré favorisent souvent l'étude du texte, proprement dit, que ce soit selon une approche statistique, symbolique ou linguistique.

Le dernier chapitre va surtout mettre en lumière l'approche de la solution adoptée à la construction d'une ontologie lexicale en prenons l'ontologie WorNet comme modèle de travail, et en utilisant comme source d'entrée pour l'apprentissage, les données d'un dictionnaire arabe « Al ghannye ».

Chapitre 5
Approche Adoptée
Conception et Implémentation

1. Introduction

1.1. Ontologie lexicale

Les ontologies lexicales peuvent être considérées, aussi bien, comme un lexique ou comme une ontologie [GRA04] et sont significativement différents des ontologies classiques [GRU93]. Ils ne sont pas basés sur un domaine spécifique mais ils sont destinés à fournir des connaissances structurées sur les questions lexicales (mots) d'une langue en les reliant par leur sens [Wan07]. En outre, l'objectif principal d'une ontologie lexicale est de rassembler des informations lexicales et sémantiques, au lieu de stocker la connaissance de même sens [Wan07].

Princeton WordNet [FEL98] est la ressource lexico-sémantique la plus représentative pour l'anglais et aussi le modèle le plus accepté d'une ontologie lexicale. Toutefois, la création d'un WordNet, ainsi que la création de la plupart des ontologies, est typiquement manuel et implique beaucoup d'efforts de l'homme. Certains auteurs [GER08] propose la traduction Princeton WordNet à des WordNets dans d'autres langues, mais si cela pouvait convenir à plusieurs applications, un problème se pose parce que des langues différentes représentent différents milieux socio-culturels, ne perçoivent pas exactement la même partie du lexique et, même si elles avèrent être communes, plusieurs concepts sont lexicalisés différemment [GRA04].

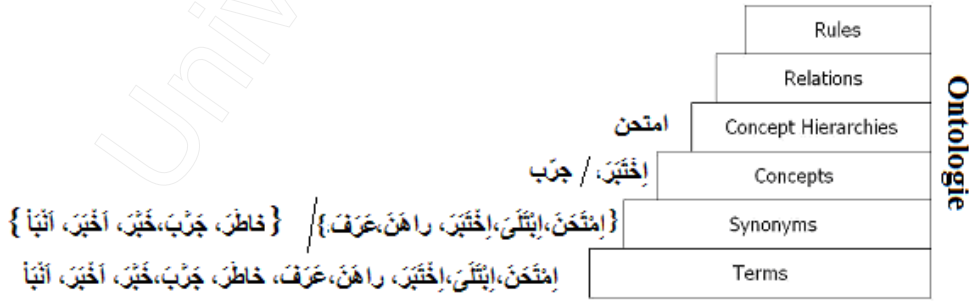


Fig. 35 : Hiérarchie visée par notre approche d'ontologie lexicale

1.2. Objectif

L'objectif global est de construire une ontologie lexicale pour la langue arabe moderne adoptant WordNet comme modèle de représentation de la sémantique lexicale. Dans

le cadre de ce mémoire, notre travail s'est limité à la découverte des concepts lexicaux ou en d'autre terme, les synsets arabe.

La construction d'une ontologie lexicale à partir de textes arabes devrait présenter les concepts relatifs à la langue arabe moderne ainsi que les différentes relations sémantiques entre ces concepts. Mais devant l'indisponibilité des outils d'étiquetage morphosyntaxique de corpus pour la langue arabe (Il n'existe actuellement que des analyseurs morphologiques) ou de corpus arabes étiquetés en libre téléchargement, on s'est penché vers la découverte automatique des Synsets en s'appuyant sur un dictionnaire arabe (**معجم الغني**)[1] en limitant le traitement rien que sur les verbes arabes dans une première perspective. La solution proposée nous permettra d'extraire des relations de synonymies ou de quasi synonymies (relation de base pour la construction des concepts) en analysant morphologiquement un verbe arabe en entrée.

2. Conception de l'approche

Notre solution est basée sur l'approche adoptée par Oliviera [OLI09] utilisée pour la construction semi automatique d'une ontologie lexicale (WordNet portugais) qui utilise dans sa première partie, une méthode s'appuyant sur la représentation en graphe des synonymes découvert dan un dictionnaire monolingue ainsi qu'une méthode de clustering (regroupement) exploitant ce graphe et qui va permettre la construction automatique des groupes de synonymes ou de quasi synonymes, chaque groupe ainsi construit sera considéré comme un Synset.

Si on se réfère à notre cadre de comparaison des systèmes de bases {chapitre 4}, nous nous situerons dans une approche similaire au système DOODLE II (2001).

Il faut noter que l'approche proposée, c'est-à-dire la construction d'ontologie lexicale « à partir de zéro» pour la langue arabe, reste un travail fastidieux et nous espérons ouvrir des portes pour approfondir cet axe de recherche.

L'approche utilisée permet la construction d'un lexicon sémantique (ou lexique sémantique) de **large couverture** constitués des verbes arabes et organisé selon la relation de la synonymie, cette structure ainsi organisé est la base pour aboutir à une ontologie lexicale. Ce travail repose sur la transformation de la connaissance lexicale basée sur les verbes arabes en connaissances basées sur les synset c'est à dire une connaissance de l'ordre conceptuel ou sémantique, cette opération est souvent appelé ontologisation.

1 - http://lexicons.sakhr.com/

Dans cette section nous décrirons les concepts qui décrivent les critères d'utilisation et l'exploitation du dit dictionnaire pour l'extraction des synonymes, que nous considérons les éléments de base pour la constitution des Synsets. Nous présenterons aussi une méthode mathématique d'analyse de graphe afin de repérer les clusters à l'intérieur du graphe analysé, appelée « processus de clustering de Markov. Cette procédure de regroupement appliqué sur un réseau de synonymie extrait depuis le dictionnaire, nous permettra d'obtenir les Synsets.

2.1 Hypothèse de base

Un dictionnaire monolingue de la langue arabe, est apprêté afin d'éclaircir la langue pour un lecteur généralement parlant l'arabe. Ce dictionnaire est un tout, constitué d'un lexique général ou spécifique à un domaine où chaque mot (entrée du dictionnaire) est décrit par une définition lexicographique.

Le dictionnaire est donc un document semi-structuré et l'exploitation de cette structure par un algorithme approprié, nous permettra de déduire des propriétés sémantiques sur le vocabulaire de la langue que décrit ce dictionnaire.

L'approche adoptée par [OLI09] est basée sur l'hypothèse que la méthode mathématique/statistique appliquée sur le graphe du dictionnaire fournit un ensemble de groupes de synonymes dont les éléments de chaque groupe sont considérés assez proche et peuvent être considéré comme formant un Synset.

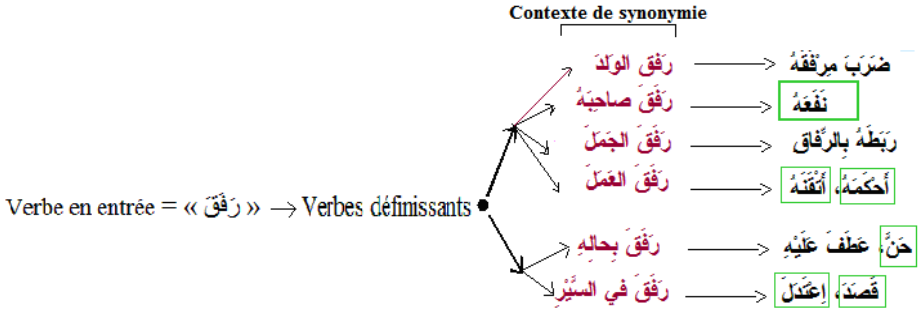
L'hypothèse selon laquelle repose notre l'approche pour la construction automatique des Synsets peut être exprimée de la façon suivante :

HYPOTHESE :

« Le regroupement en clusters à partir du graphe de synonymes d'un dictionnaire fournit un groupe de synonymes assez proches qui peut être considéré comme Synset »

Ainsi, l'algorithme d'extraction de la synonymie est basé sur un modèle exploitant la structure définitionnelle du dictionnaire source et l'analyse se fait en respectant l'hypothèse définie pour détecter et d'en extraire les synonymes. Cette hypothèse de base va nous permettre l'exploitation de la structure naturelle du Verbe-défini ↔ Verbe-définissant issus du dictionnaire afin de tirer le maximum des synonymes correspondants à une entrée.

Exemple : 2 entrées pour le verbe « رَفَقَ »



Il reste donc à définir le modèle mathématique qui va refléter les liens entre les entrées et les mots définissants et aussi le procédé de calcul (algorithme) permettant de *regrouper les définissants*.

L'hypothèse citée ci-dessus couvre toutes les catégories grammaticales d'une langue. Cependant, dans la solution proposée, cette hypothèse a été limitée aux verbes de la langue arabe (issus du dictionnaire de travail), constituants ainsi une catégorie grammaticale la plus polysémique de notre langue. Notons aussi que nous n'avons pas pris en compte tous les verbes définissants d'une entrée verbale du dictionnaire. Nous nous sommes limités aux définitions « directes » c'est-à-dire que les définitions avec des contextes ont été écartées et seule la définition « propre » a été prise en considération. Dans l'exemple précédent, pour l'entrée verbale : « رَفَقَ » on en a retenue seulement les définissants : « نَفَعَهُ », « أَحْكَمَهُ», « أَتْقَنَهُ », « حَنَّ », « قَصَدَ », « اِعْتَدَلَ »

Nous allons par la suite, expliquer comment l'approche exploite le dictionnaire et sa structure en graphe pour détecter les groupes de synonymes (Synset).

2.2. Dictionnaire, graphe des synonymes et clustering

2.2.1. Dictionnaire source

L'ensemble de dictionnaires monolingues arabes sont devenu par le temps des références dans la linguistique arabe. Excepté le critère le type du vocabulaire défini ainsi que la rigueur et la richesse des informations lexicales contenues dans le dictionnaire, un autre critère important déterminera le choix de notre dictionnaire source.

Les anciens dictionnaires arabes tels que « Lissan Al'arab » présentent la propriété d'avoir des informations lexicales (formes dérivées, genre, nombre…etc.), des définitions et des exemple(s) d'utilisation(s). Ils sont dans la plus part des cas, toutes décrites dans un seul paragraphe non segmenté ou structuré (absence de ponctuation et d'autres symboles séparateurs). Segmenter la définition vers les différents sens et localiser les

différentes composantes telles que les informations lexicales, les exemples et les citations devient difficile à réaliser, une méthodologie d'extraction d'informations spécifique doit être réalisé pour segmenter de telles définitions. للعلامة ابن المنظور–لسان العرب

@**أبأ**: قال الشيخ أَبو محمد بن بَرِّي رحِمه اللّه: الأَبَاءة لأَجَمَةِ القَصَبِ، والجمعُ أَباءٌ. قال وربما ذُكر هذا الحرف في المعتلّ من الصِّحاح وإِن الهمزةَ أَصلها ياءٌ. قال: وليس ذلك بمذهب سِيبَوَيهِ بل يحمِلها على ظاهرها حتى يقومَ دليلٌ أَنها من الواو أَو من الياءِ نحو: الرِّداء لأَنه من الرَّدْية، والكِساء لأَنه من الكُسْوة، واللّه أَعلم.
@**أتأ**: حكى أَبو علي، في التَّذكرة، عن ابن حبيب: أَتْأَةُ أُمُّ قَيْس بن ضِرار قاتل المقدام، وهي من بَكر وائل. قال: وهو من باب أَجأ(1) (1 قوله قال «وهو من باب الخ» كذا بالنسخ والذي في شرح القاموس وأنشد ياقوت في أجأ لجرير.) . قال

Fragment de texte du dictionnaire Lissan Al'arab

De ce fait, notre choix s'est finalement dirigé vers l'utilisation d'un dictionnaire monolingue arabe contemporain qui pour des raisons de clarté et simplicité de consultation par l'utilisateur, adopte une présentation structuré de la définition lexicographique. El-raid, EL-mounjid et EL-Moujiz sont des exemples de tels dictionnaire qui sont devenus des dictionnaires référence. Vu que les dictionnaires contemporains monolingues arabes cités ci-dessus ne sont pas disponibles sous format exploitable par la machine, on a préconisé l'utilisation de l'un des lexicons monolingues arabes mis en disposition en ligne par la société Sakhr[1], on y trouve donc deux dictionnaires contemporains assurant nos besoins : "El-Ghannye (الغني)", "Al Wassit (الوسيط)", chaque entrée du dictionnaire est décrite dans un fichier Html propre.

Le texte structuré utilisé dans la définition d'une entrée dans le dictionnaire choisi "El-Ghannye (الغني)", nous permettra de segmenter le texte de la définition de chacun des sens et ainsi d'extraire la définition proprement dite (sans exemple d'utilisation et sans contexte). Notre document de base peut être représenté par un graphe orienté :

$G_D = \{E, D_E\}$ où :

- E est l'ensemble des entrées verbales et l'ensemble des verbes définissants de G_D.
- V est l'ensemble des couples des verbes (d_1, d_2) tels que d_2 apparait dans la définition de d_1.

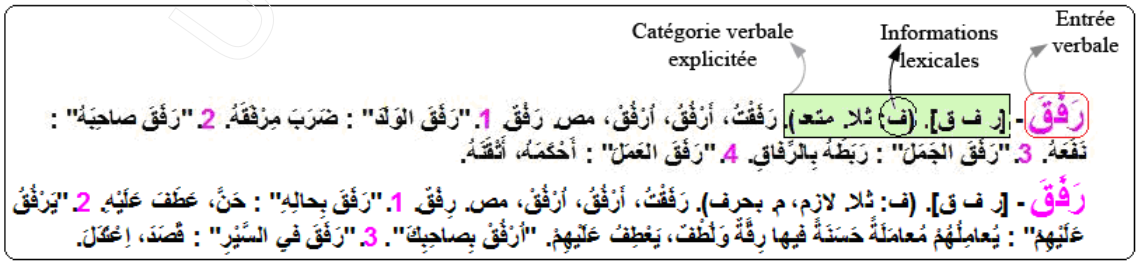


Fig. 36. Structure du dictionnaire de l'approche « El-Ghannye »

1 - http://lexicons.sakhr.com/

Dans notre étude, seules les entrées verbales du dictionnaire nous intéressent. Cette indication ainsi que d'autres informations supplémentaires sur le verbe, se trouve dans l'information grammaticale associé à l'entrée verbale. Le texte de la définition du sens d'une entrée verbale est structuré de la manière suivante :

- Entrée-verbale : [.Informations grammaticales.]
  - Sens 1- [« Contexte » :] PV [« exemple d'utilisation »]*
  . . .
  - Sens n- [« Contexte » :] Phrase-V [« exemple d'utilisation »]*

→ « Contexte » est une phrase qui contient le verbe défini, son rôle est de faire apparaitre pour un sens donné, des contraintes sémantiques sur les éléments de la phrase qui accompagnent le verbe et peut concerner donc le sujet, les prépositions ou le complément d'objet de la phrase. Ainsi, la phrase du contexte peut préciser par exemple le type du sujet ou du complément : être vivant, animé/non-animé, machine, outil, personnes ou objets particuliers…etc.

→ « Exemple d'utilisation » : est une phrase qui illustre une utilisation du verbe défini.

→ Phrase-V : représente une phrase verbale (peut inclure des lettres de conjonctions) ou seulement un verbe.

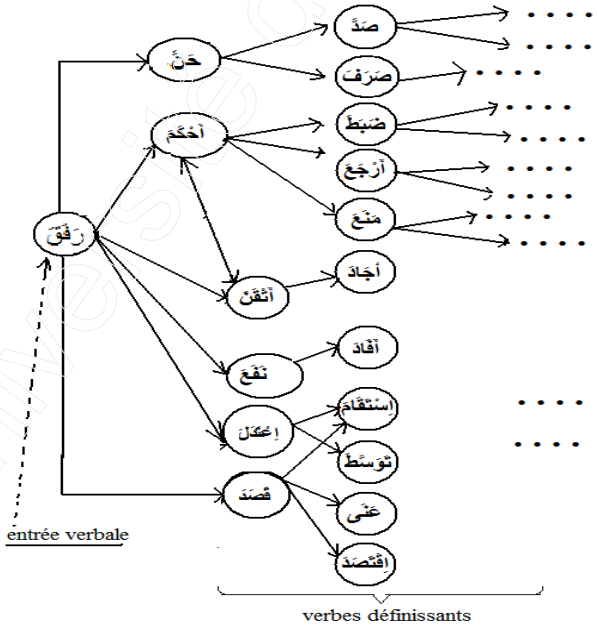


Fig. 37. Sous graphe de G_D : Relation entre un verbe entrée et ses verbes définissants

Notons qu'on peut trouver un verbe qui ne soit pas une entrée verbale d'un dictionnaire, donc toutes les entrées verbales ne correspondent pas toutes aux sommets du graphe G_D. Cependant, un algorithme a été mis au point pour extraire un certain nombre de verbes (d_2) qui apparaissent dans la définition de (d_1), selon un patron lexico-syntaxique.

2.2.2. Patrons lexico-syntaxiques

Dans l'état de l'art (voir chapitre 4), le système HASTI, 2002 [SHA02-a], utilisait des patrons lexico-syntaxique et sémantiques pour extraire, à partir de textes, les relations taxonomiques et non taxonomiques comme hyponymie, méronymie. Comme pour l'approche adoptée par [OLI09], nous nous sommes inclinés devant cette optique pour sélectionner les verbes définissants qui vont former notre graphe G_S (entrées verbales – synonymes) sous graphe de G_D. Ainsi un patron morphologique a été considéré pour une première approche, mais d'autres patrons sont envisageables pour une suite future de l'étude.

La relation de synonymie est la relation lexicale de base et la recherche des synonymes constitue la première étape nécessaire pour la construction des Synsets. L'utilisation d'un dictionnaire monolingue et des définitions lexicographiques courtes induit l'utilisation des patrons lexico-syntaxiques afin d'extraire les différentes relations lexicales et sémantique. Ainsi dans [OLI09] une liste de patrons (pattern) appliqué sur l'ensemble du dictionnaire ont permis d'extraire les synonymes.

Dans notre cas d'étude, pour la langue arabe et en utilisant le dictionnaire « el-ghannye » comme source lexicale, nous avons établi un ensemble de patrons lexicaux permettant d'extraire le plus grand nombre de synonymes à partir des définitions dans le dictionnaire. Prenons l'exemple de l'entrée verbale « **رَفَقَ** » on en a retenue rien que les verbes définissants « نَفَعَهُ », « أَحْكَمَهُ», « أَتْقَنَهُ », « حَنَّ », « قَصَدَ », « اِعْتَدَلَ» car nous prenons l'hypothèse qu' :

> **« Un verbe définissant est un synonyme proche s'il est le seul verbe de la phrase de la définition ».**

Ainsi en considérant V_E une entrée verbale du dictionnaire, le premier patron lexicale (ou morphologique) a était définit :

> **[[[[... كلمة4 ،] كلمة3 ،] كلمة2 ،] كلمة1** : V_E

كلمة1 , كلمة2, … sont les mots définissants de l'entrée verbale V_E.

Exemple : Soit le verbe en entrée : « صَفَقَ », analysant ses définitions :

Le tableau suivant donne les verbes non lemmatisés synonymes détectés grâce à l'application du patron lexical définit ci-dessus :

Contexte définition	Définitions
صَفَقَ البَابَ خَلْفَهُ	رَدَّهُ بِعُنْفٍ وَسُمِعَ صَوْتُهُ، أَغْلَقَهُ
صَفَقَتِ الرِّيحُ الأَشْجَارَ	حَرَّكَتْهَا
صَفَقَ البَيْعَ	ضَرَبَ يَدَهُ عَلَى يَدِ الآخَرِ إِعْلاَناً بِالْمُوَافَقَةِ عَلَى البَيْعِ
صَفَقَهُ مِنْ بَلَدٍ إِلَى بَلَدٍ	أَخْرَجَهُ ذُلاًّ وَقَهْراً
صَفَقَ القَوْمَ عَنْ أَمْرِهِمْ	صَرَفَهُمْ، رَدَّهُمْ
صَفَقَ الطَّائِرُ جَنَاحَيْهِ وَبِهِمَا	حَرَّكَهُمَا
صَفَقَ البابَ	رَدَّهُ
صَفَقَ العُودَ	طَرَبَ أَوْتَارَهُ
صَفَقَ القَدَحَ	مَلأَهُ

Tableau 7 : Définissants du verbe « صَفَقَ »

Remarque Importante

Notons aussi, qu'on peut constater des phrases (longues et courtes) ou une série de mots et des phrases, pour définir des entrées verbales. Alors nos patrons vont agir dans un 1er temps sur les mots seuls, exemple (voir tableau 07) :

Le verbe en entrée du dictionnaire : « صَفَقَ », possède plusieurs définitions (lignes du tableau 07) chaque ligne, à son tours, peut contenir plusieurs définitions séparées par des virgules « , », alors notre algorithme de recherche va parcourir les lignes une à une et relève toutes les définitions se trouvant à l'intérieure de chaque lignes afin d'augmenter le nombre de synonyme.

Ainsi, si nous devons calculer le nombre de verbes définissants pour l'entrée verbale « صَفَقَ », on notera, alors selon les huit (08) définitions prises par rapport à leurs contextes, on comptera sept (07) au total. Appliquons cette remarque sur les définitions du tableau 07, et prenant aussi en compte le 1er patron morphosyntaxique, de ce fait on retiendra les verbes des mots définissants encadrés dans le tableau 07 ci-dessous, soit alors : « أَغْلَقَهُ », « حَرَّكَتْهَا », « صَرَفَهُمْ», « رَدَّهُمْ », « حَرَّكَهُمَا », « رَدَّهُ », « مَلَأَهُ»

Marquons aussi, que le patron ne prend pas en compte les verbes des mots définissants qui sont constituées d'une phrase longue. Par exemple dans la définition du verbe en entrée, on a : « أَخْرَجَهُ ذُلاًّ وَقَهْراً » (ligne 4 du tableau 07), ainsi le verbe définissant de la lexie « أَخْرَجَهُ » est ignoré. Une procédure est mise au point pour extraire d'un mot son verbe afin de le mémoriser comme synonyme du verbe en entrée. Cette dernière prend en considération toutes les flexions du mot extrait du dictionnaire, elle a l'aptitude d'ignorer les verbes définissants en doubles par exemple : « حَرَّكَتْهَا » et « حَرَّكَهُمَا » ou bien « رَدَّهُمْ» et «رَدَّهُ».

- Exploitation d'autres patrons lexico-syntaxiques :

Nous exploitons d'autres patrons, afin d'enrichir le graphe des synonymes et pour couvrir une large gamme de verbes définissants, le tableau suivant résume ces patrons :

Numéro du patron	Forme du patron
2	VE : كلمة ـــ فِيهِ/فِيهَا espace 1 seul Mot
3	VE : كلمة ـــ عَنْهُ/عَنْهَا espace 1 seul Mot
4	VE : كلمة ـــ عَلَيْهِ/عَلَيْهَا espace 1 seul Mot
5	VE : كلمة ـــ إِلَيْهِ/إِلَيْهَا/إِيَّاهُ espace 1 seul Mot
6	VE : كلمة ـــ بِهِ/بِهَا/بِهِمْ espace 1 seul Mot
7	VE : كلمة ـــ مِنْهُ/مِنْهَا espace 1 seul Mot

Tableau 8 : Patrons morphologiques

Exemple : Soit le verbe en entrée : « صَفَحَ », ses définitions, selon notre dictionnaire (معجم الغني), sont représentés par le tableau ci-dessous :

Contexte	Définition
صَفَحَ عَنْهُ	أَعْرَضَ عَنْهُ
صَفَحَ عَنْ ذُنُوبِهِ	عَفَا عَنْهُ
صَفَحَ أَوْرَاقَ الكِتَابِ	قَلَّبَهَا، تَصَفَّحَهَا، أَيْ عَرَضَهَا وَرَقَةً وَرَقَةً
صَفَحَ فِي الأَمْرِ	نَظَرَ فِيهِ
صَفَحَ جَارَهُ عَنْ حَاجَتِهِ	رَدَّهُ
صَفَحَ الثَّوْبَ	جَعَلَهُ عَرِيضاً
صَفَحَهُ بِالسَّيْفِ	ضَرَبَهُ بِعَرْضِهِ لاَ بِحَدِّهِ
صَفَحَ في الأَمْرِ	نَظَرَ

Tableau 9 : Définissants du verbe « صَفَحَ »

Selon le premier patron nous retenons les mots définissants suivants : « رَدَّهُ », « نَظَرَ », « قَلَّبَهَا », « تَصَفَحَهَا » mais si on s'arrête à ce niveau beaucoup de définitions seront écartées et une grande partie des synonymes seront ignorés. C'est dans ce contexte que viennent les autres patrons (le 2ème et le 3ème patron) pour enrichir notre graphe de synonymie.

En appliquant les autres patrons on aura, en plus des quatre verbes issus des quatre mots trouvés, les verbes définissants suivants : « أَعْرَضَ », « عَفَا ».

L'exemple, suivant, nous éclaircira sans doute, sur l'utilisation de ces patrons. Soit alors l'entrée verbale « صَهَرَ », en consultant le dictionnaire nous dressons sa table des définissants suivante :

Contexte	Définition
صَهَرَ الشَّحْمَ بِالنَّارِ	أَذَابَهُ
صَهَرَ الْحَدِيدَ	أَذَابَهُ
صَهَرَهُ الْحَرُّ	أَحْرَقَهُ، اِشْتَدَّ عَلَيْهِ
صَهَرَ جِسْمَهُ بِالدُّهْنِ	دَهَنَهُ
صَهَرَهُ إِلَيْهِ	قَرَّبَهُ إِلَيْهِ، أَدْنَاهُ
صَهَرَ الْخُبْزَ	خَلَطَهُ بِالصُّهَارَةِ، أَيِ بِالشَّحْمِ

Tableau 10 : Définissants du verbe « صَهَرَ »

En analysant les définitions selon le contexte nous pourrons tirer les verbes définissants suivants selon :

- 1er Patron : « أَذَابَ », « أَحْرَقَ », « دَهَنَ », « أَدْنَى »,
- 2ème Patron : Aucun
- 3ème Patron : Aucun
- 4ème Patron : « اِشْتَدَّ »,
- 5ème Patron : « قَرَّبَ»,

Ainsi les verbes synonymes, ressortissant de ces mots, sont en nombre de six. Un cinquième exemple pour catégoriser les patrons 6 et 7 : les entrées verbales « هَادَ » et « هَابَ », en recherchant les définitions de ces verbes on obtient le tableau 11 suivant :

Contexte	Définition
هَادَ الْوَلَدَ	حَرَّكَهُ، أَخَافَهُ، أَفْزَعَهُ، أَزْعَجَهُ
هَادَ السَّائِلَ	صَرَفَهُ، صَاحَ بِهِ، زَجَرَهُ

Contexte	Définition
هَابَ مُعَلِّمَهُ مِنَ الدَّرْسِ الأَوَّلِ	أَجَلَّهُ وَعَظَّمَهُ
لاَ يَهَابُ أَحَداً	لاَيَحْذَرُ، لاَيَتَّقِي، لاَيَخَافُ أَحَداً
كَانَ يَهَابُ ظِلَّهُ	يَخَافُ مِنْهُ، كِنَايَةً عَنِ الْجُبْنِ
هَابَ الرَّاعِي بِغَنَمِهِ	صَاحَ بِهَا لِتَقِفَ

Tableau 11 : Définissants des verbes « هَادَ » et « هَابَ »

Remarquons que là aussi, si nous devons appliquer le premier patron, nous retiendrons les quatre mots définissants l'entrée verbale « هَاذَ » de la première ligne, puis les deux autres de la deuxième ligne - « زَجَرَهُ » et « صَرَفَهُ » - ensuite vient le 6ème patron pour en ajouter « صَاحَ ». Quand à la seconde entrée « هَابَ », seulement la phrase courte correspondant au 7ème patron : « يخَافُ مِنْهُ » est retenue, pour extraire le verbe définissant «خَافَ». Bien que, dans la deuxième ligne contient des mots simple, mais notre algorithme les ignorent du fait que « لاَمُ الجزم » succède la lexie candidate, suivi de l'un des caractères : {أ ن ي ت}.

Remarque : une extension de notre étude pourra augmenter le nombre de relations, en exploitant d'autres relations autre que la synonymie, dont **l'antonymie et la Troponymie**.

Exemple :

Contexte	Définition
هَاثَ الشَّيْءُ	تَحَرَّكَ
هَاثَ لَهُ	أَعْطَاهُ شَيْئاً قَلِيلاً يَسِيراً
هَاثَ الْقَوْمُ	دَخَلَ بَعْضُهُمْ فِي بَعْضٍ عِنْدَ الْخُصُومَةِ
هَاثَ فِي الأَمْرِ	عَاثَ، أَفْسَدَ فِيهِ بِعُنْفٍ
هَاثَ التُّرَابَ بِرِجْلِهِ	نَبَشَهُ

Tableau 12 : Définissants du verbe « هَاثَ »

Nous remarquons dans la quatrième ligne de définition de l'entrée verbale en question : **« هَاثَ »,** et plus exactement la phrase définissante : « **أَفْسَدَ فِيهِ بِعُنْفٍ** » peut nous décrire une « manière de », du verbe « **أَفْسَدَ** » et ceci peut conclure à considérer que : **« هَاثَ »** est Troponyme de « **أَفْسَدَ** ».

2.2.3. Sous graphe de synonymies

La plupart des méthodes proposées pour extraire les relations à partir du texte ont des triplets à base de termes en sortie. Un tel **triplet, [Terme1, Terme2, Relation],** indique qu'un sens possible de terme1 est lié à un sens possible de terme2 par le biais d'une relation. Bien qu'il soit possible de créer un réseau lexical à partir de ce dernier, ce type de réseaux est souvent peu pratique pour les applications informatiques, telles que celles qui traitent de l'inférence. Par exemple, en appliquant une règle simple transitive,

$$A\ Synonym\_of\ B\ \wedge\ B\ Synonym\_of\ C\ \Rightarrow A\ Synonym\_Of\ C$$

Sur un ensemble de triplets à base de termes, cela peut mener à de sérieuses contradictions, cela se produit parce que le langage naturel est ambigu, surtout quand on traite une large couverture de connaissances. [OLI09].

Comme déjà mentionné plus haut, notre algorithme recherche les synonyme directs d'une entrée verbale du dictionnaire « **معجم الغني** ». Ensuite, les verbes définissants deviennent des entrées et à leurs tours on recherche chacun de ces verbes définissants, et ainsi de suite… en prenant une seul fois le verbe trouvé afin de pouvoir s'arrêter dans les recherches. Une fois terminé, un sous graphe est tracé et une matrice d'adjacence est établit.

Prenons un simple exemple pour illuminer notre compréhension, soit l'entrée verbale « **صَفْصَفَ** ». Le tableau 13 de définition est le suivant :

Contexte	Définition
صَفْصَفَ الرَّجُلُ	صَارَ فِي الفَلاَةِ مُنْفَرِداً
صَفْصَفَ الطَّائِرُ	زَقْزَقَ

Tableau 13 : Définissants du verbe « صَفْصَفَ »

Nous remarquons qu'ici, il y a un seul mot définissant selon nos patrons : « **زَقْزَقَ** » et que ce même verbe, en recherchant ces définissants on obtient le tableau 14 de définition :

Contexte	Définition
زَقْزَقَ الطَّائِرُ	تَفَرَّدَ بِصَوْتِهِ
زَقْزَقَ الطَّائِرُ صِغارَهُ	زَقَّ، أَطْعَمَهُمْ
زَقْزَقَ الطِّفْلَ	جَعَلَهُ يَرْقُصُ

Tableau 14 : Définissants du verbe « زَقْزَقَ »

Les verbes extraits sont « **زَقَّ** », « **أَطْعَمَ** ». Nous continuons à rechercher les synonymes des deux verbes précédemment trouvée. Le premier verbe « **زَقَّ** », (voir tableau 15), n'a pas de définissant selon nos patrons :

Contexte	Définition
زَقَّ الطَّائِرُ صِغارَهُ	أَطْعَمَهُمْ بِمِنْقارِهِ، بِفَمِهِ
زَقَّ الذَّبِيحَةَ	سَلَخَها مِن قِبَلِ رَأْسِها إِلَى رِجْلِها

Tableau 15 : Définissants du verbe « زَقَّ »

Par contre, le second verbe « **أَطْعَمَ** », en possède « **قَدَّمَ** », « **قَاتَ** », « **غَذَّى** », « **طَعَّمَ** » et « **رَزَقَ** » (voir tableau 16) :

Contexte	Définition
أَطْعَمَهُ خُبْزاً أَوْ بَيْضاً	قَدَّمَ لَهُ
يُطْعِمُ الجِياعَ	يَقوتُهُمْ، يُغَذِّيهِمْ، يُقَدِّمُ لَهُمْ طَعاماً
أَطْعَمَ الغُصْنَ بِغُصْنٍ آخَرَ مِنْ غَيْرِ شَجَرَتِهِ	طَعَّمَهُ، وَصَلَهُ بِهِ لِيَتَكَوَّنَ مِنَ الغُصْنَيْنِ غُصْنٌ ثالِثٌ يُعْطي ثَمَراً آخَرَ
أَطْعَمَ الأَكْلُ	صارَ لَهُ طَعْمٌ
أَطْعَمَ الشَّجَرُ	أَدْرَكَ ثَمَرُهُ وَطَابَ
أَطْعَمَهُ اللَّهُ	رَزَقَهُ

Tableau 15 : Définissants du verbe « أَطْعَمَ »

et ainsi de suite jusqu'à épuisement des définitions de chaque verbe trouvé. De ce fait, on obtient un sous graphe orienté dont le sommet est l'entrée verbale et les arcs représentent la relation de synonymie. Voilà une partie du sous graphe engendré par l'entrée verbale « صَفْصَفَ» :

Notons par Gs le graphe global de synonymie qui est un sous graphe de G_D dont on grade seulement la relation de synonymie entre les nœuds. Marquons aussi, que dans le graphe de synonymie global Gs (issu du graphe G_D par l'application des patrons), il existe un certain nombre de sous graphe de synonymie.

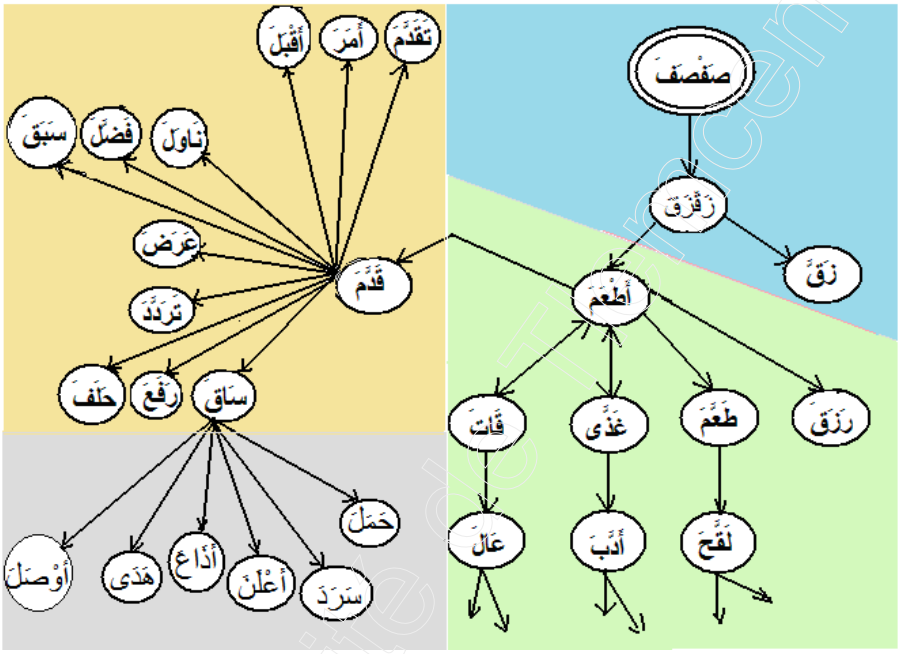
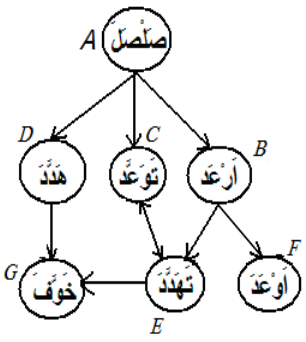


Fig. 38 : Graphe G_S du Verbe « صَفْصَفَ »

Chaque entrée verbale du dictionnaire est en relation avec les verbes synonymes présents dans sa définition, l'ensemble des couplets [entrée verbale – Verbe synonymie] représentant cette relation, et qu'on a obtenue par l'application des patrons morpho syntaxique définie sur l'intégralité du dictionnaire, vont former le graphe global de la synonymie du dictionnaire « El ghannye ».

2.2.4. Sous graphe de synonymie et matrice d'adjacence



La définition d'un graphe comme relation permet sa représentation formelle et mathématique par une matrice. Le coefficient $m_{i,j}$ désigne le nombre d'arcs d'origine « i » et d'extrémité « j ».

Un graphe orienté à n sommets peut être représenté par une matrice n × n notée encore M telle que :

M [i, j] = 1 {s'il existe un arc de « i » vers « j » et 0 sinon}.

Exemple : Pour le réseau de synonymie suivant de l'entrée verbale « صَلْصَلَ » :

On peut tracer sa matrice d'adjacence M_{7x7} comme suit :

Commençons d'abord par tracer le vecteur (Vs) des verbes entrant dans la construction du graphe de synonymie en prenant l'ensemble des verbes (une seule fois) représentant les lignes, éventuellement les colonnes de notre matrice :

Vs =

A	*B*	*C*	*D*	*E*	*F*	*G*
صَلْصَلَ	أَرْعَدَ	تَوَعَّدَ	هَدَّدَ	تَهَدَّدَ	أَوْعَدَ	خَوَّفَ

$$M_{7x7} = \begin{bmatrix} & A & B & C & D & E & F & G \\ A & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ B & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ C & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ D & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ E & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ F & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ G & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Une fois la matrice d'adjacence extraite, l'étape déterminante de construction des concepts entre en application – Le clustering –. Cette étape a été initialement définie après avoir constaté des éléments séparés dans le réseau de synonymie extrait à partir du dictionnaire, que l'on suppose, avait une structure en clusters apparemment convenable pour identifier des synsets. Ceci a été aussi remarqué par [GFE05] qui a utilisé l'algorithme de clustering de Markov (MCL) [DON00] pour trouver des clusters dans un réseau de synonymie.

Par conséquent, puisque MCL avait déjà été appliquée à des problèmes similaire que le nôtre ([GFE05], [DOR06]), il semble convenir à notre objectif – Il serait non seulement possible d'organiser un réseau basé sur les termes d'un dictionnaire, mais aussi, si le réseau obtenu, provient de plusieurs ressources, le regroupement aurait homogénéisé la représentation de synonymie.

Notons que dan un graphe, une simple transitivité telle que x synonyme y et y synonyme z alors z synonyme de x, s'appelle la ***fermeture transitive***. Cette dernière nous permettra d'élargir notre sous graphe de synonymie en graphe couvrant ainsi notre graphe G_D et d'appliquer ensuite l'algorithme de regroupement MCL.

2.2.5. Markov Cluster aLgorithm (MCL) & Clustering

Le graphe global de synonymie d'un dictionnaire monolingue est généralement constitué de sous-graphes séparés c'est-à-dire, non connectés. L'algorithme de clustering qu'on présentera n'opère que sur la matrice d'adjacence du graphe de synonymie, il est alors très utile d'appliquer cet algorithme à chaque sous graphe séparée, ce qui permet de réduire la taille de la matrice d'adjacence et d'éviter de lancer des calculs matriciels sur une seule matrice trop large qui peut alourdir considérablement le temps de calcul et nécessitant du coup un traitement parallèle non nécessaire.

MCL trouve les groupes en simulant des chemins aléatoires au sein d'un graphe en comptant alternativement les chemins aléatoires de longueur plus importante, et en augmentant les probabilités des chemins d'intra-cluster. MCL peut être décrit brièvement en cinq étapes (plus de détails dans la section qui suit) :

(i) Prendre la matrice d'adjacence A du graphe,

(ii) Normaliser chaque colonne de A à 1 afin d'obtenir une matrice S stochastique,

(iii) Calculer S^2,

(iv) Prendre « e » puissance de chaque élément de S^2 puis normaliser chaque colonne à A,

(v) Revenir à (ii) jusqu'à ce que le MCL converge vers une matrice idempotente - étapes (ii) et (iii).

Étant donné que MCL est un puissant algorithme de clustering, il attribue chaque terme un seul cluster en éliminant ainsi toutes ambiguïtés. Pour faire face à cela, Gfeller et al. (2005) proposent une extension de MCL pour trouver des nœuds instables dans un graphe, qui les dénotent souvent par « mots ambigus ». Ceci est fait en ajoutant aléatoirement du bruit stochastique λ pour les entrées non nulles de la matrice d'adjacence puis en exécutant MCL avec du bruit à plusieurs reprises. En observant les groupes obtenus à chaque exécution, une nouvelle matrice peut être remplie, qui sera basée sur la probabilité que chaque paire de mots appartiennent à un même cluster.

Nous suivons la même procédure mais avec de légères différences. Tout d'abord, nous avons observé que, pour le réseau utilisé, les groupes obtenus sont plus proche des résultats souhaités si : $-0.5 < \lambda < 0.5$. En plus, dans la première étape du MCL, nous utilisons la fréquence-pondérée de la matrices d'adjacence F, où chaque élément Fij correspond au nombre d'instances de synonymie existantes entre i et j.

Bien qu'en utilisant un seule dictionnaire, chaque instance de synonymie sera extraite tout au plus deux fois (a synonyme de b et b synonyme de a). Si par contre, plusieurs ressources sont utilisées, MCL permettra de renforcer la probabilité que deux mots apparaissant fréquemment comme synonymes sont regroupés dans un même cluster.

- ***Clustering :*** Par conséquent la phase de clustering comporte les étapes suivantes :

(i) Diviser le réseau d'origine en sous-réseaux, de sorte qu'il n'y aura pas de chemin entre deux éléments dans les différents sous-réseaux, et calculer la fréquence pondérée de la matrice d'adjacence F de chaque sous-réseau ;

(ii) Ajouter du bruit stochastique à chaque entrée de F, $Fij = Fij + Fij * \beta$;

(iii) Exécuter MCL, avec **r** = 1,6 sur F pendant 30 itérations ;

(iv) L'utilisation du Hard-clustering obtenues par chacune des 30 exécutions permet de créer une nouvelle matrice P des probabilités de chaque paire de mots en F appartenant au même cluster ;

(v) Créer des clusters basés sur la nouvelle matrice P avec un seuil donné $\alpha = 0.2$, Si $Pij>\alpha$, i et j appartiennent au même cluster ; afin de nettoyer les résultats, éliminer :

(a) Les groupes assez grands, B, s'il y a un groupe de clusters C = C1, C2, … Cn tel que $B = C1 \cup C2 \cup \ldots Cn$;

(b) Les groupes complètement inclus dans les autres groupes.

En appliquant cette procédure au réseau de la figure 38 ci-dessus, on obtient les quatre clusters ainsi représentés sur la figure.

2.2.6. Regroupement (clustering) en synsets

Une fois le regroupement réalisé par l'algorithme MCL, nous allons chercher comment extraire les Synsets à partir des clusters obtenus.

Notre dictionnaire D, et un réseau sémantique N, basé sur les termes où chacune de ses arêtes dénote une relation sémantique R, localisant la signification des termes entre deux nœuds. En utilisant D et N, cette étape va tenter de mapper d'un triplet basé sur les termes vers un triplet basé sur les synsets. En d'autres termes, d'attribuer à chaque terme, « a » et « b », d'un triplet (a R b) $\in$ N, un synset approprié. Le résultat est une base de connaissances organisé comme un Wordnet. Afin d'assigner un terme « a » à un synset A, « b » est fixé et tous les synsets contenant a, $Sa \subset D$, sont collectées.

Si « a » n'est pas dans le Dictionnaire D, il est affecté à un nouvel synset A = (a). Sinon tous les synset $Sa_i \in Sa$, avec n_{ai} est le nombre de termes [$t \in Sa_i$], déterminés par le triplet à base de termes (t R b).

Alors $Pa_i = \frac{n_{ai}}{Sa_i}$ est calculé.

Note :

Si R est une relation transitive, la procédure peut profiter d'un niveau de transitivité pour l'appliquer au réseau : x R y ^ y R z → x R z. Cependant, puisque les relations concernent seulement les termes, certains triplets obtenus pourraient être incorrectes même s'ils peuvent être utilisés pour aider à la sélection d'un synset convenable, ils ne devraient pas être mappés aux mêmes synsets.
Finalement, tous les synsets avec la plus haute valeur Pa_i sont ajoutés au cluster *C*, ainsi :

- si |*C*| = 1 alors le terme « a » est attribué à l'unique synset dans C,
- si |*C*| > 1 alors soit *C'* : l'ensemble des éléments de *C* avec la plus haute valeur de n_a et, si |*C'*| = 1, alors le terme « a » est attribué au synset dans *C'*, sauf si $Pa_i \langle 4$.
- Si elle n'est pas possible d'affecter un synset au terme « a », il demeurera non affecté. Le terme « b », quant à lui, est attribué à un synset, en utilisant cette même procédure, mais en lui fixant le terme « a ».

Ainsi les clusters trouvés seront désignés par leurs indices dans le tableau T. Si V est le vecteur des verbes du sous graphe (il faut respecter l'ordre des verbes), on reconstruit les clusters trouvés en remplaçant les indices stockés dans i par leur Nom correspondants à partir de V (**V[t[i][j]]**)

2.2.7. Détails sur l'algorithme MCL

Entrées

M[N,N] avec des 0 et des 1.

Fixer le paramètre de force (Power) : **e** = 2 (par exemple).

Fixer le paramètre d'inflation **r** : 1.6 (par exemple).

Sortie

S[N,N] une matrice constitué de probabilités (score entre 0 et 1) :

- Quelques éléments non nuls et une majorité de 0
- Sur chaque ligne les éléments non nuls constituent un cluster

Début

1) Normaliser les scores de chaque colonne la matrice M[N,N] => M devient matrice stochastique stocker le résultat dans la matrice S :

$S(i,j) = M(i,j) \Big/ \sum_{K=1}^{K=n} M(k,j)$ (Diviser le score M[i,j] par le total des score de la colonne **j**).

2) Faire la multiplication matricielle suivante (calculer S^2), si e=3 faire $S3=S^3=S*S*S$.

S2=S(i,j)*S(i,j). Stocker le résultat dans S2.

3) Chaque élément de S2(i,j) de S2, le remplacer par S2(i,j) $^{1.6}$ (si r=1.6). (élever à la puissance **r** chaque élément de la matrice) puis **normaliser** S2 comme dans l'étape 1.

4) Comparer S et S2 : Si convergence (égalité) alors arrêté. Sinon faire S=S2 et aller à 2). (Refaire les calculs)

5) Interpréter le résultat après convergence => Construire les clusters à partir de la matrice calculée.

Fin.

Détection des clusters à partir de la matrice

Analyser chaque ligne -> pour chaque ligne non nulle :

➔ Mettre les éléments non nuls de la ligne dans le même cluster.

L'exemple ci-dessous, présente une matrice de clustering 12x12, il y'a seulement quatre ligne non nul, il en résulte quarte clusters :

$$M_{mcl}^{\infty} = \begin{pmatrix} 1.000 & -- & -- & -- & -- & 1.000 & 1.000 & -- & -- & 1.000 & -- & -- \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & 1.000 & 1.000 & -- & 1.000 & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & 0.500 & -- & -- & -- & 0.500 & 0.500 & -- & 0.500 & 0.500 \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \\ -- & -- & -- & 0.500 & -- & -- & -- & 0.500 & 0.500 & -- & 0.500 & 0.500 \\ -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- & -- \end{pmatrix}$$

1. Le cluster {1, 6, 7, 10}
2. Le cluster {2, 3, 5}
3. Le cluster {4, 8, 9, 11, 12}
4. Le cluster {4, 8, 9, 11, 12} déjà extrait.

3. Implémentation

Dans cette section, nous allons présenter la plate de forme de développement et l'ensemble des ressources intégré que nous avons utilisé pour la réalisation de la solution proposé.

3.1 Plateforme de développement

Environnement de développement : L'application a était réalisée avec le IDE Visual Studio 6.0 de Microsoft et était écrite en langage Visual Basic 6. Le Système de gestion de base de données – SGBD – de notre base de donnés lexicale a était réalisé avec le serveur de base de donnée Microsoft SQL Server 2008 Express Edition. La plate forme est donc exclusivement Microsoft, ce choix est justifié de part la possession de la licence VB6, la gratuité de certaines éditions – SQL server Express 2008 (mappage possible en XML), la facilité et l'intuitive de l'utilisation des langages et des interfaces proposés.

3.2 Ressources utilisés

3.2.1. Outils linguistiques.

Nous n'avons pas utilisé d'outils linguistiques ou autres (outils non disponibles gratuitement), mais nous avons confectionné notre petit outil morphologique que nous avons appelé « Extracteur ». Il est intégré dans la solution proposé, ce dernier a permit grâce aux patrons morphologiques d'extraire des verbes à partir des termes définissants de notre dictionnaire.

3.2.2. Ressources lexicales.

Le dictionnaire est disponible en consultation en ligne depuis le site de la société Sakhr[1]. Le dictionnaire analysé « Al ghannye » est constitué de prés de 30.000 fichiers Html, la définition de chaque entrée est décrite dans un fichier Html propre. Notons que la transformation de ces fichiers Html en base de données SQL Server a été réalisée par une équipe de sidi Bel-Abbes dans le projet « KalimNet ».

Le choix s'est porté sur ce dictionnaire parce qu'il adopte une structure claire dans la description des entrées ce qui nous a simplifié l'opération d'extraction des différentes entités qui composent la définition. Une autre faculté, dans l'utilisation du dictionnaire « Al ghannye », est l'information que décrit ces entrées : on peut discerner entre les verbes et les autres entrées, ceci nous a permit d'extraire avec certitude toutes les entrées verbales. L'absence de cette information nous aurait obligés de passer par une analyse morphologique non exclu d'ambigüité pour la déduction des entrées verbales.

1 - http://lexicons.sakhr.com/

3.3. Architecture générale de l'application

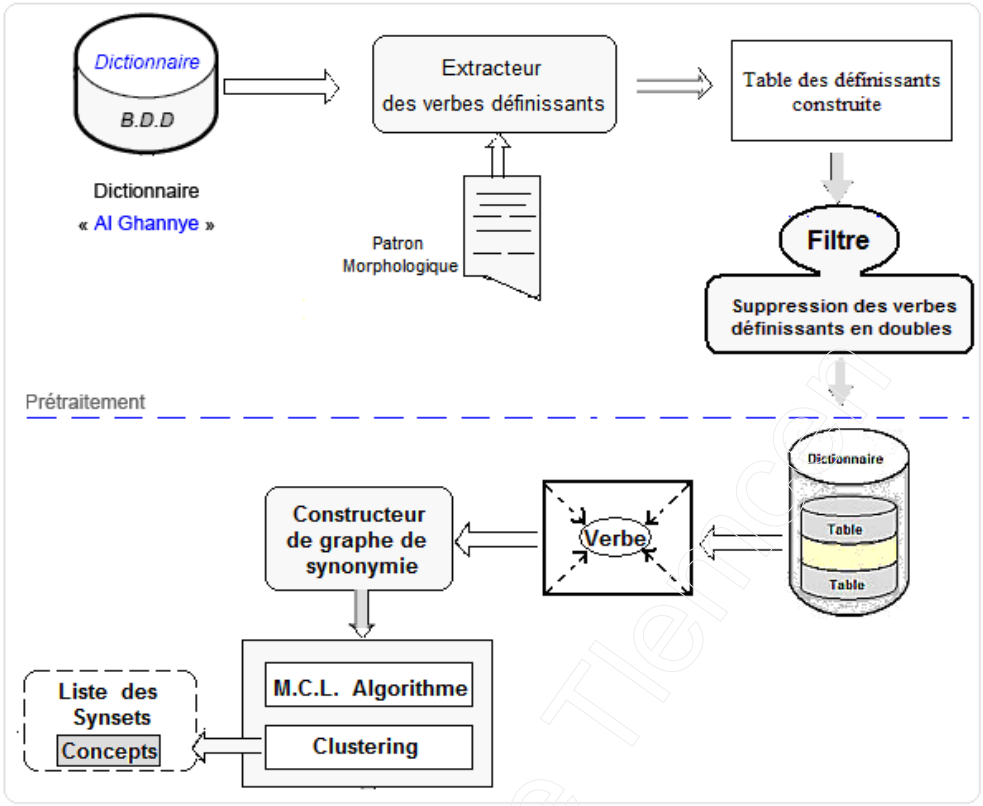


Fig. 39 : Architecture de la solution

La figure 39 montre les différentes étapes de traitement et l'interaction des ressources dans le procédé du calcul. Ainsi un extracteur de verbes définissants basée sur l'utilisation des patrons morphologiques présentés précédemment est appliqué au dictionnaire d'entrée pour obtenir la table « dbo.Tverbe ». Cette étape est immédiatement suivie d'une opération de nettoyage qui consiste à la suppression des verbes définissants en doubles dans la table « dbo.Tverbe ». D'autres procédures sont appliquées pour nettoyer et préparer la table à la phase de traitement. La base de données ainsi récupérée contient la table des verbes sans doubles appelée « dbo.VecteurSansDouble » (figure 40).

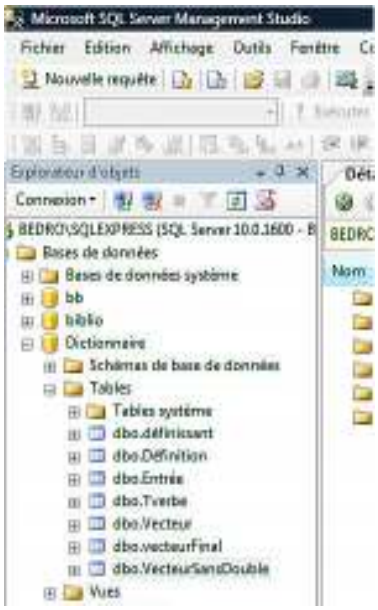


Fig. 40 Bases de données et tables utilisées

Soulignons que cette phase préparatoire est très importante pour la collecte de l'ensemble des verbes définissants que l'on considère la ressource de base pour notre travail. Après le peuplement complet de notre base lexicale effectué lors de la première phase du

traitement, la construction de graphe de synonymie d'une entrée verbale nécessaire pour l'algorithme de clustering de Markov, devient possible et ceci, grâce aux liens (Entrée verbale, Verbes définissants) décrits par la table « dbo.vecteurFinal ».

Voici quelques propriétés statistiques sur la base de données lexicales obtenue après la phase de prétraitement :

- Table Entrée
  - 27.799 entrés (mots).
  - 10.003 entrés verbales (verbes). 34,73%
- Table des définissants obtenue « VecteurSansDouble » : 21.597 définitions au total réparties comme suit :

Entrée Verbale	Définissants marqués comme entrée verbale	Définissants **Non** marqués comme entrée verbale	Total des verbes
6603	14561	433	21597
30.57%	67.42%	2.01%	100%

Tableau 16 : Distribution des entrée verbales dans le dictionnaire «Al ghannye »

3.4 Interfaces de recherches

L'interface du logiciel de recherche se compose de trois sous interfaces :

La première permet d'initier la recherche des synonymes d'une entrée verbale du dictionnaire (ou choisie dans une liste ou saisie par clavier) et la construction du graphe.

La deuxième est utilisé pour montrer l'étape de nettoyage et la dernière montre les différentes étapes de calcul effectué dans l'algorithme MCL et les clusters obtenus de la recherche demandée. Notons qu'une fois que notre matrice d'adjacence établie, l'algorithme de Markov – MCL – entre dans son application, cette étape de calcul est suivie par une procédure de clustering afin de déduire les groupes de synonymes proches qu'on considère chacun comme formant un synset.

3.4.1. Interfaces de la phase de prétraitement

La figure 41, illustre l'entrée de notre application, c'est-à-dire la première étape du prétraitement qui va engendrer tous les traitements sous-adjacents. Cette étape consiste à préparer la table des entrées verbales avec leurs définissants. Chaque définissant, à son tour, est marqué lorsqu'il est identifié comme une entrée verbale. Toute la procédure

prend un certain temps (≈ 1 journée) de calcul : un parcours des 21597 verbes de notre base de données est nécessaire.

Fig. 41 : Interface de prétraitement : Etape 1

Une deuxième étape de prétraitement est exécutée afin de nettoyer la table « dbo.Tverbe », générée de l'étape précédente, des définissants en doubles et d'identifier (par la clé de la table) chaque définissants comme entrée verbale ou non.

La troisième étape de préparation consiste à rechercher l'identifiant d'un verbe définissant et le classer. Cette partie est essentielle pour construire la table « VecteurSansDouble », laquelle repose tout notre traitement.

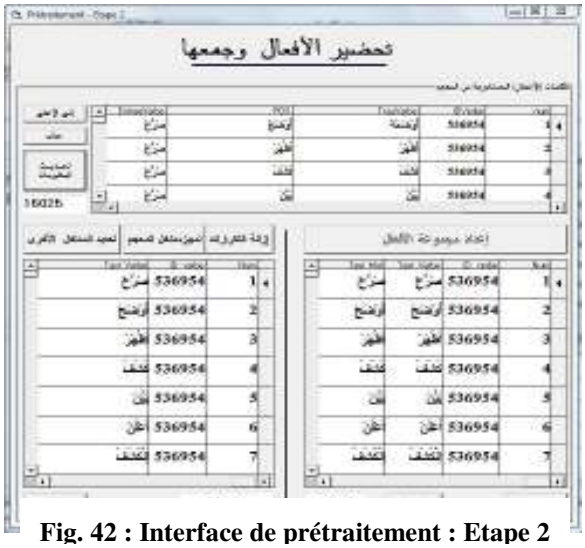


Fig. 42 : Interface de prétraitement : Etape 2

3.4.2. Interfaces de la phase de traitement

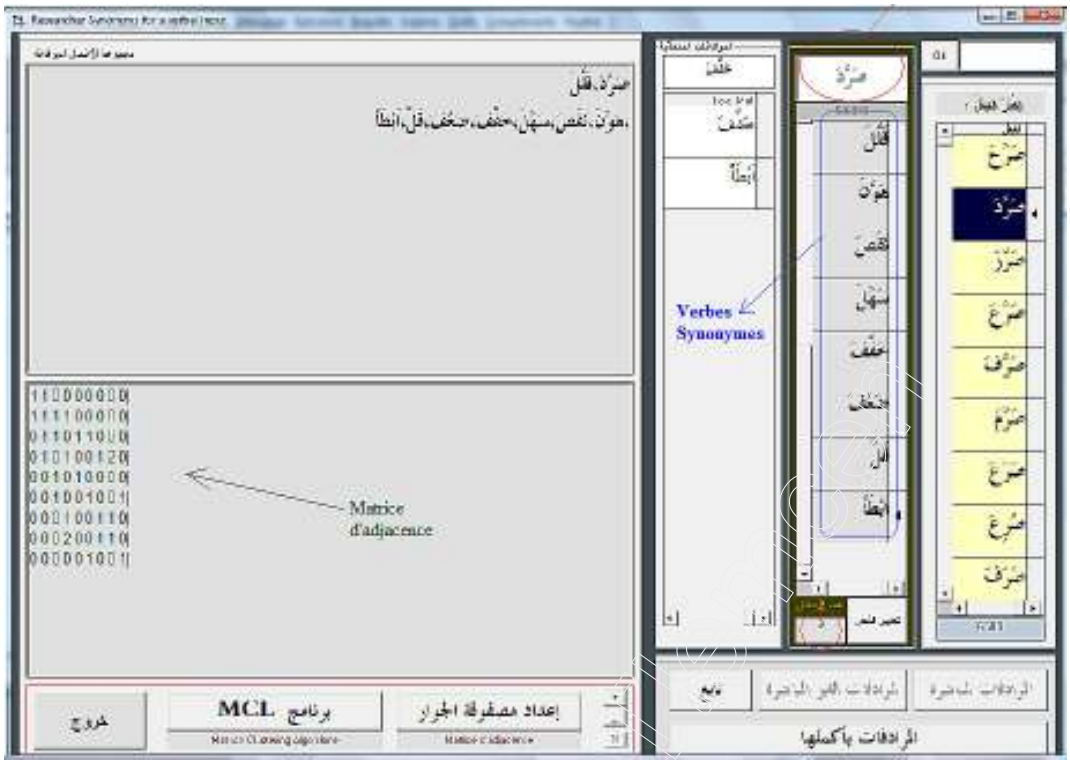


Fig. 43 : Interface de traitement : Etape 1

La construction du graphe de synonymie G_D et l'agencement du vecteur globale « VecteurSansDouble » comprenant toutes les entrées verbales ainsi que leurs synonymes, demandent beaucoup de temps de calcul (plus de 4 heures pour une sa préparation – Non Stop). Nous avons jugé utile de stocker ce dernier vecteur dans une table de notre dictionnaire.

A la fin dans cette première partie, un second vecteur est constitué, regroupant l'ensemble des verbes définissants d'une entrée verbale choisie. L'exemple de la figure 43 de l'entrée verbale : « **صَرَّدَ** » donne le vecteur final suivant :

صَرَّدَ	قَلَّلَ	هَوَّنَ	نَقَّصَ	سَهَّلَ	خَفَّفَ	ضَعُفَ	قَلَّ	أَبْطَأَ	نَدَرَ	تَضاءَلَ	تَأَخَّرَ	سَقَطَ	جَرَّبَ	…

Ce même vecteur est pris horizontalement et verticalement pour ensuite construire la matrice d'adjacence, l'objet de travail de l'étape 2 de notre traitement. Dans cette deuxième étape l'algorithme de clustering de Markov entre en application pour générer les groupes de verbes qui présentent un maximum de rapprochement selon la relation de la synonymie. Nous avons mis au point un programme MCLnxn (pour n verbes définissants) pour mettre en transparence cette étape de programmation :

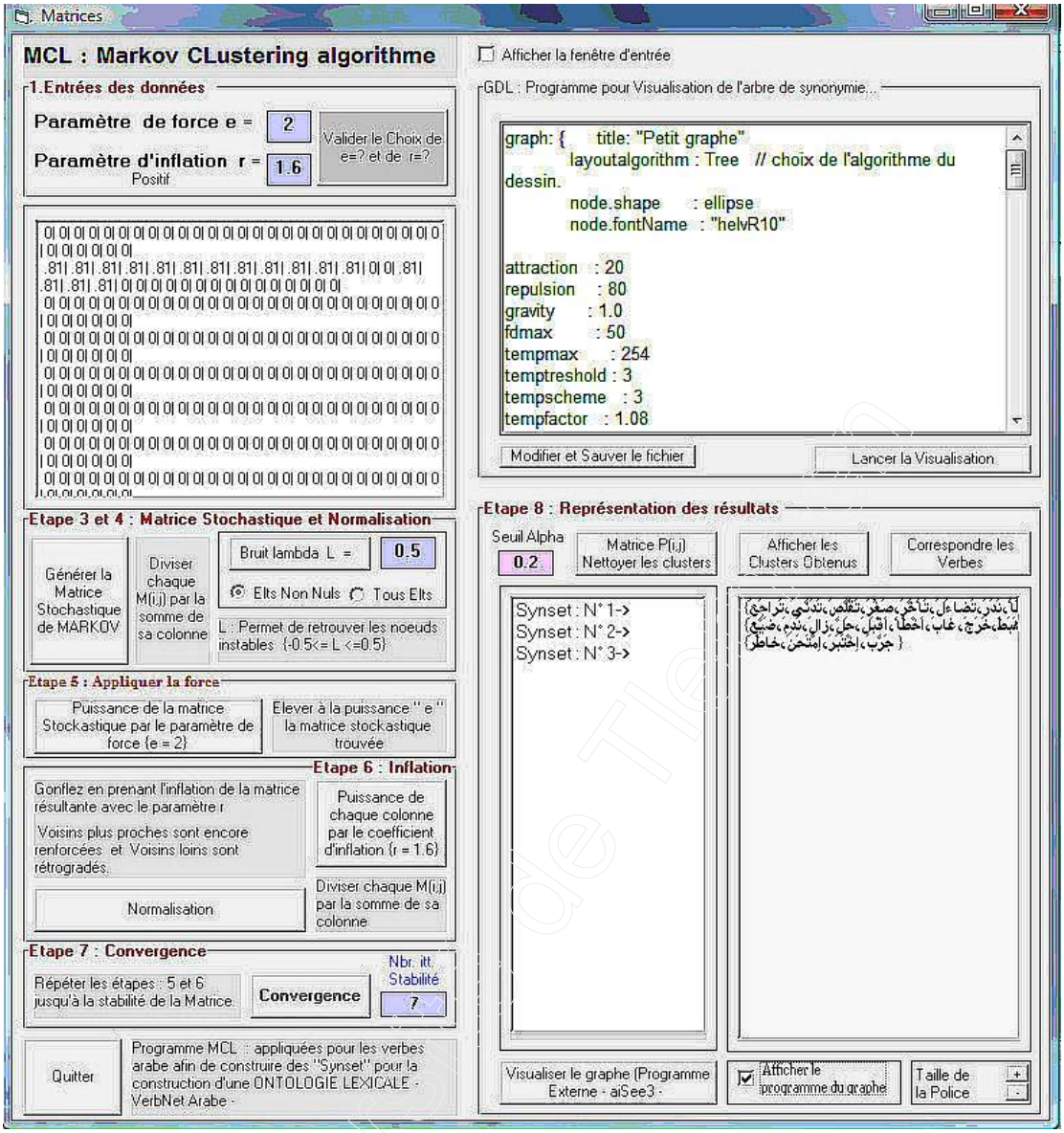


Fig. 44 : Interface de traitement : Etape 2

Une fois les synsets établis pour l'entrée verbale choisie, une description textuelle utilisant la grammaire GDL (*Graph Description Language*) a été générée. Cette production de grammaire permet d'une part de garder une trace de la matrice d'adjacence construite pour une entrée verbale et d'autre part la visualisation du sous graphe de synonymie grâce à des outils spécialisés pour la manipulation et la représentation des descriptions GDL comme le logiciel aiSee (licence offerte par le constructeur via email) qu'on a utilisé.

Le GDL est une description textuelle, utilisant une syntaxe simple et intuitive qu'on peut considérer comme une retranscription, selon la grammaire définie, de la matrice d'adjacence du graphe concerné (d'autres attributs peuvent être insérés pour personnaliser le comportement et l'affichage du graphe par le visuel).

Etant donnée que la construction d'un sous graphe de voisinage (ou sa matrice d'adjacence), de certaines entrées verbales, nécessite un temps de calcul fort considérable, il était plus raisonnable d'opter pour le stockage immédiat dans la base lexicale du sous graphe obtenue. Ceci nous a permit d'éviter de lancer le calcul nécessaire à la construction du sous graphe de synonymie à chaque fois qu'on recherche les synsets pour un entrée verbale.

A titre d'exemple, la figure 45 montre l'obtention de quatre (04) cluster ainsi quatre Synsets – par l'algorithme MCL, chaque groupe de verbe appartenant au même cluster a une couleur différente afin de mieux discerner les différents clusters du graphe.

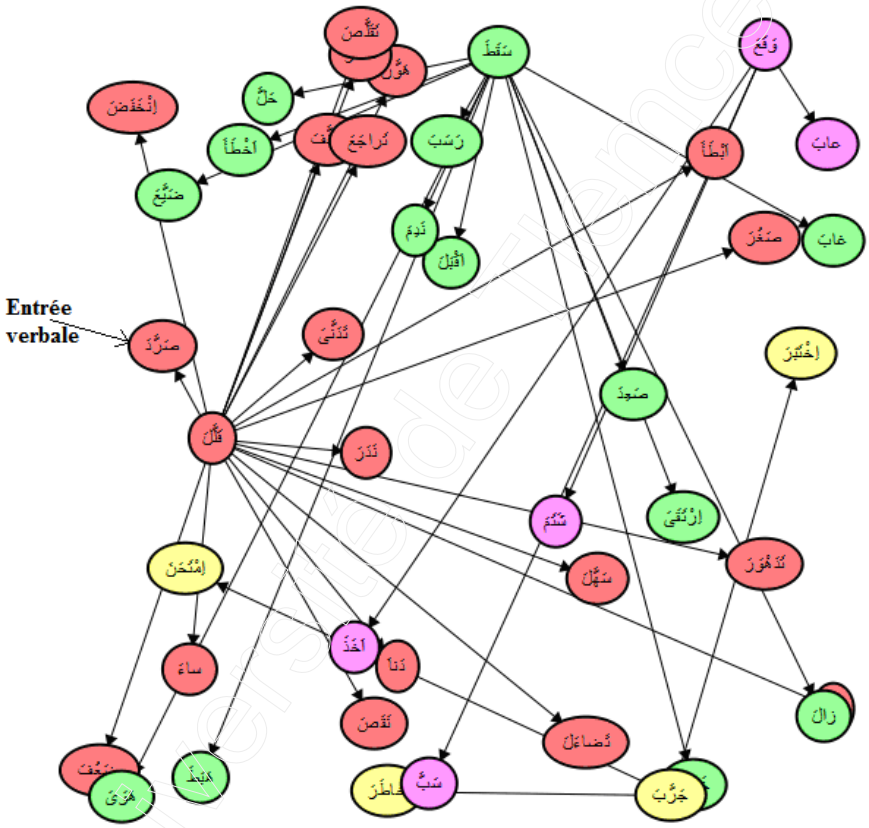


Fig. 45 : GDL du graphe de synonymie d'une partie de l'entrée verbale « صَرَّدَ »

4. Résultat & évaluation

Nous présenterons dans cette section les résultats obtenues sur un échantillon de verbes sélectionnés. Notons que l'approche proposée bien qu'entièrement automatique suppose la validation des synsets calculé par un expert de la langue, nous concevons donc à l'intégrer dans une solution de construction de synset semi automatique.

Nous avons opté pour une évaluation entièrement manuelle des synsets de l'échantillon choisi, l'expert s'est donc chargé d'évaluer selon son estimation la précision de chaque synset et les erreurs présents.

Notre évaluation s'est porté sur un échantillon composé de deux verbes ; « حَلَّلَ » et « اِمْتَحَنَ ». L'évaluation de l'expert de cet échantillon s'est basée sur deux critères : le nombre de sens véhiculés dans un synset calculé et le nombre de verbes impertinent par synset.

Un synset par définition étant un ensemble de synonyme proche véhiculant un seul sens (Matrice lexicale), le nombre correcte de sens véhiculé d'un synset (cluster) est égale à un, un nombre de sens supérieur dans ce cas signifie alors un clustering moins précis.

L'expert s'est chargé dans son évaluation d'un synset calculé de diviser ce dernier en deux sous synset ou plus si le nombre de sens véhiculé dépasse un seul sens.

Les verbes impertinents désignés par l'expert représentent des verbes qui ne doivent pas figurer dans un synset calculé et qui ne peuvent appartenir à aucun des sous synset proposés par l'expert.

De ce fait on explique les différentes colonnes du tableau en partant de droite vers la gauche :

- → Colonne 2 : Synset (cluster) calculé par le logiciel.
- → Colonne 3 : Nombre de sens évoqué par le synset calculé.
- → Colonne 4 : Nombre de verbes non pertinent dans le synset, même si on fragmente ce synsets en plusieurs d'autre synset correcte.
- → Colonne 5 : Note de l'expert pour un synset basé sur les valeurs de la colonne2 et colonne3.

Pour le protocole de test, nous avons commencé par utiliser les valeurs usuelles de l'approche originelle [OLI09] en occurrence, un r = 1.6 (paramètre inflation) et e=2 (paramètre de puissance), les trois tableaux suivants présentent les résultats obtenus avec ces paramètres ainsi que l'évaluation de l'expert de ces résultats :

a. Evaluation des résultats de l'échantillon avec un r=1.6

Taux moyen de synsets	Nombres de verbes impertinents	Différents Sens évoqué du Synset	Synsets calculés A partir d'une entrée verbale	Nbr.
100%	**0**	1. Analyser et expliquer	**1.** حَلَّلَ، زَوَّجَ، شَرَحَ، فَسَّرَ، بَيَّنَ، شَرَّحَ، أَبانَ	01
20%	**3**	1. Dissocier pour réparer 2. Echanger 3. Faire apparaître 4. Eclaircir	**1.** فَكَّ، حَلَّ، فَصَلَ، عَدَّلَ، سَوَّى، أَشْرَعَ، **2.** اِسْتَبْدَلَ، غَيَّرَ، حَوَّلَ، نَقَلَ، أَحالَ، أَفْشَى **3.** أَظْهَرَ، أَوْضَحَ، أَبْرَزَ، أَخْرَجَ، أَصْدَرَ، أَذاعَ، أَحْكَمَ، نَثَرَ، **4.** اِتَّضَحَ، بانَ، ظَهَرَ، أَرْشَدَ، نَشَرَ، أَقامَ، أَنْضَجَ، زَكَّى **5.** ، قَبِلَ، ~~سَحَبَ~~، أَوْرَقَ	02
65%	**0**	1. Viser 2. Entreprendre	**1.** سَدَّدَ، صَوَّبَ، فَتَحَ، وَجَّهَ، أَصْلَحَ، عَلَّمَ **2.** شَرَعَ، قَدَّمَ، اِتَّخَذَ،	03
30%	**2**	1. Disperser 2. Verser 3. Embellir	**1.** فَضَّ، فَرَّقَ، شَتَّتَ، قَطَعَ، قَسَّمَ، وَزَّعَ، **2.** سَكَبَ، ذَرَفَ، أَفاضَ، صَبَّ، سالَ، أَسالَ، اِنْحَدَرَ، سَرَّحَ **3.** حَسَّنَ، زَيَّنَ ، رَقَّ، **4.** ~~خَوَّنَ~~، ~~اِشْتاقَ~~	04
100%	1	1. Achever 2. Vouloir	1. قَضَى، أَفْنَى، أَهْلَكَ، نالَ، اِسْتَغْرَقَ،أَنْهَى، قَتَلَ، وَفَّى، أَدَّى، أَنْفَذَ، أَبْلَغَ، أَوْصَى، 2. أَرادَ، أَخَذَ ، أَمَرَ،	05
100%	0	1. Humidifier	1. رَطَّبَ، بَلَّ، أَرْطَبَ، أَلانَ، نَعَّمَ	06
100%	0	1. Faire en sorte que ...	1. جَعَلَ، اِعْتَمَدَ، خَلَقَ، صَنَعَ، وَضَعَ، أَلْقَى، قَصَدَ عَيَّنَ، رَمَى،	07
80%	1	1. Casser et Broyer	1. كَسَّرَ، حَطَّمَ، هَشَّمَ، كَسَرَ، فَتَّتَ، دَقَّ، 2. ~~حانَ~~	08
100%	**0**	1. Etre rempli …	**1.** أَتَمَّ، اِمْتَلَأَ، اِكْتَمَلَ	09
90%	1	1. Commencer	**2.** بَدَأَ، اِنْطَلَقَ، أَنْشَأَ، اِنْتَقَلَ، حَدَثَ، حَصَلَ، ~~اِقْتَحَمَ~~	10
100%	**0**	1. Plonger dans …	1. خاضَ، أَسْرَعَ، خَلَطَ، حَرَّكَ	11
100%	**0**	1. Introduire	1. مَهَّدَ، مَهَدَ، بَسَطَ، سَهَّلَ	12

Tableau 17 : Evaluation verbe « حَلَّل » avec r = 1.6

Taux moyen de synsets	Nombres de verbes impertinents	Différents Sens évoqué du sysnset	Synsets calculés A parit d'une entrée verbale	Nbr.
50%	**0**	1 Examiner, 2 – s'expérimenter 3 - informer	**1.** {اِمْتَحَنَ،اِبْتَلَى،اِخْتَبَرَ، راهَنَ،عَرَفَ} **2.** {خاطَرَ، جَرَّبَ،خَبَّرَ } **3.** {اَخْبَرَ، اَنْبَأَ}	01
40%	**1**	1 - Patienter صبر، 2 - se faire tout petit 3 – tourner le dos à	**1.** {صَبَرَ، تَجَلَّدَ، تَحَمَّلَ، اِحْتَمَلَ، حَبَسَ، اَمْسَكَ } تَصَبَّرَ، اَطاقَ، اَغْضَى، سَكَتَ} **2.** اِرْتَحَلَ، شَكَرَ، قَبَضَ، كَفَّ، اِمْتَنَعَ، صَمَتَ } ~~اَظْلَمَ~~	02
100%	**0**	1 – maitriser	**1.** ضَبَطَ، اَتْقَنَ، اَحْكَمَ، كَبَحَ}	03
90%	**1**	1- Venir	**3.** قَبِلَ، اَتَى، حَلَّ، هَبَّ، ~~**4.** رَقَّعَ~~	04
100%	**0**	1 – pardonner	**1.** صَفَحَ، قَلَّبَ، تَصَفَّحَ، رَدَّ، نَظَرَ	05

Tableau 18 : Evaluation verbe « اِمْتَحَنَ » avec r = 1.6

Taux moyen de synsets	Nombres de verbes impertinents	Différents Sens évoqué du sysnset	Synsets calculés A parit d'une entrée verbale	Nbr.
100%	0	1	{أَفَقَ، دَبَغَ }	01
50%	0	1 2 3 4	{عالَجَ، داوَى، عايَنَ} { زاوَلَ، مارَسَ، خَدَمَ، سَعَى} { صَبَّ، حاوَلَ} { اِشْتاقَ، رَقَّ}	02

Tableau 19 : Evaluation verbe « أَفَقَ» avec r=1.6

b. Statistiques sur le résultat avec r =1.6

- Nombre moyen des sens évoqué par synset : 18 + 4 + 5 /12 + 5 + 2 = 1,42 sens
- Pourcentage des synsets avec un seul sens 8+3+1 /12+5+2 = 63,15 % des synsets :
- Pourcentage de synsets avec deux sens = 2/ 12+5+2 = 10,56 % (28,56% des synset à sens non unique).
- Pourcentage de synset ayant plus de deux sens = (2+2+1) / (17+2)= 26,31% (71,24% des synset à sens non unique).

- Nombre moyen des verbes impertinents par synset = 9/12+5+2 = 0,64 verbes
- Taux des synset avec 0 verbe impertinent = 6+3+2/12+5+2= 57,9% des synset
- Taux des synset avec un seul verbe impertinent = 5/12+5+2= 29,41% des synset
- Taux des synset avec deux verbes impertinents ou plus = 2/12+5+2 = 11,76 %

Sur cet échantillon évalué nous remarquons qu'une majorité des synsets calculés sont à sens unique et ne comporte aucun verbe impertinent ou juste un seul.

Nous jugeons donc ces résultat satisfaisant du moment ou un nombre de verbes impertinents inferieur à deux (zéro ou un) reste très acceptable et non négativement significatif sur la précision du résultat du clustering.

Toutefois le tableau montre un clustering parfois trop imprécis ou beaucoup trop de sens totalement distinct sont réunis ; ensemble dans le même cluster ou synset (Synset N°2 du Tableau 17 par exemple). Ce type de synset retourné par le programme reçoit d'ailleurs les pires notes d'évaluation de la part de l'expert. Ce problème peut correspondre à un problème de granularité du clustering adopté, cette granularité parfois pas assez petite peut parvenir du choix de la valeur du paramètre r (inflation) de l'algorithme MCL. Le paramètre d'inflation r étant généralement choisie dans un intervalle entre 1,6 et 2 [OLI09], c'est la valeur 1,6 qui a était suggéré dans [OLI09] après plusieurs tests puisque c'est avec cette valeur que le clustering le plus satisfaisant a était obtenue mais cette valeur qu'on a appliqué est apparemment non adéquate dans notre cas d'étude.

Nous avons donc relancé notre algorithme de clustering sur l'échantillon de deux verbes en augmentant la valeur du paramètre d'inflation afin d'obtenir une granularité plus fine dans les résultats du clustering (Nombre d'éléments par cluster réduit).
Le tableau ci-dessus représente les nouveaux clusters obtenus avec une valeur du paramètre r égale à 2.2.

b. Résultats de l'échantillon avec une inflation : r=2.2

Synsets avec **r =1.6**	Synsets avec **r = 2.2**
{اِمْتَحَنَ، اِبْتَلَى، اِخْتَبَرَ، راهَنَ، عَرَفَ}	1. {اِمْتَحَنَ، اِبْتَلَى، اِخْتَبَرَ، عَرَفَ، جَرَّبَ، خاطَرَ، راهَنَ}
{خاطَرَ، جَرَّبَ، خَبَّرَ}	
{اَخْبَرَ، اَنْبَأَ}	2. {خَبَّرَ، اَخْبَرَ، اَنْبَأَ}
{صَبَرَ، تَجَلَّدَ، تَحَمَّلَ، اِحْتَمَلَ، حَبَسَ، اَمْسَكَ}	3. {صَبَرَ، تَجَلَّدَ، حَبَسَ، تَصَبَّرَ، اَطاقَ}
{تَصَبَّرَ، اَطاقَ، اَغْضَى، سَكَتَ}	4. {حْتَمَلَ، تَحَمَّلَ، اَطاقَ، اَغْضَى، اِرْتَحَلَ، شَكَرَ}
{اِرْتَحَلَ، شَكَرَ، قَبَضَ، كَفَّ، اِمْتَنَعَ، صَمَتَ}	5. {بَطَ، اَتْقَنَ، اَحْكَمَ، كَبَحَ}
~~اَظْلَمَ~~	6. {مْسَكَ، قَبَضَ، كَفَّ، اِمْتَنَعَ، سَكَتَ، صَمَتَ}
{ضَبَطَ، اَتْقَنَ، اَحْكَمَ، كَبَحَ}	7. {قَبِلَ، اَتَى، حَلَّ، هَبَّ، رَقَّعَ}
{قَبِلَ، اَتَى، حَلَّ، هَبَّ}	8. {صَفَحَ، قَلَّبَ، تَصَفَّحَ، رَدَّ، نَظَرَ}
~~رَقَّعَ~~	
{صَفَحَ، قَلَّبَ، تَصَفَّحَ، رَدَّ، نَظَرَ}	

1. {أَفَقَ، دَبَغَ}	1. {أَفَقَ، دَبَغَ}
1. {عالَجَ، داوَى، عايَنَ}	2. {عالَجَ، داوَى، زاوَلَ، مارَسَ، خَدَمَ، حاوَلَ، عايَنَ، سَعَى}
2. {زاوَلَ، مارَسَ، خَدَمَ، سَعَى}	3. {صَبَّ، اِشْتاقَ، رَقَّ}
3. {صَبَّ، حاوَلَ}	
4. {اِشْتاقَ، رَقَّ}	

Nous remarquons que le nombre de Clusters/Synsets passe de Cinq à huit pour le graphe de « **IMTAHANA** » et est presque égale aux neufs sous synsets corrects proposés par l'expert, ce qui veut dire qu'on terme de nombre de synsets retournés les résultats sont plus précis.

En ce qui concerne la précision des huit nouveaux synsets obtenus on remarque deux choses :

- Les synsets/clusters totalement correcte ou presque (synsets 6 ,7 et 8) ont était redécouvert et n'ont pas changé.
- Les synsets/clusters à grosse granularité obtenus précédemment ont était fractionné en des synsets/cluster plus fin et qui se rapproche beaucoup plus des sous synsets correcte proposés par l'expert.

Pour le verbe « أَفَقَ » les même remarque peuvent être réitéré à savoir un nombre de clusters plus proche de la répartition en sous synset correct et à granularité plus fine que l'expérience précédente et nous avons obtenus plus de synset/clusters totalement correcte ou presque. Ce changement de valeur du paramètre r (de 1,6 à 2,2) nous suggère, d'après cet échantillon, une granularité beaucoup plus fine et que les synsets/clusters correspondent beaucoup plus à ce qu'il devrait être par rapport à l'expérience précédente avec le paramètre r à 1.6.

D'après notre expérimentation et les différents résultats obtenus, on peut dire que l'augmentation du paramètre r à la valeur 2.2 est un choix judicieux qui nous a permis de retrouver une granularité plus adéquate et qui se rapproche le plus des solutions correctes.
En ce qui concerne les verbes impertinents, il est à rappeler que compte tenu de la lourdeur des calculs et du temps nécessaire, le sous graphe de synonymie a était à chaque fois tronqué et ne représente pour le premier verbe 'hallala' par exemple que le dixième du total du nombre des éléments (100 élément considérés sur 1000 environs). Si les sous graphes de synonymie ont était pris dans leur intégralité, ils se pourrait que certains verbes impertinents peuvent quitter des clusters actuels pour rejoindre un nouveau cluster, dans l'impossibilité de vérifier en pratique cette hypothèse, cette dernière reste toujours plausible et ne pourra être vérifié qu'une fois l'expérimentations sur les sous graphes complets effectuée.

En ce qui concerne la précision des clusters/synsets obtenus, ils sont en respect avec la sémantique lexicale arabe. Les résultats obtenus sur l'échantillon sélectionnés, bien que réduit, montrent que les synsets/clusters proposés, restent parfaitement exploitable dans une solution de construction de synsets semi automatique, qui nécessite l'intervention de l'expert pour l'étape de la validation.

On note cependant que si la granularité est plus adéquate avec une inflation à 2.2, des verbes sont à la mauvaise place (dans le mauvais synset), en d'autre terme, il faudra échanger un verbes ou plus entre deux synsets pour obtenir des synsets totalement correct. Nous pensons dans ce cas que les structures de groupe découvertes par l'algorithme MCL de façon très efficace d'un point de vue mathématique sont parfois sémantiquement incorrectes. Mais il faut rappeler que dans un contexte d'exploitation semi automatique les clusters automatiquement découverts sont d'une grande aide et permettraient de soutenir efficacement l'expert dans sa tâche de création des concepts d'une ontologie lexicale.