# Résumé

**Mots clés :** Analyse de données textuelles, extraction de connaissances jurisprudentielles, analyse descriptive de corpus

# Abstract

In this dissertation, we investigate the application of some text mining methods to support descriptive and predictive analysis of the jurisprudence. **Keywords :** textual data analysis, jurisprudential knowledge extraction, descriptive analytics of corpora

# Table des matières

# Liste des figures

# Liste des tableaux

# Introduction générale

## i Contexte et motivations

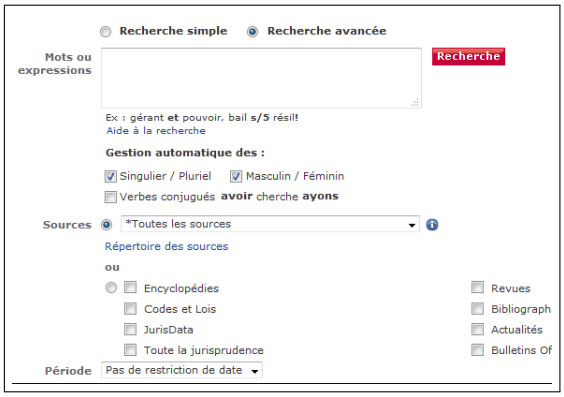
Une décision jurisprudentielle peut être définie soit comme le résultat rendu par les juges à l'issue d'un procès, soit comme un document décrivant une affaire judiciaire. Un tel document rapporte, notamment, les faits, les procédures judiciaires antérieures, le verdict des juges, et certaines explications associées. Dans cette thèse, nous désignons par « décision » le document, et par « résultat » la conclusion, ou réponse finale des juges. Une jurisprudence [1] est un ensemble de décisions rendues par les tribunaux ; elle représente la manière dont ces derniers interprètent les lois pour résoudre un problème juridique donné (type de contentieux). Les juristes doivent alors collecter ces documents, les sélectionner, et les analyser afin de mener, par exemple, des recherches empiriques en droit [Ancel, 2003; Jeandidier & Ray, 2006]. Les avocats exploitent aussi les décisions passées pour anticiper les résultats des juges. Ils peuvent ainsi mieux conseiller leurs clients sur le risque judiciaire que ces derniers encourent, et sur la stratégie à adopter pour un type de contentieux.

Cette activité de collecte et d'analyse centrale pour de nombreux métiers du droit est aujourd'hui généralement effectuée de manière manuelle. Elles est par conséquent sujette à plusieurs difficultés notamment liées à l'accès et à l'exhaustivité des documents traités dans un contexte d'étude spécifique. Il faut ici notamment souligner que les documents sont dispersés dans les nombreux tribunaux, et que les procédures administratives ne facilitent pas toujours leur accès du fait de la nécessité de préserver la confidentialité des parties. En effet, les décisions n'étant la plupart du temps pas anonymisées, elles restent alors inaccessibles aux juristes qui en font la demande. Un certain nombre de documents sont néanmoins accessibles sur internet grâce à des sites de publication de données ouvertes gouvernementales, comme `http://data.gouv.fr` en France, `https://www.judiciary.uk` en Grande Bretagne, `http://www.scotusblog.com/` aux Etats-Unis, et `https://www.scc-csc.ca/` au Canada. Ces sites publient régulièrement des décisions récemment prononcées. Il existe

1. `http://www.toupie.org/Dictionnaire/Jurisprudence.htm`

aussi des moteurs de recherche juridiques qui permettent de retrouver des décisions intéressantes. Cependant, qu'ils soient payants ( LexisNexis [2], Dalloz [3], Lamyline [4],...) ou gratuits (CanLII [5], Légifrance [6], ...), les critères de recherche offerts par leurs moteurs de recherche d'information limitent grandement la pertinence des résultats pouvant être obtenus. En effet, il ne s'agit en général que de combinaisons de mots-clés et autres métadonnées (date, type de juridiction, ...), ou d'expressions régulières, comme l'illustre la Figure 1. Ces critères n'appréhendent pas la sémantique juridique, et ne permettent pas la plupart du temps aux juristes, sinon difficilement, la constitution d'échantillons pertinents pour leurs études.


(a) Formulaire de Dalloz




(b) Formulaire de LexisNexis

Figure 1 – Exemples de critères des moteurs de recherche juridique

Plus de 4 millions de décisions sont prononcées en France par an d'après les chiffres du ministère français de la justice (Tableau 1). Dans ce contexte, l'exhaustivité, ou tout au moins la représentativité d'une analyse menée de manière traditionnelle, manuellement, est aussi fortement limitée du fait de l'énorme volume de documents existants. Au regard de la croissance rapide du nombres de décisions accumulées chaque année, on imagine facilement que même une étude sur une question très précise nécessite la constitution laborieuse d'un large corpus de décisions. Par ailleurs, il peut s'avérer très pénible de lire les décisions pour en identifier les données d'intérêt. Les documents sont très souvent longs et complexes dans leur style de rédaction. Par exemple, les phrases comprennent très souvent plusieurs clauses discutant d'aspects différents. On y retrouve aussi des références à des jugements antérieurs, et des omissions.

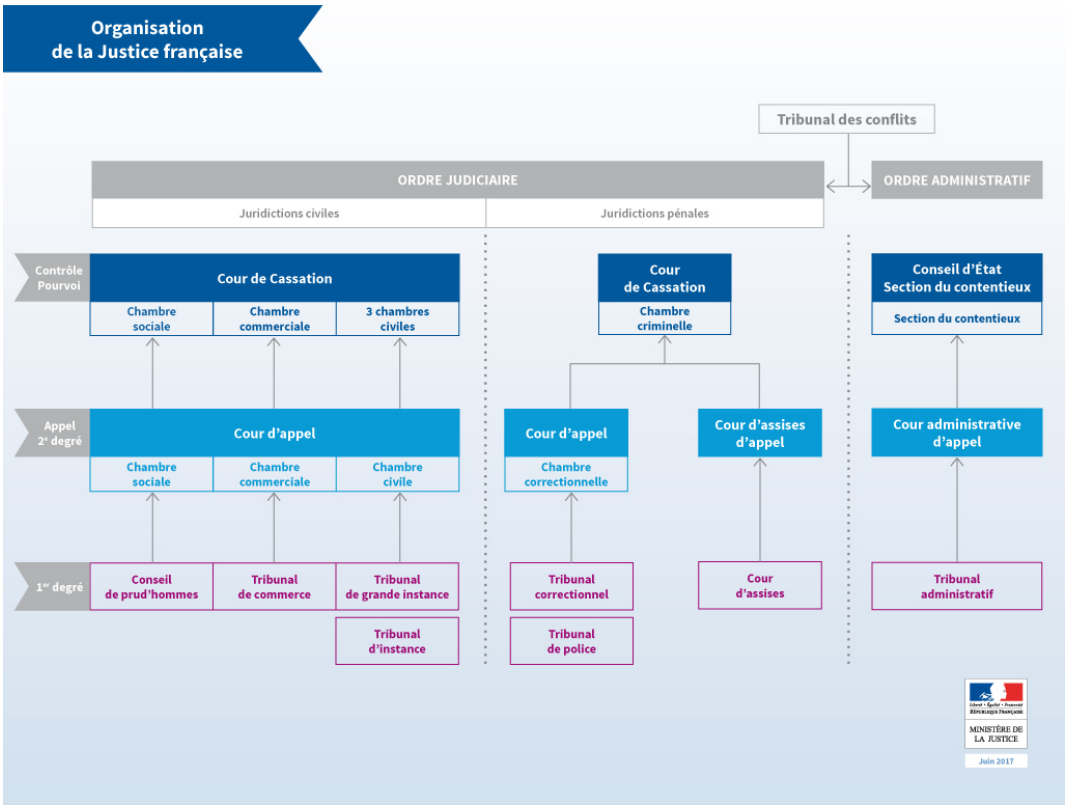
2. https://www.lexisnexis.fr/
3. http://www.dalloz.fr
4. http://lamyline.lamy.fr
5. https://www.canlii.org
6. https://www.legifrance.gouv.fr

Il est évident qu'une automatisation du traitement des corpus de décisions s'impose pour répondre aux diverses difficultés d'accès, de volumétrie, et de complexité liées à la compréhension des décisions. L'automatisation ferait gagner du temps aux juristes lors de tâches de traitement préalables à leur raisonnement d'experts, tout en leur fournissant une vue pertinente de la jurisprudence. D'autre part, Cretin [2014] fait remarquer que la justice est complexe dans son organisation (Figure 2) et son fonctionnement, et que son langage est pratiquement incompréhensible. Il est donc presque impossible pour les "profanes" d'estimer leurs droits et le risque judiciaire qu'ils encourent dans leur quotidien sans consulter un initié du droit. L'automatisation de l'analyse jurisprudentielle pourrait ainsi améliorer l'accessibilité du droit dans ce cas. L'exigence pour le profane étant l'exacte pertinence des ressources, leur accessibilité, et l'intuitivité du processus de leur exploitation [Nazarenko & Wyner, 2017]. Le traitement automatique de la jurisprudence constituerait alors une aide précieuse non seulement pour les professionnels du droit, mais aussi pour les particuliers et les entreprises soucieux de voir l'issue de leur affaire leur être favorable. Par exemple, en comparant le montant qu'on peut espérer d'une juridiction et le coût d'un procès, on peut plus aisément se décider entre un arrangement à l'amiable et la poursuite du litige en justice [Langlais & Chappe, 2009].

## ii Objectifs

Ce mémoire propose des stratégies et modèles visant à automatiser l'extraction d'information à partir des décisions françaises. Le but est de faciliter la constitution et l'analyse descriptive de corpus de décisions de justice. L'approche traditionnelle d'analyse d'un contentieux [Ancel, 2003] consiste à :

1. **Choisir un échantillon représentatif** : collection des décisions suivant des contraintes définies : période précise, couverture géographique, types d'affaires, etc.
2. **Sélectionner les décisions** : élimination des décisions qui ne correspondent pas au type de demande d'intérêt.
3. **Élaborer la grille d'analyse** : création d'un modèle de grille qui permettra d'enregistrer les informations potentiellement importantes. Chaque ligne de la grille correspond à une demande, et les colonnes font référence aux différents types d'informations qu'il est possible d'extraire sur une demande. Ces variables vont de la procédure suivie, aux solutions proposées, en passant par la nature de l'affaire. Les champs à remplir ne sont pas connus à l'avance ; ce




*Source : http://www.justice.gouv.fr/organisation-de-la-justice-10031/*

Figure 2 – Organisation des institutions judiciaires françaises

n'est généralement qu'au cours de la lecture des décisions que l'on distingue les informations pertinentes pour l'étude.

4. **L'analyse des décisions et l'interprétation des informations** : saisie des décisions et calculs statistiques dans un logiciel tableur.

Ancel [2003] évoque principalement le problème de la différence entre l'état capté de la jurisprudence et son état présent. D'une part en effet, les longs délais de travail sont caractéristiques de ces études. Nous avons pour exemple, l'étude menée par l'équipe de Jeandidier & Ray [2006] pour l'analyse empirique des déterminants de la fixation de pensions alimentaires pour enfant lors de divorce. Cette analyse a duré 9 mois pour l'extraction manuelle des informations et la modélisation par régression de la relation entre les déterminants extraits et les pensions alimentaires accordées. D'autre part, il est impossible d'observer l'évolution des pratiques judiciaires dans le temps et dans l'espace du fait de la faible taille de l'échantillon choisi. Notre principal objectif est donc de proposer des solutions pour un traitement rapide et efficace d'une grande masse de décisions.

La problématique de notre étude est de « **capter automatiquement la sémantique d'un corpus jurisprudentiel pour comprendre la prise de décision des juges sachant que l'interprétation subjective des règles juridiques rend l'application de la loi non déterministe** ». Cette question intéresse des entreprises telles que LexisNexis, et plusieurs startups à l'exemple de Predictice [7] et CASE LAW ANALYTICS [8]. Afin d'y répondre, nous nous intéressons aux concepts manipulés par les experts, au centre desquels nous retrouvons les demandes des parties (prétentions) qui feront l'objet d'une décision. En effet, l'analyse sémantique d'un corpus jurisprudentiel vise la plupart du temps à identifier des connaissances sur les nombreuses demandes présentent dans les décisions. Ces demandes sont associées à plusieurs concepts importants qui enrichissent la compréhension de la décision (Figure 3).

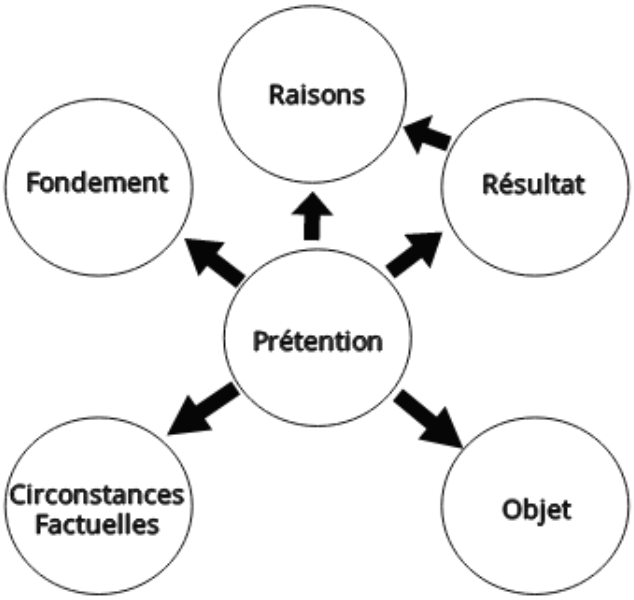



Figure 3 – La demande au centre de la compréhension des décisions

Une demande peut ainsi être caractérisée par :

— le résultat associé qui est décrit par une polarité (« accepte » ou « rejette »), souvent lié à un quantum accordé, par exemple 5000 euros de dommages et intérêts ou 2 mois d'emprisonnement ;
— le fondement ou la norme juridique qui est la règle qui est associée et qui légitime la prétention ou le résultat ;
— l'objet qui représente ce qui a été demandé (par ex. dommages et intérêts) ;
— les circonstances factuelles dans lesquelles sont formulées les demandes ; elles

7. http://predictice.com
8. http://caselawanalytics.com

décrivent les types de faits caractérisant ainsi les types de contentieux ou d'affaires ;

— les divers arguments apportés par les parties (resp. les juges) pour justifier leurs requêtes (resp. leurs solutions).

Ces concepts descriptifs d'une demande couvrent très souvent l'essentiel de l'information pertinente pour les experts.

Les travaux de cette thèse s'inscrivent dans un projet qui vise, entre autres, à automatiser l'extraction de l'ensemble de ces informations et de les structurer afin d'enrichir une base de connaissances contenant des informations détaillées de la jurisprudence française. Une telle base permettrait notamment de mener des études sur différents critères comme la juridiction, le type de demande, ou encore les circonstances du litiges, dans différents contextes de prise de décision juridique. Elle aurait aussi tout naturellement une importance certaine pour l'étude de la définition de modèles prédictifs variés, e.g. de l'application du droit, par exemple pour la prédiction des types de demandes à effectuer dans le cadre d'un litige.

Le projet comprend deux phases principales : une phase d'indexation des connaissances de la masse des décisions, suivie d'une phase d'analyse prédictive. La phase d'indexation doit déjà permettre de réaliser automatiquement, de manière exhaustive, des analyses descriptives. Ces dernières consistent, par exemple, à comparer le nombre d'acceptations à la fréquence des rejets. Par conséquent, le système doit apprendre à reconnaître dans les décisions, les informations pertinentes sur les prétention et résultats associés. La phase d'analyse consiste à regrouper des paquets de décisions similaires (même résultat sur la même prétention dans les circonstances similaires), pour découvrir les facteurs influençant le sens du résultat (par ex. le fait que « le revenu de l'époux soit le plus élevé du foyer » encourage les juges à accorder la pension alimentaire à l'épouse). En effet, c'est la connaissance de ces factuels circonstanciels démunis de toute teneur juridique qui permet à l'expert de pouvoir anticiper les décisions judiciaires.

La chaîne de traitement à mettre en œuvre se compose de quatre étapes principales qui s'enchaînent comme le présente la figure 4. Notre étude s'intéresse donc aux problématiques liées la constitution de la base de connaissance et à son exploitation dans un contexte d'analyses descriptives. Celles-ci sont décrites dans la suite.

## ii.a Collecte, gestion et pré-traitement des documents

Le volume de décisions prononcées croît très rapidement (Tableau 1).

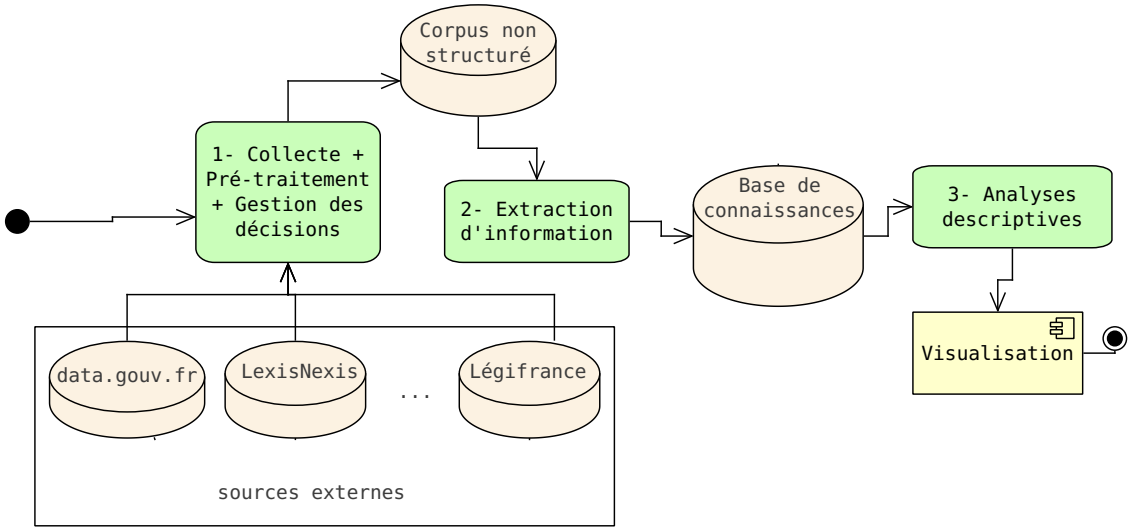



Figure 4 – Chaîne d'analyse du corpus jurisprudentiel à mettre en œuvre

| **Justice** | **2013** | **2014** | **2015** | **2016** | **2017** |
|---|---|---|---|---|---|
| civile | 2 761 554 | 2 618 374 | 2 674 878 | 2 630 085 | 2 609 394 |
| pénale | 1 303 469 | 1 203 339 | 1 206 477 | 1 200 575 | 1 180 949 |
| administrative | 221 882 | 230 477 | 228 876 | 231 909 | 242 882 |

*Source : http://www.justice.gouv.fr/statistiques-10054/chiffres-cles-de-la-justice-10303/*

Tableau 1 – Nombre de décisions prononcées en France par an de 2013 à 2017

Il est donc nécessaire de trouver des moyens pour collecter le maximum de documents bruts non-structurés, les pré-traiter, et organiser leur gestion afin de les indexer en local pour faciliter leur traitement. Les décisions de cours d'appel de justice civile sont les plus accessibles à partir des moteurs de recherche juridique (LexisNexis, Dalloz, LamyLine, Legifrance, etc.) et de la grande base de données JuriCa de la Cour de cassation. Cependant, l'accès à ces décisions est généralement payant et le nombre de documents simultanément téléchargeables est très faible sur les sites payants (généralement 10 à 20 décisions au maximum à la fois). De plus, le nombre de téléchargements par jour est limité. La base JuriCa est la plus grosse base de décisions de cours d'appel en France. Elle est gérée par la Cour de cassation. L'accès à cette base est offert par le Service de Documentation, des Etudes et du Rapport[9] (SDER). L'accès est payant pour les professionnels et gratuit pour les universités et centres de recherche en partenariat avec le SDER. Légifrance, le moteur de recherche du ministère de la justice, fournit quant à lui un accès public et gratuit à

9. https://www.courdecassation.fr/institution_1/composition_56/etudes_rapport_28.html

un nombre considérable de documents. Les décisions y sont identifiées à l'aide de numéros consécutifs et accessibles à partir d'un service web. Ce dernier a l'avantage de proposer des décisions de tous les ordres et de tous les degrés. Cependant, les décisions des juridictions du premier degré (appelées jugements) restent plus rares sur internet et principalement disponibles auprès des tribunaux. La disponibilité des décisions du second degré ou d'appel (appelées arrêts) en justice civile est l'une des raisons pour lesquelles notre étude s'est portée sur celles-ci.

Les décisions existent sous divers formats PDF, DOC, DOCX, RTF, TXT, XML, etc. Il arrive parfois qu'un fichier téléchargé comprenne plusieurs décisions (sur LexisNexis par exemple). Nous avons par conséquent préféré convertir tous les documents au format plein texte pour homogénéiser les traitements. Par ailleurs, les décisions sont collectées à partir de diverses sources pouvant contenir des documents identiques. Il se pose donc un problème d'identification unique des décisions pour éviter des redondances. Pour cela, nous avons défini une convention de nommage des fichiers. Ce dernier repose sur 3 informations : le type de juridiction (tribunal, cour d'appel, ...), la ville, et le numéro R.G. (registre général) qui est l'identifiant unique de la décision au sein de la juridiction. Par exemple, le numéro « CAREN1606137 » identifie la décision de numéro R.G. « 16/06137 » de la cour d'appel (« CA ») de la ville de Rennes (« REN »). Ces 3 informations sont présentes dans les premières lignes de la décision, et sont facilement identifiables à l'aide d'une routine à base de règles simples. D'autre part, certains moteurs de recherche ne fournissent souvent qu'un résumé au lieu du contenu original des décisions. Il est important de supprimer ces fichiers du corpus.

## ii.b Extraction de connaissances

Les problématiques d'extraction de connaissances constitue la pierre angulaire de cette thèse car les informations sur les demandes, les parties, les juges, les juridictions et les faits conditionnent la qualité des prévisions du sens du résultat pour un type de demande considéré. La difficulté découle de l'état non-structuré des documents, et de la complexité et la spécificité du langage employé. L'extraction des connaissances nécessite de mettre en œuvre des techniques de fouille de textes adaptées à la nature des éléments à identifier. Nous avons ainsi abordé l'annotation des références de l'affaire (juridiction, ville, participants, juges, date, numéro R.G., normes citées, ...), l'extraction des demandes et résultats correspondants, et l'identification des circonstances factuelles.

Les métadonnées de référence sont des segments de texte qu'on peut directe-

ment localiser dans le document. Leur reconnaissance est donc semblable à celle des entités nommées. C'est une problématique intensivement étudiée en traitement automatique du langage naturel [Yadav & Bethard, 2018] dans plusieurs travaux et compétitions, aussi bien pour des entités communes [Tjong Kim Sang & De Meulder, 2003; Grishman & Sundheim, 1996], que pour des entités spécifiques à un domaine [Kim *et al.* , 2004; Persson, 2012; Hanisch *et al.* , 2005], et dans diverses langues [Li *et al.* , 2018; Alfred *et al.* , 2014; Amarappa & Sathyanarayana, 2015].

Le problème d'extraction des demandes et de la réponse correspondante des juges consiste à reconnaître pour chaque prétention : son objet, son fondement, le quantum demandé, le sens du résultat, et le quantum accordé. La paire demande-résultat s'apparente donc à des entités structurées comme les évènements ACE [2005] qui sont décrits par un type, un terme-clé, des participants, un temps, une polarité.

Le problème d'identification des circonstances factuelles consiste à constituer des regroupements de décisions mentionnant une certaine catégorie de demande (objet+fondement). Le but est, comme indiqué précédemment, de repérer les différentes situations dans lesquelles cette catégorie de demande est formulée. Chacun des groupes représente donc une situation particulière partagée par les membres du groupe mais bien distinctes de celles reflétées par les autres groupes. Ce problème évoque des problématiques de similarité entre texte, de regroupement non supervisé (*clustering*), et de « modélisation thématique » (*topic modeling*). La similarité pourra faire l'objet, dans un travail futur, d'identification des raisons

A l'issue du processus d'extraction, les données extraites sont destinées à enrichir progressivement une base de connaissances. La structuration des données au sein d'une base facilite les diverses analyses automatiques applicables aux décisions et demandes judiciaires.

## ii.c Analyse descriptive

L'analyse descriptive exploite l'ensemble des connaissances extraites et organisées pour répondre aux diverses questions que l'on pourrait se poser sur l'application de la loi. Il est intéressant par exemple de comparer les fréquences de résultats positifs et négatifs pour une catégorie de prétention donnée dans une situation précise. Les quanta extraits servent à visualiser les différences entre les montants accordés et réclamés. D'autres analyses plus complexes permettraient d'étudier l'évolution dans le temps et les différences dans l'espace de l'opinion des juges.

# iii Méthodologie

Comme illustrées précédemment (§ ii.b), les problématiques propres aux textes juridiques trouvent généralement des analogies avec les problèmes d'analyse de données textuelles. Ainsi, les méthodes issues de l'énorme progrès réalisé dans ce domaine sont applicables aux textes juridiques. Cependant, quelques adaptations sont généralement nécessaires pour obtenir des résultats de bonne qualité hors des domaines pour lesquels ces approches ont été développées [Waltl *et al.* , 2016]. De plus, la recherche en fouille de textes est souvent réalisée sur des échantillons qui ne reflètent pas toujours la complexité des données réelles. Effectuant l'une des premières études d'analyse sémantique des décisions françaises, nous avons axé notre travail sur le rapprochement des problèmes liés à l'analyse des décisions jurisprudentielles à ceux généralement traités en analyse de textes. Il s'agit ensuite d'établir des protocoles d'évaluation et d'annotation manuelle de données. Selon les problématiques identifiées et les protocoles d'évaluations définis, des méthodes adaptées ont été proposées et expérimentées sur les données réelles annotées par des experts.

# iv Résultats

Une chaîne de traitement pour le sectionnement et l'annotation des métadonnées est proposée. L'applicabilité de deux modèles probabilistes, les champs aléatoires conditionnels ou CRF (*conditional random fields*) et les modèles cachés de Markov ou HMM (*hidden Markov Model*), est étudiée en considérant plusieurs aspects de la conception des systèmes d'extraction d'entités nommées. Le sectionnement a pour but d'organiser l'extraction des informations qui sont réparties dans des sections selon leur nature.

Par la suite, nous proposons une méthode d'extraction des demandes et résultats en fonction des catégories présentes dans la décision. L'approche consiste en effet à identifier dans un premier temps les catégories présentes (objet+fondement) par classification supervisée. Un vocabulaire d'expression des demandes et résultats est exploité pour identifier les passages. Puis à l'aide de termes propres à chacune des catégories identifiées, les trois attributs (quantum demandé, sens du résultat, quantum accordé) des paires demande-résultat sont reconnus.

Par ailleurs, nous analysons l'extraction particulière du sens du résultat par classification binaire des documents. L'objectif est de s'affranchir de l'identification préalable de l'expression des demandes et résultats. En effet, les décisions comprenant

des demandes d'une catégorie donnée semblent ne contenir, dans une forte proportion, qu'une seule demande. Nous pensons qu'il n'est par conséquent pas nécessaire d'identifier l'expression de cette dernière pour en déterminer le sens. A partir d'une représentation adéquate du contenu de la décision, il est possible de classer cette dernière à l'aide d'un modèle de classification supervisée de documents.

L'identification des circonstances factuelles, quant à elle, est modélisée comme une tâche de regroupement non supervisée des décisions. Nous proposons dans ce cas une méthode d'apprentissage d'une métrique de dissimilarité sémantique entre textes, à l'aide d'un modèle adéquat de régression. Nous analysons différents modèles de régression. La métrique apprise a été comparée à d'autres distances établies en recherche d'information.

## v Structure de la thèse

La thèse est organisée en 6 chapitres. Le chapitre 1 positionne nos travaux par rapport à ceux qui ont été réalisés précédemment sur des problématiques proches. Le chapitre 2 présente les architectures et modèles proposés pour la structuration des décisions et la reconnaissance des entités juridiques ; il discute notamment des différents résultats empiriques obtenus par application des modèles CRF et HMM. Ensuite, le chapitre 3 détaille le problème d'extraction des paires demande-résultat, puis présente notre méthode et les résultats obtenus sue cette tâche. Le chapitre 4 traite de l'extraction du sens du résultat par classification directe des décisions, cela en comparant différents algorithmes et méthodes de représentation des textes. Le chapitre 5 présente notre approche d'apprentissage de la métrique de similarité textuelle, et la compare à des métriques établies en recherche d'information sur le problème d'identification des circonstances factuelles. Enfin, le chapitre 6 présente les résultats de scénarios d'analyses descriptives pour illustrer l'exploitation potentielle de nos propositions sur des corpus de décisions de grande taille.

# Chapitre 1

# Analyse automatique de corpus judiciaires

L'étude bibliographique de ce chapitre est focalisée sur l'application de techniques d'analyse de données textuelles judiciaires. Une synthèse bibliographique plus technique sur les algorithmes de fouille de texte est détaillée dans les chapitres qui traitent, dans la suite, des méthodes que nous avons mises en œuvre. Plus précisément, suivant la structure du présent chapitre, il s'agit des chapitres 2 et 3 pour l'extraction d'information, du chapitre 4 pour la classification des documents, et du chapitre 5 pour la similarité entre documents.

## 1.1 Introduction

Les deux grands paradigmes de jugement se distinguent par l'importance qu'ils accordent aux règles juridiques [Tumonis, 2012]. D'une part, les adeptes du Formalisme Juridique, plus pertinent dans le droit civil, considèrent que toutes les considérations normatives ont été incorporées dans les lois par leurs auteurs. D'autre part, l'école du Réalisme Juridique, plus proche du « *Common Law* », permet un pouvoir discrétionnaire entre les jugements en raisonnant selon le cas. Les premières tentatives d'anticipation des comportements judiciaires s'appuyaient sur une formalisation des lois. Il en est né le « droit computationnel », qui est une sous-discipline de l'« informatique juridique [1] ». Il s'intéresse, en effet, au raisonnement juridique automatique axé sur la représentation sémantique riche et plus formelle de la loi, des régulations, et modalités de contrat [Love & Genesereth, 2005]. Il vise à réduire la taille et la complexité de la loi pour la rendre plus accessible. Plus précisément, le « droit computationnel » propose des systèmes répondant à différentes questions, comme « Quel montant de taxe dois-je payer cette année ? » (planification juridique), « Cette régulation contient-elle des règles en contradiction » (analyse

1. Application des techniques modernes de l'informatique à l'environnement juridique, et par conséquent aux organisations liées au droit

réglementaire), « L'entreprise respecte-t-elle la loi ?" (vérification de la conformité) [Genesereth, 2015]. Les techniques pro Formalisme Juridique étaient déjà critiquées au début des années 60, parce qu'excessivement focalisées sur les règles juridiques qui ne représentent qu'une partie de l'institution juridique [Llewellyn, 1962]. Pour analyser le comportement judiciaire, plusieurs variables plus ou moins contrôlables, comme le temps, le lieu et les circonstances, doivent aussi être prises en compte [Ulmer, 1963]. Etant donné que les juristes s'appuient sur la recherche de précédents, Ulmer [1963] conseille de se concentrer sur les motifs réguliers que comprennent les données pour réaliser des analyses quantitatives. Il est possible d'exploiter la masse de décisions pour identifier de telles régularités car une collection suffisante d'une certaine forme de données révèle des motifs qui une fois observés sont projetables dans le futur [Ulmer, 1963]. Il s'agit donc de raisonnements à base de cas qui se distinguent du raisonnement à base de règles.

Les premiers outils automatiques d'anticipation des décisions étaient généralement des systèmes experts juridiques. Ces derniers résonnent sur de nouvelles affaires en imitant la prise de décision humaine par la logique en général et souvent par analogie. Ils s'appuient sur un raisonnement à base de règles c'est-à-dire à partir d'une représentation formelle des connaissances des experts ou du domaine. En droit, il s'agit de la connaissance qu'a l'expert des normes juridiques et de l'ordre des questions à traiter lors du raisonnement sur un cas (appris par expérience). Le modèle explicite de domaine nécessaire ici se trouve dans une base de connaissances où les normes juridiques sont représentées sous forme de « SI ... ALORS ... », et les faits sont généralement représentés dans la logique des prédicats. Un système expert juridique doit s'appuyer sur une base de connaissances juridiques exhaustive et disposer d'un moteur d'inférence capable de trouver les règles pertinentes et le moyen efficace, par déduction, de les appliquer afin d'obtenir la solution du cas d'étude aussi rapidement que possible. Les systèmes experts ont échoué dans leur tentative de prédire les décisions de justice [Leith, 2010]. La première raison découle de ce que Berka [2011] a appelé le « goulot d'acquisition de connaissances » c'est-à-dire le problème d'obtention des connaissances spécifiques à un domaine d'expertise sous la forme de règles suffisamment générales. L'autre raison tient à l'interprétation ouverte du droit et à la complexité de la formalisation applicable sans tenir compte des particularités de l'affaire.

Contrairement au raisonnement à base de règles, le raisonnement à base de cas concerne une recherche de solution, une classification ou toute autre inférence pour un cas courant à partir de l'analyse d'anciens cas et de leurs solutions [Moens, 2002].

Un tel système juridique résout les nouveaux cas en rapprochant les cas déjà réglés et en adaptant leurs décisions [Berka, 2011]. Le raisonnement fondé sur des cas connaît un succès croissant dans la prédiction de l'issue d'affaires davantage aux États-Unis qu'ailleurs. Pour exemple, Katz *et al.* [2014] entraînent des forêts aléatoires sur les cas de 1946-1953 pour prédire si la Cour Suprême des États-Unis infirmera ou confirmera une décision de juridiction inférieure. Ils ont réussi à atteindre 69,7% des décisions finales pour 7 700 cas des années 1953-2013 ; des résultats qu'ils ont légèrement améliorés plus récemment en augmentant le nombre d'arbres et la quantité de données [Katz *et al.* , 2017]. Toujours pour la prédiction des décisions de la Cour Suprême des Etats-Unis, Waltl *et al.* [2017b] utilisent des techniques de traitement automatique du langage naturel (TALN) et extraient automatiquement moins de caractéristiques que [Katz *et al.* , 2014] à partir des décisions d'appel de la Cour Fiscale Allemande (11 contre 244). Ils obtiennent des valeurs de f1-mesures entre 0,53 et 0,58 (validation croisée à 10 itérations) pour la prédiction de la confirmation ou l'infirmation d'un jugement en appel avec un classifieur bayésien naïf. D'autre part, Ashley & Brüninghaus [2009] ont obtenu une précision de 91,8% en tentant de prédire la partie (plaignant/défendeur) qui sera favorisée à l'issue d'affaires d'appropriation illicite de secrets commerciaux. Contrairement à [Katz *et al.* , 2014] qui catégorisent les caractéristiques de valeurs prédéfinies pour caractériser la décision débattue, les tribunaux et les juges (opinions politiques, origine de l'affaire, identifiant du juge, raison et sens du dispositif de la cour inférieure), Ashley & Brüninghaus [2009] identifient, par classification, des facteurs pouvant influencer la décision. Les valeurs des caractéristiques de ces différents travaux sont prédéfinies et très limitées, et ne reflètent pas, par conséquent, la grande diversité de catégories qu'on peut retrouver dans les décisions.

Notre objectif est d'alimenter les analyses quantitatives de corpus jurisprudentiels en proposant des méthode d'extraction de connaissances pertinentes telles que les références des affaires (juge, date, juridiction, etc.), les règles juridiques associées, les demandes de parties, les réponses des tribunaux, et les liens entre ces données. Les juges apportent une réponse à chaque demande, et par conséquent une partie peut voir toutes ses demandes soit acceptées ou rejetées, soit l'une d'entres elles partiellement accordée. Un juriste sera donc plus intéressé à formuler et défendre les demandes qui ont de meilleures chances d'être acceptées pour un type de contentieux précis plutôt que de prévoir une victoire du procès. C'est la raison pour laquelle notre analyse se situe à un niveau de granularité plus fin (la demande), contrairement aux travaux sur la prédiction qui traitent d'un résultat global sur la décision

(par ex. confirmer/infirmer ou gagner/perdre). Un des postulats considéré dans cette thèse est que l'identification de ces diverses connaissances est possible par l'analyse sémantique des textes judiciaires grâce aux méthodes du TALN. Cependant, l'application de ces techniques exigent certaines adaptations pour surmonter les divers défis décrits par Nazarenko & Wyner [2017] : textes très longs et en grande quantité, corpus régulièrement mis à jour, influence subjective de facteurs sociaux et d'opinions politiques, couvertures de problématiques économiques, sociales, politiques très variées, langage complexe, etc. . Dans la suite de ce chapitre, nous passons en revue des travaux qui ont été menés dans ce sens pour traiter de problématiques proches des nôtres, en particulier celles décrites précédemment dans l'introduction (Section § ii.b).

## 1.2 Annotation et extraction d'information

L'annotation consiste à enrichir les documents pour les préparer à d'autres analyses, faciliter la recherche d'affaires pertinentes, et faire la lumière sur des connaissances linguistiques sous-jacentes au raisonnement juridique. Les éléments annotés peuvent être de très courts segments de texte mentionnant des entités juridiques [Waltl *et al.* , 2016; Wyner, 2010] comme la date, le lieu (juridiction), les noms de juges, des citations de loi. L'annotation de passages plus longs consiste à identifier des instances de concepts juridiques plus complexes comme les faits [Wyner, 2010; Wyner & Peters, 2010; Shulayeva *et al.* , 2017], les définitions [Waltl *et al.* , 2016, 2017a], des citations de principes juridiques [Shulayeva *et al.* , 2017], ou des arguments [Wyner *et al.* , 2010].

Différentes méthodes ont été expérimentées pour la reconnaissance d'information dans les documents judiciaires. La plupart reposent sur des techniques d'apprentissage automatique supervisé qui permettent d'enraîner des modèles sur la base de données annotées, i.e. résultats attendus pour un ensemble d'exemples. C'est le cas des modèles probabilistes HMM et CRF que nous étudions dans le chapitre 2. Ces modèles peuvent être combinés à d'autres approches dans un système global. En effet, après avoir segmenté les documents à l'aide d'un modèle CRF, Dozier *et al.* [2010] ont par exemple combiné plusieurs approches pour reconnaître des entités dans les décisions de la Cour Suprême des États-Unis. Ils ont défini manuellement des détecteurs distincts à base de règles pour identifier séparément la juridiction (zone géographique), le type de document, et les noms des juges, en plus de l'introduction d'une recherche lexicale pour détecter la cour, ainsi qu'un classi-

fieur entraîné pour reconnaître le titre. Ces différents détecteurs ont atteint des performances prometteuses, mais avec des rappels limités entre 72% et 87%. Suivant la complexité des éléments à extraire, un système peut exploiter un lexique pour les motifs simples et non-systématiques (indicateurs de mentions de résultats ou de parties) et des règles pour des motifs plus complexes et systématiques (e.g., noms de juges, énoncés de décisions) [Waltl *et al.* , 2016, 2017a; Wyner, 2010]. Cardellino *et al.* [2017] ont par ailleurs utilisé un modèle CRF et des réseaux de neurones sur des jugements de la Cour Européenne des Droits de l'Homme **(comment seb : pourquoi faire ?)**. Les basses performances qu'ils rapportent illustrent bien la difficulté de la détection d'entités juridiques. Plus récemment encore, Andrew & Tannier [2018] obtiennent de bons résultats en combinant l'extraction d'entités non-juridiques par CRF à celle des relations entre ces dernières par une grammaire GATE JAPE [Thakker *et al.* , 2009] sur des décisions du Luxembourg rédigées en français. **(comment seb : ici aussi préciser la finalité du système et ajouter ses performances)**

Pour la détection des arguments, par contre, Moens *et al.* [2007] proposent une classification binaire des phrases : *argumentative / non argumentative*. Ils comparent notamment le classifieur bayésien multinomial et le classifieur d'entropie maximum tout en explorant plusieurs caractéristiques textuelles. Mochales & Moens [2008] proposent, pour la même tâche, une approche d'extraction basée sur une formalisation de la structure des arguments dans les jugements par une grammaire sans contexte.

## 1.3 Classification des jugements

La classification permet d'organiser un corpus en rangeant les documents dans des catégories généralement prédéfinies par des experts. A l'aide d'une technique de classification Aletras *et al.* [2016] identifient par exemple s'il y a eu une violation d'un article donné de la convention des droits de l'homme sur les jugements [2] de la Court Européenne des Droits de l'Hommes (ECHR). Avec un SVM (Machine à Vecteurs de Support) et une représentation vectorielle basée sur les plus fréquents n-grammes et le cluster de leur vecteur de plongement sémantique (word2vec), ils obtiennent une précision moyenne de 79% sur les 3 articles qu'ils ont manipulés. **(comment seb : je ne comprends pas "et le cluster de leur vecteur" à reprendre, ne pas hésiter à détailler un peu plus)** Notons tout de même la sélection particulière des régions du documents à partir desquelles sont extraits les n-grammes (circonstances, faits, lois, ...). Cette sélection est un ajustement de la représentation des textes qui paraît néces-

2. HUDOC ECHR Database : `http://hudoc.echr.coe.int`

saire pour obtenir de bons résultats. La structuration préalable des documents est ainsi utile pour réduire le bruit qui occupe généralement plus d'espace que les passages ou éléments d'intérêt. Medvedeva *et al.* [2018] étendent ces travaux dans neuf articles qui démontrent empiriquement, entre autres, la possibilité de prédire la violation des articles sur des périodes futures à celles couvertes par les données utilisées lors des phases d'entraînement. Şulea *et al.* [2017a] traitent, d'autre part, l'identification des résultats dans des arrêts [3] de la Court Française de Cassation. Après un essai avec un SVM [Şulea *et al.* , 2017b], ils améliorent les résultats à l'aide d'un classifieur ensembliste de SVM à moyenne de probabilités **(comment seb : à détailler)**, parvenant ainsi à des f1-mesures de plus de 95%. Par ailleurs, Ashley & Brüninghaus [2009] entraînent un classifieur (les plus-proches-voisins) pour un ensemble de 27 facteurs prédéfinis pour savoir s'il s'applique à la décision. **(comment seb : détailler quelques exemples de facteurs, 'pour savoir s'il s'applique à la décision' tu veux dire pour savoir s'ils sont pertinents pour la prédiction de la décision ?)** La partie remportant le procès est par la suite prédite par un algorithme séquentiel qui compare les parties (plaignant et défendeur) suivant le niveau de préférence des questions juridiques dégagées par les facteurs observés dans la base d'entraînement. D'autres catégorisations, comme la formation judiciaire ou la période du prononcé **(comment seb : prononcé ?)** [Şulea *et al.* , 2017b,a], sont toutes aussi utiles pour faciliter la recherche d'information. La classification peut aussi être utilisée à des fins d'évaluation sur d'autres problématiques comme la similarité [Ma *et al.* , 2018].

## 1.4 Similarité entre décisions judiciaires

La similarité entre textes est indispensable pour des applications qui nécessitent de rapprocher quantitativement des textes traitant de sujets similaires, et resp. éloigner ceux dont les sujets sont différents. La mesure de similarité doit être définie de sorte à rapprocher ou éloigner les documents suivant l'aspect sémantique qu'on veut révéler. Nair & Wagh [2018] arrivent à exploiter les citations de lois et précédents, car les jugements du « Common Law » citent des décisions d'affaires similaires antérieures. Ils analysent le réseaux de citations d'un corpus de 597 documents, à l'aide de règles d'association générées par l'algorithme Apriori pour regrouper les jugements susceptibles d'être cités ensemble (**comment seb : donner des informations et une citation sur cet algo**) . Ils démontrent au travers de scénarios (pas d'évaluation statistique) que les documents qui sont fréquemment cités ensemble sont simi-

3. Documents de `https://www.legifrance.gouv.fr`

laires, et cette relation permet par transitivité de retrouver les documents pertinents dans une base de données. Certaines métriques traditionnelles, comme la distance cosinus [Thenmozhi *et al.* , 2017], ont été utilisées sur les décisions judiciaires mais sans toujours rencontrer un réel succès (**comment seb : appuyer le propos à l'aide de la littérature, ref sur des performances, et citation de chiffre**) . La raison peut venir notamment de la représentation des textes qui doit accentuer l'aspect sous-jacent de la tâche d'appréciation de la similarité visée. Ma *et al.* [2018] proposent d'améliorer la comparaison en utilisant une forme de connaissance a priori définie dans des modèles de type ontologie. Ils proposent notamment d'aligner le document sur une ontologie des concepts et relations du corpus judiciaire. L'idée est de calculer la similarité sur un résumé du texte qui compacte le texte uniquement sur les aspects pertinents. Cette méthode permet ainsi de mieux capter la sémantique des jugements, d'avoir une meilleure précision, et de réduire la complexité temporelle inhérente à l'exploitation de long document notamment lors de l'utilisation de la « distance du déménageur de mot » ou WMD (*Word Mover's Distance*) de Kusner *et al.* [2015]. L'amélioration a été observée sur une tâche de classification avec des jugements Chinois relatifs aux crimes de la circulation routière dans quatre catégories correspondantes à des sentences d'emprisonnement (précision de 90.3% et 92.3% pour le résumé contre 84.8% et 82.4% resp. pour le document original).

Toujours dans l'objectif d'une représentation pertinente des textes, Kumar *et al.* [2011] proposent quatre méthodes propres aux décisions judiciaires pour l'estimation de la similarité entre deux jugements $x$ et $y$ de la Cour Suprême indienne (Inde) :

1. *all-term cosine similarity* : le cosinus de similarité entre les représentations TF-IDF de $x$ et $y$ (*term frequency - inverse document frequency*) dont tous les termes présents dans les jugements sont les dimensions.
2. *legal-term cosine similarity* : le cosinus de similarité des termes juridiques en réduisant les dimensions précédentes uniquement aux termes apparaissant dans un dictionnaire juridique.
3. *bibliographic coupling similarity* : la similarité de couplage bibliographique égal au nombre de citations de jugements partagées entre $x$ et $y$.
4. *co-citation similarity* : la similarité de co-citation qui est le nombre de citations de $x$ et $y$ dans un même jugement.

La similarité étudiée ici est basée sur trois critères : la similarité sur la question discutée, la similarité sur les faits sous-jacents, et l'utilité du document pour les avocats cherchant des documents similaires à une décisions données. Malgré qu'ils aient

interprété les résultats sur de très faibles proportions des données utilisées (5/2430 et 18/2430), il en ressort que le cosinus de similarité avec les termes juridiques et le couplage bibliographique correspondent aux valeurs de similarité des experts, contrairement à la similarité basée sur tous les termes du corpus ou sur la co-citation. Thenmozhi *et al.* [2017] compare aussi la similarité cosinus sur trois représentations différentes des affaires dans le cadre de la campagne de recherche d'affaires antérieures pertinentes IRLeD@FIRE2017 : (i) TF-IDF des concepts (noms), (ii) TF-IDF des concepts et relations (verbes), (iii) et la moyenne des *Word2Vec* [Le & Mikolov, 2014] des concepts et relations. Au regard des performances obtenues (précision@10 et rappel@10), la première représentation semble mieux capter la similarité par rapport à l'utilisation des verbes et de la représentation distribuée. **(comment seb : fournir les performances)**

En synthèse, la similarité entre documents est utilisée pour répondre à plusieurs tâches, comme par exemple, la recherche de décisions similaires [Thenmozhi *et al.* , 2017], le regroupement non-supervisé de jugements [Raghuveer, 2012] et la classification supervisée de ces derniers [Ma *et al.* , 2018]. Ces diverses applications définissent aussi la sémantique juridique liée à la notion de similarité. Parmi les questions liées à la conception d'une mesure de la similarité entre documents, on distingue : la sémantique experte qui fonde cette similarité, sa métrique de mesure, la représentation des documents, le contexte d'exploitation et les métriques d'évaluation. Les diverses études menées sur la similarité démontrent l'importance de l'abstraction des textes par les concepts soit via l'alignement du document avec une ontologie, soit via la sélection de termes clés.

## 1.5 Conclusion

En résumé, les travaux portant sur l'analyse automatique des décisions ont donné des résultats encourageant grâce aux éléments spécifiques aux affaires et généralement contenus dans les documents correspondants. Ces éléments peuvent être extraits des décisions grâce aux techniques de TALN et de fouille de texte. L'analyse des données textuelles juridiques a pour but la structuration des documents, l'extraction d'information, et l'organisation sémantique de corpus. Le domaine est très actif depuis déjà plusieurs décennies, au point où des librairies de développement, spécifiques au domaine, commencent à voir le jour [Bommarito *et al.* , 2018]. La revue littéraire fait remarquer que le concepteur investit un minimum d'ingénierie d'adaptation que ce soit pour la définition des caractéristiques pertinentes pour les modèles

à apprentissage automatique, soit pour définir les règles pour les méthodes à base de règles ou à base de grammaire. Notons aussi l'effort d'évaluation quantitative avec la participation d'experts pour l'annotation d'exemples de référence même pour des tâches qui peuvent paraître subjectives comme la mesure de similarité.

# Chapitre 2

# Annotation des sections et entités juridiques

## 2.1 Introduction

Ce chapitre traite de la détection de sections et d'entités dans les décisions jurisprudentielles françaises. Bien que ces dernières ne soient pas structurées, leur contenu est organisé en sections dont les principales sont : l'entête, le corps, et le dispositif. Chacune d'entre elles décrit des informations spécifiques de l'affaire :

— l'entête contient de nombreuses métadonnées de référence comme la date, le lieu, les participants, etc.
— le corps détaille les faits, les procédures antérieures, les conclusions des parties et le raisonnement des juges ;
— le dispositif est la synthèse du résultat final c'est-à-dire qu'on y retrouve les réponses aux demandes des parties.

Certaines informations spécifiques se retrouvent très souvent dans une même section, e.g. métadonnées (localisation, date), prétentions des parties, décisions finales. Compte tenu de la répartition standard de certaines informations, certaines tâches d'extraction d'information peuvent être abordées comme des traitements spécifiques à appliquer à certaines sections. Ce chapitre traite dans un premier temps des modèles utilisés pour appliquer cette phase de segmentation des décisions en sections. Par la suite, les entités, et données sur les demandes et résultats, pourront plus facilement être extraites. Nous nous focaliserons en particulier ici sur la détection d'entités telles que la date à laquelle le jugement a été prononcé, le type de juridiction, sa localisation (ville), les noms des juges, des parties, et les règles de loi citées (normes). La Table 2.1 liste les différentes entités ciblées et fournit des exemples illustrant leurs occurrences dans les décisions avec lesquelles nous avons travaillé.

On pourrait s'attendre à ce qu'une institution comme la justice respecte un modèle strict et commun à tous les tribunaux pour la rédaction des décisions pour permettre de facilement pouvoir les lire et les analyser. Malheureusement, même si les

| Entités | Label | Exemples | #mentions[a] | |
|---|---|---|---|---|
| | | | Médiane[b] | Total[c] |
| Numéro de registre général (R.G.) | **rg** | « 10/02324 », « 60/JAF/09 » | 3 | 1318 |
| Ville | **ville** | « NÎMES », « Agen », « Toulouse » | 3 | 1304 |
| Juridiction | **juridiction** | « COUR D'APPEL » | 3 | 1308 |
| Formation | **formation** | « 1re chambre », « Chambre économique » | 2 | 1245 |
| Date de prononcé | **date** | « 01 MARS 2012 », « 15/04/2014 » | 3 | 1590 |
| Appelant | **appelant** | « SARL K. », « Syndicat ... », « Mme X ... » | 2 | 1336 |
| Intimé | **intime** | - // - | 3 | 1933 |
| Intervenant | **intervenant** | - // - | 0 | 51 |
| Avocat | **avocat** | « Me Dominique A., avocat au barreau de Papeete » | 3 | 2313 |
| Juge | **juge** | « Monsieur André R. », « Mme BOUSQUEL » | 4 | 2089 |
| Fonction de juge | **fonction** | « Conseiller », « Président » | 4 | 2062 |
| Norme | **norme** | « l' article 700 NCPC », « articles 901 et 903 » | 12 | 7641 |
| Non-entité | **O** | *mot ne faisant partie d'aucune mention d'entité* | - | - |

[a] nombre de mentions d'entités dans le corpus annoté pour les expérimentations
[b] nombre médian de mentions par document dans le corpus annoté
[c] nombre total d'occurrences dans le corpus annoté
* Les statistiques sur les sommes d'argent ne concernent que 100 documents annotés (max=106, min=1, moyenne=17.77), contre 500 documents pour les autres entités.

Tableau 2.1 – Exemples d'entités et statistiques sur la base d'exemples annotés manuellement

décisions décrivent des informations de même nature, le modèle employé semble varier entre les juridictions. C'est ce qu'on remarque déjà au niveau de la transition entre sections. Au vu de leur rôle, il est évident que les sections devraient être séparées par des marqueurs bien précis. Une approche intuitive de sectionnement consisterait par conséquent à définir un algorithme capable de reconnaître automatiquement ces marqueurs de transition par l'utilisation d'expressions régulières. Cependant, les marqueurs retrouvés ne sont généralement pas standards. Les indicateurs de transitions sont en effet souvent différents d'une décision à l'autre ; ils peuvent correspondre à être des titres ou des motifs à base de symboles (astérisques, tirets, etc.). Il arrive même parfois que la transition soit implicite et que l'on ne s'en rende compte que par la forme ou le contenu des lignes, au cours de la lecture. Même les marqueurs explicites sont hétérogènes. Lors de l'emploi de titres par exemple, la transition de l'entête à l'exposé du litige peut être indiquée par des titres comme « Exposé », « FAITS ET PROCÉDURES », « Exposé de l'affaire », « Exposé des faits », etc. Quant au dispositif, il est introduit généralement par l'expression « PAR CES MOTIFS » avec souvent quelques variantes qui peuvent être très simples (par exemple « Par Ces Motifs ») ou exceptionnelles (par exemple « P A R C E S M O T I F S : »). Dans certaines décisions, cette expression est remplacée par d'autres expressions comme « DECISION », « DISPOSITIF », « LA COUR », etc. Par ailleurs, lors de l'utilisation de symboles, il arrive qu'un même motif sépare différentes sections et même des paragraphes dans une même section. Des différences similaires appa-

raissent aussi pour les entités. Les noms de parties sont généralement placés après un mot particulier comme « APPELANTS » ou « DEMANDEUR » pour les demandeurs (appelants en juridiction de 2e degré), « INTIMES » ou « DEFENDEUR » pour les défendeurs (ou intimés), et « INTERVENANTS » pour les intervenants. Les noms des individus, sociétés et lieux commencent par une lettre majuscule, et sont entièrement en majuscule. Cependant, certains mots communs peuvent apparaître aussi en majuscule (par ex. APPELANTS, DÉBATS, ORDONNANCE DE CLÔTURE). Les entités peuvent contenir des chiffres (identifiant, dates, ...), des caractères spéciaux ( « / », « - »), des initiales (par ex. « A. ») ou abréviations. Dans l'entête, les entités apparaissent généralement dans le même ordre (par ex. les appelants avant les intimés, les intimés avant les intervenants). Cependant, on rencontre une multitude de types d'entités dans l'entête, contrairement aux autres sections où seules les normes nous intéressent. De plus, le texte est mieux structuré dans l'entête que dans les autres sections.

Notre étude consiste à analyser l'application du Modèle Caché de Markov (HMM) et des Champs Aléatoires Conditionnels (CRF) aux problèmes de sectionnement et reconnaissance d'entités juridiques. Ces deux tâches sont ainsi représentées sous la forme d'un problème d'étiquetage de séquences. L'idée est de découper un texte en segments atomiques distincts (*token*) qui peuvent être des mots, des phrases, des paragraphes, etc. Le texte est ainsi représenté sous forme de séquences et chaque objet d'intérêt (section ou entité) comprend un ou plusieurs segments. Un label est défini pour chaque type d'entité (par ex. `PER` pour les noms de personnes).

## 2.2 Extraction d'information par étiquetage de séquence

Chau *et al.* [2002] distinguent quatre catégories d'approches d'extraction d'information :

— Les **systèmes à recherche lexicale** sont conçus sur la base d'une liste d'entités préalablement connues, et leurs synonymes dans le domaine d'intérêt. Par exemple, dans le domaine juridique, un lexique pourrait contenir les identifiants de règles juridiques et les noms des juges. La liste des entités peut être fournie par des experts ou apprise à partir d'un ensemble de données annotées manuellement (phase d'apprentissage). Cependant, il s'avère très difficile de maintenir une telle liste car le domaine change régulièrement (nouvelles lois par ex.). De plus, les mentions d'entités peuvent avoir plusieurs variantes. Par exemple, la même règle juridique « Article 700 du code de procédure ci-

vile » peut être citée seule et en entier (« article 700 du code de procédure civile »), ou abrégée (« article 700 CPC »), ou encore avec d'autres règles (« articles 700 et 699 du code de procédure civile »). De plus, ces approches sont sujettes aux problèmes d'ambiguïté, par exemple lorsque différentes entités comprennent les mêmes mots. Ces problèmes ont largement limité ces premiers systèmes [Palmer & Day, 1997].

— Les **systèmes à base de règles** décrivent la variété des mentions d'entités en fonction de la régularité du contexte, de la structure et du lexique. Il existe plusieurs plateformes et langages permettant de formaliser l'écriture des règles. Par exemple, dans le formalisme JAPE de Gate, Wyner [2010] détecte les énoncés de décisions à l'aide d'une règle qui sélectionne les phrases contenant un terme de jugement (*affirm, grant,* etc.) et suivies d'un nom de juge :

```
Rule: DecisionStatement
Priority: 10
(
{Sentence contains JudgementTerm}
):termtemp
{JudgeName}
->
:termtemp.DecisionStatement = {rule = ‘‘DecisionStatement’’}.
```

Ces systèmes présentent l'avantage de reposer sur des expressions déclaratives qui facilitent la maintenance (erreurs facile à tracer et à expliquer) et l'expression directe des connaissances du domaine en règles [Waltl *et al.* , 2018]. Bien que parfois suffisant pour traiter des corpus modestes et spécialisés, ces systèmes sont très souvent limités en pratique. La définition manuelle de règles exige notamment des efforts considérables, en particulier pour le traitement de grands corpus. Par ailleurs, un ensemble donné de règles est difficilement réutilisable dans d'autres domaines ou sur des données n'intégrant pas exactement les subtilités linguistiques exprimées par les règles. Quelques approches adaptatives ont néanmoins été conçues pour surmonter ces limites tout en bénéficiant toujours de la facilité à expliquer le comportement des systèmes à base de règles [Siniakov, 2008; Chiticariu *et al.* , 2010].

— Les **systèmes statistiques** adaptent les modèles statistiques de langage, issus typiquement des méthodes de compression de texte, pour détecter les entités. Par exemple, Witten *et al.* [1999] ont adapté le schéma de compression appelé « Prédiction par Correspondance Partielle ». **(comment seb : ajouter des infos**

**pour distinguer ces sytèmes des approches à base de machine learning)**

— Les **systèmes basés sur l'apprentissage automatique** exécutent des classifieurs multi-classes sur des segments de texte. Par exemple, un algorithme traditionnel de classification comme le modèle bayésien naïf peut être entraîné pour détecter les noms de gènes en classifiant les mots d'un article scientifique [Persson, 2012]. Par ailleurs, les algorithmes d'étiquetage de séquences tels que le CRF classifient les mots tout en modélisant les transitions entre les labels [Finkel *et al.* , 2005]. Dans ce registre, les architectures d'apprentissage profond réalisent actuellement les meilleures performances sur de multiples tâches d'extraction d'information en général et de reconnaissance d'entités nommées en particulier [Lample *et al.* , 2016].

—

Certains travaux ont combiné différentes approches pour extraire les entités à partir de documents juridiques, par exemple, par la description de l'information contextuelle en utilisant des règles pour répondre au problème d'ambiguïté des méthodes à recherche lexicale [Mikheev *et al.* , 1999; Hanisch *et al.* , 2005]. Mais les systèmes basés sur l'apprentissage automatique sont les plus efficaces actuellement pour l'extraction d'information, en particulier les modèles graphiques probabilistes.

Trois principaux aspects doivent être traités lors de la conception des systèmes à étiquetage de séquence : la sélection du modèle d'étiquetage, l'ingénierie des caractéristiques des segments à labelliser, et le choix d'une représentation de segment (encore appelé schéma d'étiquetage).

### 2.2.1 Les modèles graphiques probabilistes HMM et CRF

Nous avons choisi d'analyser l'application des modèles CRF et HMM car les comparaisons avec d'autres approches démontrent bien que les modèles probabilistes obtiennent les meilleurs résultats lors de l'extraction d'information dans les documents juridiques. Par exemple, dans Kríž *et al.* [2014], le modèle HMM a été comparé à l'Algorithme de Perceptron à Marges Inégales (PAUM) de Li *et al.* [2002] pour reconnaître les institutions et références d'autres décisions de justice, ainsi que les citations d'actes juridiques (loi, contrat, etc.) dans les décisions judiciaires de la République Tchèque. Les deux modèles ont donné de bonnes performances avec des scores F1 de 89% et 97% pour le HMM utilisant les tri-grammes comme descripteurs de mots, et des scores F1 de 87% et 97% pour le PAUM en utilisant des 5-grammes de lemmes et les rôles grammaticaux (*Part-Of-Speech tag*) comme descripteurs.

Considérons un texte $T$ comme étant une séquence d'observations $t_{1:n}$, avec chaque

$t_i$ étant un segment de texte (mot, ligne, phrase, etc.). En considérant une collection de labels, l'étiquetage de $T$ consiste à affecter les labels appropriés à chaque $t_i$. La segmentation de $T$ est un étiquetage particulier qui implique de découper $T$ en des groupes qui ne se chevauchent pas (des partitions). Les tâches de sectionnement et d'annotation des entités, prises séparément, sont des problèmes de segmentation.

#### 2.2.1.1 Les modèles cachés de Markov (HMM)

Un modèle HMM [1] est une machine à états finis définie par un ensemble d'états $\{s_1, s_2, ..., s_m\}$. Un modèle HMM a pour fonction d'affecter une probabilité jointe $P(T, L) = \prod_i P(l_i|l_{i-1})P(T|l_i)$ à des paires de séquences d'observations $T = t_{1:n}$ et de séquences de labels $L = l_{1:n}$. Étant donné qu'un HMM est un modèle génératif, chaque label $l_i$ correspond à l'état $s_j$ dans lequel la machine a généré l'observation $t_i$. Il y a autant de labels candidats que d'états. Le processus d'étiquetage de $T$ consiste à déterminer la séquence de labels $L^*$ qui maximise la probabilité jointe ($L^* = \arg\max_L P(T, L)$). Une évaluation de toutes les séquences possibles de labels est nécessaire pour déterminer $L^*$. Pour éviter la complexité exponentielle $O(m^n)$ d'une telle approche, $n$ étant la longueur de la séquence et $m$ le nombre de labels candidats, l'algorithme de décodage Viterbi [Viterbi, 1967], basé sur de la programmation dynamique, permet d'obtenir une estimation de $L^*$. Cet algorithme utilise des paramètres estimés par apprentissage sur un corpus de textes annotés manuellement :

— un ensemble d'états $\{s_1, s_2, ..., s_m\}$ et un alphabet ou vocabulaire $\{o_1, o_2, ..., o_k\}$ ;
— la probabilité que $s_j$ génère la première observation $\pi(s_j), \forall j \in [1..m]$ ;
— la distribution de probabilité de transition $P(s_i|s_j), \forall i, j \in [1..m]$ ;
— la distribution de probabilité d'émission $P(o_i|s_j), \forall i \in [1..k], \forall j \in [1..m]$.

Les probabilités de transition et d'émission peuvent être inférées en utilisant une méthode de maximum de vraisemblance comme l'algorithme d'espérance maximale. L'algorithme Baum-Welch [Welch, 2003] en est une spécification conçue spécialement pour le HMM.

L'avantage du HMM réside dans sa simplicité et sa vitesse d'entraînement. Cependant, il est difficile de représenter les segments à l'aide de multiples descripteurs distincts. Il est tout aussi difficile de modéliser la dépendance entre des observations distantes parce que l'hypothèse d'indépendance entre observations est très restrictive (i.e. l'état courant dépend uniquement des état précédents et de l'observation

1. Rabiner [1989] fournit plus de détails sur le modèle HMM

courante).

#### 2.2.1.2 Les champs conditionnels aléatoires (CRF)

Même si l'algorithme Viterbi est aussi utilisé pour appliquer le modèle CRF à l'étiquetage de séquences, la structure du CRF diffère de celle du HMM. Au lieu de maximiser la probabilité jointe $P(L,T)$ comme le HMM, un modèle CRF [Lafferty *et al.* , 2001] cherche la séquence de labels $L^*$ qui maximise la probabilité conditionnelle suivante :

$$P(L|T) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{F} \lambda_j f_j(l_{i-1}, l_i, t_{1:n}, i)\right)$$

où $Z = \sum_{l_{1:n} \in \mathrm{L(T)}} \exp\left(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{F} \lambda_j f_j(l_{i-1}, l_i, t_{1:n}, i)\right)$ est le facteur de normalisation, L(T) étant l'ensemble des séquences possibles de labels pour $T$.

Les fonctions potentielles $f(\cdot)$ sont les caractéristiques utilisées par les modèles CRF. Deux types de fonctions caractéristiques sont définies : les caractéristiques de transition qui dépendent des labels aux positions courantes et précédentes ($l_{i-1}$ et $l_i$ resp.) et de $T$ ; et les caractéristiques d'état qui sont des fonctions de l'état courant $l_i$ et de la séquence $T$. Ces fonctions $f(\cdot)$ sont définies à l'aide de fonctions à valeurs binaires ou réelles $b(T,i)$ qui combinent les descripteurs d'une position $i$ dans $T$ [Wallach, 2004]. Pour labelliser les références aux règles de loi par exemple, un CRF pourrait inclure par exemple les fonctions potentielles pour étiqueter « 700 » dans ce contexte « ... l'article 700 du code de procédure civile ... » :

$$f_1(l_{i-1}, l_i, t_{1:n}, i) = \begin{cases} b_1(T,i) & \text{si } l_{i-1} = \text{NORME} \wedge l_i = \text{NORME} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$f_2(l_{i-1}, l_i, t_{1:n}, i) = \begin{cases} b_2(T,i) & \text{si } l_i = \text{NORME} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

avec

$$b_1(T,i) = \begin{cases} 1 & \text{si } (t_{i-1} = \text{article}) \wedge (POS_{i-1} = \text{NOM}) \\ & \wedge (NP1_{i-1} = \text{<unknown>}) \wedge (NS1_{i-1} = \text{@card@}) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$b_2(T,i) = \begin{cases} 1 & \text{si } (t_i = 700) \wedge (POS_i = \text{NUM}) \wedge (NP1_i = \text{article}) \wedge (NS1_i = \text{code}) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$t_i$ étant une observation dans $T$, `POS` étant le rôle grammatical de $t_i$ (*NUM* = valeur numérique, *NOM* = nom), et `NP1` et `NS1` sont les lemmes des mots avant et après $t_i$, respectivement. Les symboles <*unknown*> et @*card*@ encodent les lemmes inconnus

et ceux des nombres respectivement. Pouvant être activées au même moment, les fonctions $f_1$ et $f_2$ définissent des descripteurs se chevauchant. Avec plusieurs fonctions activées, la croyance dans le fait que $l_i = NORME$ est renforcée par la somme $\lambda_1 + \lambda_2$ des poids affectés respectivement à $f_1$ et $f_2$ [Zhu, 2010]. Un modèle CRF active une fonction $f_j$ lorsque ses conditions sont satisfaites (celles activant $b_j(T, \cdot)$) et $\lambda_j > 0$. Les diverses fonctions pondérées $f_j$ sont définies par des descripteurs caractérisant les segments, et les labels des données d'entraînement. La phase d'apprentissage consiste principalement à estimer le vecteur de paramètres $\lambda = (\lambda_1, ..., \lambda_F)$ à partir de textes annotés manuellement $\{(T_1, L_1), ..., (T_M, L_M)\}$, $T_k$ étant un texte et $L_k$ la séquence de labels correspondants. La valeur optimale de $\lambda$ est celle qui maximise la fonction objectif $\sum_{k=1}^{M} \log P(L_k|T_k)$ sur les données d'entraînement. En général, outre le maximum de vraisemblance, cette optimisation est résolue à l'aide de l'algorithme de descente de gradient dont l'exécution peut être accélérée à l'aide de l'algorithme L-BFGS de Liu & Nocedal [1989].

### 2.2.2 Représentation des segments atomiques

La représentation des segments à labelliser occupe une place importante pour l'obtention de bons résultats avec les modèles décrits précédemment. Elle consiste généralement à décrire la forme et le contexte de chaque segment en lui assignant des attributs [Nadeau & Sekine, 2007; Sharnagat, 2014]. Ils peuvent être booléens (« le mot est il en majuscule ? »), numériques (nombre de caractères du mot), nominaux (par ex. le rôle grammatical d'un mot), ou définis par des expressions régulières (par ex. pour les numéros R.G. on peut avoir `dd/ddddd` où `d` désigne un chiffre). Ces descripteurs mettent en évidence des régularités relatives à l'occurrence des entités. Par exemple, préciser qu'un mot débute par une lettre majuscule permet d'indiquer les noms propres. La définition de tels descripteurs consiste ainsi à fournir au modèle des indices l'aidant à mieux distinguer les différents types d'entités.

Etant donné que les descripteurs dépendent généralement de l'intuition du concepteur du système d'étiquetage, il est difficile mais nécessaire d'identifier des descripteurs appropriés. Après avoir défini des candidats, il n'est pas sûr qu'en les combinant tous ensemble, on obtienne les meilleures performances. Une sélection de caractéristiques peut alors s'avérer nécessaire. Cette sélection peut améliorer les performances d'étiquetage, et accélérer l'extraction des descripteurs, l'entraînement du modèle ainsi que son application à de nouveaux textes [Kitoogo & Baryamureeba, 2007]. Elle peut aussi fournir une meilleure compréhension du comportement des

modèles entraînés [Klinger & Friedrich, 2009]. Deux principales approches se distinguent. D'une part, les méthodes « filtrantes » (*filters*), comme l'information mutuelle, comparent individuellement les descripteurs à l'aide de scores qui ne sont pas nécessairement basés sur la performance. D'autre part, les méthodes « enveloppantes » (*wrappers*) comparent des sous-ensembles de descripteurs sur la base des performances d'évaluation qu'elles permettent d'obtenir (par exemple la F1-mesure obtenue sur un ensemble d'exemples). Même si les méthodes filtrantes sont plus rapides, elles sont en général moins performantes car elles ne permettent pas d'éviter les redondances, et ne prennent pas en compte l'effet de la combinaison de caractéristiques.

La définition manuelle des caractéristiques suivie de la sélection est souvent qualifiée de méthode forcée car elle dépend fortement de la capacité du concepteur du système à identifier les descripteurs appropriés. Les réseaux de neurones permettent d'apprendre des caractéristiques grâce à des méthodes de plongement sémantique telles que Word2Vec [Le & Mikolov, 2014] et Glove [Pennington *et al.* , 2014]. Deux architectures de réseaux de neurones réalisent actuellement les meilleures performances en matière de détection d'entités nommées. Il s'agit du modèle BiLSTM-CRF de Lample *et al.* [2016] et du LSTM-CNN-CRF de Ma & Hovy [2016]. On pourrait résumer ces architectures en trois phases. Dans un premier temps, les segments de textes (mots) ont une représentation vectorielle concaténant 2 vecteurs de plongement sémantique : l'un issu de l'apprentissage morphologique du mot à partir de ses caractères, et l'autre issu de l'apprentissage du contexte général d'occurrence du mot. Lors de la seconde phase, deux couches de cellules LSTM enchaînées permettent de modéliser le contexte à droite et à gauche de chaque mot du texte labellisé. La dernière phase détermine la séquence de labels la plus probable pour le texte à l'aide d'une implémentation neuronale du modèle CRF. Le CRF reçoit en entrée la concaténation des contextes à droite et à gauche des mots. schémas du biLSTM

### 2.2.3 Schéma d'étiquetage

Nous traitons d'entités dont les occurrences comprennent un ou plusieurs éléments atomiques. Pour améliorer les résultats d'un modèle d'étiquetage, certaines parties des entités peuvent être mises en évidence à travers une représentation appropriée de segments. La figure 2.1 illustre l'utilisation la différence entre des schémas appelés IO, BIO, IEO et BIEO, sur un extrait de décision de justice pour l'annotation du nom d'un juge et de sa fonction :

Nous comparons dans cette étude quelques schémas d'étiquetage dont certains

| | *composée* | *de* | *Madame* | *Martine* | *JEAN* | *,* | *Président* | *de* | *chambre* | *,* | *de* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| IO | O | O | I-JUGE | I-JUGE | I-JUGE | O | I-FONCTION | I-FONCTION | I-FONCTION | O | O |
| BIO | O | O | B-JUGE | I-JUGE | I-JUGE | O | B-FONCTION | I-FONCTION | I-FONCTION | O | O |
| IEO | O | O | I-JUGE | I-JUGE | E-JUGE | O | I-FONCTION | I-FONCTION | E-FONCTION | O | O |
| BIEO | O | O | B-JUGE | I-JUGE | E-JUGE | O | B-FONCTION | I-FONCTION | E-FONCTION | O | O |

Figure 2.1 – Illustration des schémas d'étiquetage IO, BIO, IEO, BIEO

sont décrits par Konkol & Konopík [2015]. Le principe de ces schémas est d'étiqueter différemment des segments atomiques d'entités en fonction de la position de ses segments dans l'entités. Pour cela, le label associé à l'entité est préfixé de l'une des lettres suivantes :

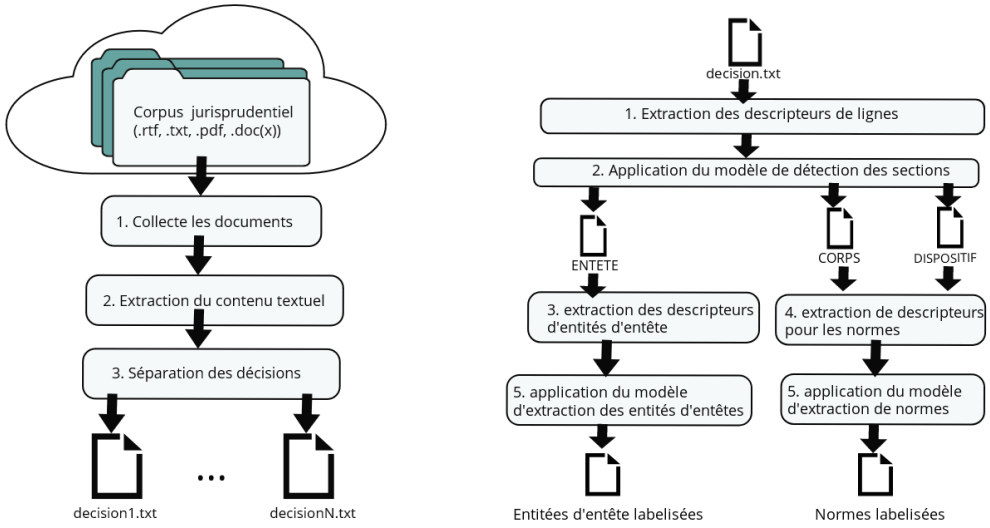
— B : début (*beginning*) ;
— I : intérieur (*inside*) ;
— E (ou L, ou M) : fin (*end* ou *last* ou *middle*) ;
— S (ou U, ou W) : singleton ou entité à segment unique (*single* ou *unit* ou *whole*) ;
— O : hors de toute entité (*outside*).

Le schéma IO utilisé par défaut ne met l'accent sur aucune partie et affecte le même label à tous les segments d'une même entité. D'autres schémas distinguent soit le premier élément (BIO), soit le dernier (IEO), soit les deux (BIEO). Les schémas IEO et BIO ont des variantes IEO1, BIO1, IOE2, et BIO2. Les modèles IOE2, et BIO2 utilisent resp. les préfixes E- et B- pour étiqueter les entités à mot unique, contrairement à IEO1 et BIO1 qui utilisent plutôt le préfixe I- dans ce cas. Le modèle BIEO est souvent étendu sous la forme BIESO (ou BILOU) dans le cas où on souhaite distinguer les entités à un seul segment (par ex. ville ou numéro R.G.). Il est possible d'aller plus loin en mettant l'accent sur les mots avant (O-JUGE) et après (JUGE-O) l'entité (JUGE par exemple) et en indiquant le début (BOS-O, *begininning of sentence*) et la fin (O-EOS, *end of sentence*) du texte ou de la phrase. Le format ainsi obtenu est appelé BMEWO+ [Baldwin, 2009].

Un autre intérêt des schémas plus complexes que IO est de pouvoir distinguer des entités du même type qui se suivent sans être explicitement séparées (par exemple, des appelants mentionnés sur des lignes consécutives). Cet aspect est notamment important dans les décisions de justice par exemple lorsque des noms de parties sont listés dans la section ENTETE en n'étant séparés que d'un simple retour à la ligne.

## 2.3 Architecture proposée

Nous proposons de travailler uniquement avec le contenu textuel des documents. Ce contenu est extrait des documents téléchargés en éliminant les éléments inutiles, principalement des espaces vides. Ces éléments sont typiques des documents for-




Après la collecte et le prétraitement des documents, l'étiqueteur de ligne est d'abord appliqué pour détecter les sections, puis les étiqueteurs d'entités peuvent être appliqués simultanément dans les sections.

Figure 2.2 – Application des modèles entraînés pour l'étiquetage de sections et entités.

matés (`.rtf`, `.doc(x)`, `.pdf`). Ils ne fournissent pas une indication standard sur le début des sections. Le choix de ne pas exploiter le formatage des documents permet d'avoir à gérer un nombre plus faible de diversités entre les textes tout en appliquant le même processus de traitement à tout document indépendamment de son format d'origine. Une simple architecture d'étiquetage de sections et d'entités juridiques a été conçue avec cette uniformisation des documents comme point d'entrée (Figure 2.2). Ainsi, les documents sont collectés puis pré-traités suivant leur format d'origine (extraction du texte et séparation des décisions apparaissant dans le même document). Ensuite, après le sectionnement des décisions, les entités sont identifiées dans les différentes sections. Par ailleurs, comme segment atomique à étiqueter nous avons choisi les lignes pour la détection des sections, et les mots pour les entités.

Les modèles HMM et CRF étant tous les deux supervisés, ils doivent être entraînés sur des exemples manuellement annotés pour estimer leurs paramètres. Nous proposons de sélectionner le schéma d'étiquetage et les sous-ensembles minimaux de caractéristiques manuellement définies, avant d'entraîner les modèles HMM et CRF (Figure 2.3).

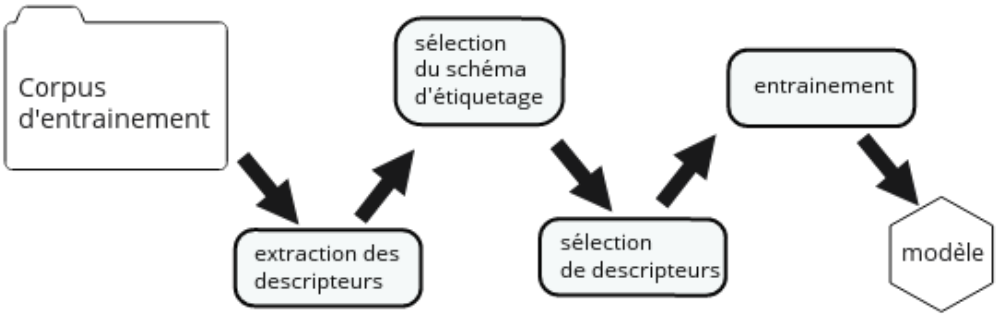



Figure 2.3 – Entrainement des modèles.

### 2.3.1 Définition de descripteurs candidats

#### 2.3.1.1 Descripteurs pour la détection des sections

Nous considérons donc la ligne comme élément à étiqueter lors du sectionnement. Nous n'avons pas travaillé au niveau des mots afin d'éviter que des mots de la même ligne ne soient classés dans des sections différentes. L'étiquetage des phrases a aussi été évité car en découpant les documents en phrases telles qu'elles sont entendues en français, on a généralement des segments qui s'étendent d'une section à une autre (absence de ponctuation). De plus, l'entête en particulier a plus l'apparence d'un formulaire.

Plusieurs critères peuvent être utilisés pour différencier les sections, à savoir : la longueur des lignes (plus longues dans le corps, plus courtes dans l'en-tête), les premiers termes de certaines lignes (typiques de chaque section) et le nombre total de lignes. Un HMM n'adapte qu'un descripteur assimilé à l'élément à étiqueter. D'autres descripteurs peuvent être la position de l'élément à étiqueter (numéro de ligne) ou le début de la ligne. Le descripteur capturant la longueur de ligne peut être absolu (nombre exact de mots dans la ligne), ou relatif (une catégorie de la longueur). Sur la base des quantiles de la distribution des longueurs de lignes sur un ensemble de décisions, nous avons défini trois catégories : `LQ1` ($longueur \leq 5$), `LQ2` ($5 < longueur \leq 12$) et `LQ2` ($12 < longueur \leq 14$). Nous avons également catégorisé les parties de documents afin de capturer une position de ligne relative.

Lors de l'extraction des caractéristiques, le document est considéré comme divisé en $N$ parties (10 dans nos expériences). La position relative d'une ligne est donc le numéro de la partie contenant la ligne particulière. En résumé, les caractéristiques

sont décrites comme suit (avec leurs étiquettes entre parenthèses) :

— forme de la ligne : la ligne entière, ses premiers mots (`t0, t1, t2`), sa longueur absolue (`absLength`) et sa longueur relative (`relLength`);

— contexte de ligne : le numéro de ligne (`absNum`) et le numéro de la partie de document contenant la ligne (`relNum`), les deux premiers mots des lignes précédente (`p0, p1`) et suivantes (`n0, n1`), ainsi que leurs longueurs absolues et relatives (`pLength`, `pRelLength`, `nLength`, `nRelLength`).

#### 2.3.1.2 Descripteurs pour la détection d'entités

La détection d'entités consiste à entraîner soit un modèle CRF, soit un modèle HMM pour étiqueter les différents segments de texte (mot, ponctuation, numéro, identifiant) suivant qu'ils appartiennent ou non à la mention d'une entité. Les deux modèles nécessitent des caractéristiques, dont certaines peuvent être définies sur la base de régularités directement observables dans les textes. Il est également possible d'obtenir des descripteurs à partir du résultat d'autres tâches d'analyse de texte.

Sur la base des observations de décision, nous avons défini la morphologie des mots pour les normes et méta-données d'entête :

— forme du mot : le mot (`token`), son lemme (`lemma_W0`), « commence-t-il par une lettre majuscule ? » (`startsWithCAP`), « est-il entièrement en majuscule ? » (`isAllCAP`), « est-ce une initiale solitaire ? » comme par exemple « B. » (`isLONELYINITIAL`), « contient-il un caractère de ponctuation ? » (`PUN-IN`), « n'est-ce qu'une ponctuation ? » (`isALLPUN`), « contient-il un caractère numérique ? » (`DIGIT-IN`), « ne contient-il que des chiffres ? » (`isALLDIGIT`);

— contexte de mot : les mots précédents (`w-2, w-1`) et suivants (`w1, w2`) et leurs lemmes ($\texttt{lemmaW}_i$). La lemmatisation homogénéise les variantes du même mot. Les mots adjacents sont choisis pour indiquer les termes couramment utilisés pour introduire des entités.

Plus particulièrement pour les méta-données d'entête, nous avons défini des descripteurs supplémentaires pour capter le contexte du mot : numéro de ligne (`lineNum`), position de l'élément dans la ligne (`numInLine`), « le document contient-il le mot clé *intervenant* ? » (`intervenantInText`), le texte vient-il après le mot clé « APPELANT » (`isAfterAPPELANT`), « INTIME » (`isAfterINTIME`), « INTERVENANT » (`isAfterINTERVENANT`). Nous avons également pris en compte les dernières lignes, où le mot était précédemment rencontré dans le texte ( `lastSeenAt` ), ainsi que le nombre de fois où il a été trouvé ( `nbTimesPrevSeen` ), car les noms des parties sont souvent répétés à des emplacements différents. Nous avons également défini une caractéristique spéciale

pour les normes : « le mot est-il un mot clé de règles juridiques ? » (`isKEYWORD`). Pour ce dernier descripteur, nous avons établi une courte liste de mots-clés généralement utilisés pour citer des règles juridiques (*article, code, loi, contrat, décret, convention, civil, pénal*, etc.).

Nous avons étendu ces caractéristiques avec les rôles grammaticaux (*Part-of-Speech* et les modèles thématiques (*topic model*).

**Rôles grammaticaux** : certaines entités ont tendance à contenir des rôles grammaticaux particuliers. Par exemple, les noms d'individus sont composés de noms propres (Chang et Sung, 2005). Nous avons extrait le rôle grammatical du mot courant (`POS`) ainsi que celui de ses voisins (`POSW-2, POSW-1, POSW1, POSW2`).

**Modèles thématiques** : comme Polifroni & Mairesse [2011] et Nallapati *et al.* [2010], nous utilisons des associations mot-thème pour décrire les mots. Il s'agit de modéliser un ensemble de $N$ thèmes et d'utiliser leurs identifiants comme descripteurs. Il serait peut-être intéressant d'utiliser la probabilité déduite du modèle thématique, mais l'inférence sous-jacente au modèle LDA [Blei *et al.* , 2003] n'est pas déterministe (la distribution de probabilité change pour le même mot entre différentes inférences). Néanmoins, l'ordre des sujets ne changeant pas de manière significative, nous avons utilisé l'identifiant du thème le plus pertinent pour le mot (`topic0`) ainsi que ceux de ses voisins (`w-2topic0`, `w-1topic0`, `w1topic0`, `w2topic0`).

## 2.3.2 Sélection des descripteurs

### 2.3.2.1 Sélection pour le modèle CRF

Nous avons étudié deux approches enveloppantes qui semblent toujours converger et qui ne nécessitent pas de définir manuellement la taille du sous-ensemble

cible.

**Algorithme 1 :** Recherche bidirectionnelle BDS

**Données :** Données annotées, $X$ liste de tous les descripteurs candidats

**Résultat :** Sous-ensemble optimal de descripteurs

Démarrer la SFS avec $Y_{F_0} = \emptyset$;

Démarrer la SBS avec $Y_{B_0} = X$;

$k = 0$;

**tant que** $Y_{F_k} \neq Y_{B_k}$ **faire**

  $x^+ = \underset{x \in Y_{B_k} \setminus Y_{F_k}}{\operatorname{argmax}} F1(Y_{F_k} + x)$ ; $Y_{F_{k+1}} = Y_{F_k} + x^+$ //SFS;

  $x^- = \underset{x \in Y_{B_k} \setminus Y_{F_{k+1}}}{\operatorname{argmax}} F1(Y_{F_k} - x)$ ; $Y_{B_{k+1}} = Y_{B_k} - x^-$ //SBS;

  $k = k + 1$ ;

**retourner** $Y_{F_k}$;

La première méthode, qui est la recherche bidirectionnelle (BDS) de Liu & Motoda [2012], combine la sélection séquentielle en avant (SFS) et la sélection séquentielle en arrière (SBS) en parallèle (Algorithme 1). La SFS recherche un sous-ensemble optimal, en commençant par un ensemble vide et en ajoutant le descripteur qui améliore le mieux l'efficacité du sous-ensemble sélectionné. Le critère d'efficacité dans notre cas est défini par la F1-mesure (Eq. **??**). Contrairement à la SFS, la SBS commence par l'ensemble des candidats et supprime successivement les plus mauvais descripteurs. Une caractéristique ne peut être ajoutée dans $Y_{F_{k+1}}$ que si elle est pré-

sente dans $Y_{B_k}$.

**Algorithme 2 :** Sélection séquentielle avant à flottement

**Données :** Données annotées, $X$ liste de tous les descripteurs candidats

**Résultat :** Sous-ensemble optimal de descripteurs

1 $Y_0 = \emptyset$;
2 $k = 0$;
3 **répéter**
4 $\quad x^+ = \underset{x \notin Y_k}{\operatorname{argmax}} F1(Y_k + x)$ ; $Y_k = Y_k + x^+$;
5 $\quad x^- = \underset{x \in Y_k}{\operatorname{argmax}} F1(Y_k - x)$;
6 $\quad$ **si** *F1*$(Y_k - x^-) >$ *F1*$(Y_k)$ **alors**
7 $\quad\quad Y_{k+1} = Y_k - x^-$;
8 $\quad\quad X = X - x^-$;
9 $\quad\quad k = k + 1$;
10 $\quad\quad$ Rentrer à 5;
11 $\quad$ **sinon**
12 $\quad\quad$ Rentrer à 4;
13 **jusqu'à** $X = \emptyset$ *ou* $X = Y_k$;
14 **retourner** $Y_k$;

La seconde méthode, qui est l'algorithme de sélection séquentielle avant à flottement SFFS de Pudil *et al.* [1994], étend la SFS en surmontant son incapacité à réévaluer l'utilité d'un descripteur après son rejet. En effet, le SFFS effectue des tests en arrière à chaque itération (Algorithme 2).

#### 2.3.2.2 Sélection pour le modèle HMM

Pour sélectionner les meilleurs descripteurs pour les modèles HMM, nous avons testé individuellement les différents candidats. La caractéristique donnant le meilleur résultat sur l'ensemble de données annotées est sélectionnée.

## 2.4 Expérimentations et discussions

L'objectif de cette section est de discuter des différents aspects liés à la performance des modèles CRF et HMM. Il est question de discuter l'effet des descripteurs candidats définis, de comparer des algorithmes de sélection de caractéristiques et des schémas d'étiquetage. Nous discutons par la suite l'origine des erreurs (confusion,

nombre d'exemples d'entraînement), et comparons les descripteurs définis manuellement par rapport à l'utilisation de réseaux de neurones.

## 2.4.1 Conditions d'expérimentations

### 2.4.1.1 Annotation des données de référence

Pour évaluer les méthodes de TAL, Xiao [2010] suggère de choisir un jeu d'exemples suffisant en assurant au mieux l'équilibre dans la variété des données et la représentativité du langage. Nous avons essayé de suivre cette recommandation en sélectionnant aléatoirement des décisions à annoter. Au total, 503 documents ont été rassemblés et annotés manuellement à l'aide de la plateforme GATE Developer [2]. Cet outil permet de marquer les passages à annoter en les surlignant à l'aide du pointeur de la souris ; ce qui allège l'annotation manuelle. Des balises XML sont rajoutées autour des passages sélectionnés, en arrière plan dans le document.

Chaque document annoté comprend en moyenne 262,257 lignes et 3955,215 mots. Les deux dernières colonnes du Tableau 2.1 présentent la distribution des entités labellisées dans le jeu de données. En se basant sur un sous-ensemble de 13 documents labellisés par 2 annotateurs différents, nous avons calculé des taux d'accord inter-annotateur en utilisant la statistique Kappa de Cohen [1960]. Ces mesures d'accord inter-annotateur ont été calculées au niveau des caractères parce que certains mots peuvent être coupés par des annotations incorrectes (par ex. <*juridiction*> *cour d'appe* </*juridiction*> *l* contre <*juridiction*> *cour d'appel* </*juridiction*>), ou bien les annotateurs pourraient ne pas être d'accord si une apostrophe doit être inclue ou pas dans l'annotation (par ex. *l'*<*norme*>*article 700* contre <*norme* >*l'article 700*). Les taux de Kappa de 0,705 et 0,974 ont été obtenus pour l'annotation des entités et des sections respectivement. D'après la catégorisation de Viera *et al.* [2005], le niveau d'accord observé est *substantiel* pour les entités (0,61 – 0,80) et *presque parfait* pour les sections (0,81 – 0,99).

### 2.4.1.2 Mesures d'évaluation

Nous avons utilisé la précision, le rappel et la F1-mesure comme mesures d'évaluation car elles sont généralement utilisées comme références en extraction d'infor-

2. https ://gate.ac.uk/family/developer.html

mation. La F1-mesure se calcule à l'aide de la formule suivante :

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Rappel}{Precision + Rappel}.$$

L'évaluation peut être faite au niveau des segments atomiques ou des entités selon que l'on soit plus intéressé respectivement par l'étiquetage du maximum de segments atomiques ou par la labellisation complète d'un maximum d'entités.
**Evaluation au niveau atomique (*token-level)*** : cette évaluation mesure la capacité d'un modèle à labelliser les segments atomiques des entités. Les valeurs de précision et rappel sont calculées sur les données de test pour chaque label $l$ comme suit :

$$Precision_l = \frac{\text{nombre de segments correctement labelisés par le modèle avec } l}{\text{nombre de segments labelisés par le modèle avec } l}$$

$$Rappel_l = \frac{\text{nombre de segments correctement labelisés par le modèle avec } l}{\text{nombre de segments manuellement labelisés avec } l}$$

**Evaluation au niveau entité (*entity-level*)** : cette évaluation mesure le taux d'entités parfaitement identifiées c'est-à-dire seulement celles dont les segments atomiques ont été tous correctement labellisés. Les valeurs de précision et rappel sont calculés sur les données de test pour chaque classe d'entité $e$ comme suit :

$$Precision_e = \frac{\text{nombre d'entités de type } e \text{ parfaitement détectées par le modèle}}{\text{nombre d'entités détectées et classifiées } e \text{ par le modèle}}$$

$$Rappel_e = \frac{\text{nombre d'entités de type } e \text{ parfaitement détectées par le modèle}}{\text{nombre d'entitées manuellement classifiées } e}$$

**Evaluation globale (*overall-level*)** : l'évaluation globale donne les performances générales d'un modèle sans distinction des classes ou labels. Elle est réalisée aux deux niveaux décrits précédemment mais indépendamment du label d'élément ou du type d'entité. La précision et le rappel sont calculées au niveau des entités comme suit :

$$Precision = \frac{\text{nombre d'entités correctement labellisées par le modèle}}{\text{nombre d'entitées labellisées par le modèle}}$$

$$Rappel = \frac{\text{nombre d'entités correctement labellisées par le modèle}}{\text{nombre d'entitées manuellement labellisées}}.$$

Ces métriques sont calculées de la même façon au niveau atomique.

#### 2.4.1.3 Outils logiciels

Nous avons utilisé les modèles HMM et CRF tels qu'implémentés dans la librairie Mallet [McCallum, 2012]. Les modèles étudiés ont été entraînés par la méthode d'espérance maximale pour ceux basés sur le HMM, et par la méthode L-BFGS pour ceux basés sur le CRF. Le découpage des textes en mots (*tokenisation*), la lemmatisation, et l'annotation des rôles grammaticaux (*Part-of-Speech tagging*) ont été effectués à l'aide de la fonctionnalité d'annotation de textes français de TreeTagger [3] [Schmid, 1994]. L'implémentation dans Mallet du LDA [Blei *et al.* , 2003] a permis d'inférer 100 thèmes à partir d'un corpus lemmatisé d'environ 6k documents. Le tableau 2.2 présente des mots représentatifs trouvés dans les premiers thèmes inférés. L'extraction des autres descripteurs a été implémentée pour cette expérimentation.

| Id thème | Mots représentatifs |
|---|---|
| 0 | préjudice dommage somme subir réparation titre faute payer intérêt responsabilité |
| 1 | société salarié groupe mirabeau pouvoir demande article licenciement cour titre |
| 2 | harcèlement travail salarié moral employeur fait attestation faire santé agissements |
| 3 | vente acte prix vendeur acquéreur notaire condition clause vendre immeuble |
| 4 | travail poste reclassement employeur médecin licenciement salarié inaptitude visite |
| 5 | monsieur nîmes avocat appel barreau arrêt madame disposition prononcer président |
| 6 | mademoiselle madame non mesure décision tutelle surendettement comparant |
| 7 | transport marchandise jeune sed éducateur bateau navire transporteur responsabilité |
| 8 | congé salarié conversion emploi plan convention employeur sauvegarde reclassement |
| 9 | marque site contrefaçon sous droit auteur joseph produit propriété photographie |
| 10 | pierre patrick bordeaux bruno catherine civil article corinne cour avocat |

Tableau 2.2 – Mots représentatifs des 10 premiers thèmes sur les 100 inférés

Les valeurs de précision, rappel, et F1-mesure ont été calculées à l'aide du script d'évaluation de la campagne CoNLL-2002 [4]. Elles sont indiquées en pourcentage dans les tableaux de résultats d'évaluation des sections suivantes.

### 2.4.2 Sélection du schéma d'étiquetage

Dans le but d'évaluer comment la représentation de segment affecte les performances, nous avons implémenté quatre représentations (IO, IEO2, BIO2, BIEO). Nous avons réalisé un simple découpage des données en deux ensembles : 25% pour l'entraînement et 75% pour les tests. Les performances reportées dans le Tableau 2.3 sont les performances globales sur la base de test. Seul l'élément (mot/ligne) est utilisé comme descripteur. La durée d'entraînement est très longue, particulièrement pour la détection d'entités dans l'entête avec le CRF. Il semble évident que cette durée croisse proportionnellement avec le nombre de labels candidats de la section et

3. `http://www.cis.uni-muenchen.de/~schmid/tools/TreeTagger`
4. `http://www.cnts.ua.ac.be/conll2002/ner/bin/conlleval.txt`

la complexité du schéma d'étiquetage. En effet, BIEO exige beaucoup plus de temps, et IO exige le temps d'entraînement le plus bas, et le schéma IOE semble être plus rapide que BIO même s'ils ont le même nombre de labels. Nous remarquons aussi que les représentations complexes n'améliorent pas significativement les résultats par rapport au simple IO qui demande pourtant beaucoup moins de temps.

| Tâche | Modèle | Niveau atomique[a] | | | Niveau entité[a] | | | Durée[b] | Schéma |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Précision | Rappel | F1 | Précision | Recall | F1 | | |
| Sections | CRF | 91.75 | 91.75 | 91.75 | 64.49 | 56.55 | 60.26 | 4.685 | IO |
| | | 88.95 | 88.95 | 88.95 | 48.12 | 38.26 | 42.63 | 11.877 | IEO2 |
| | | 87.09 | 87.09 | 87.09 | 46.79 | 37.20 | 41.45 | 12.256 | BIO2 |
| | | 86.00 | 86.00 | 86.00 | 58.98 | 41.86 | 48.97 | 35.981 | BIEO |
| | HMM | 32.64 | 32.64 | 32.64 | 22.16 | 18.91 | 20.41 | 6.564 | IO |
| | | 32.92 | 32.92 | 32.92 | 17.73 | 16.09 | 16.87 | 7.827 | IEO2 |
| | | 32.39 | 32.39 | 32.39 | 31.93 | 26.65 | 29.05 | 8.391 | BIO2 |
| | | 33.06 | 33.06 | 33.06 | 32.47 | 27.53 | 29.80 | 8.7 | BIEO |
| Entités d'entête | CRF | 86.86 | 78.96 | 82.73 | 80.84 | 65.17 | 72.17 | 70.525 | IO |
| | | 87.77 | 79.65 | 83.51 | 82.46 | 65.19 | 72.82 | 228.751 | IEO2 |
| | | 87.41 | 78.14 | 82.51 | 81.66 | 66.80 | 73.49 | 230.865 | BIO2 |
| | | 87.72 | 79.55 | 83.44 | 84.38 | 68.35 | 75.53 | 475.249 | BIEO |
| | HMM | 79.12 | 67.75 | 73.00 | 61.48 | 35.05 | 44.64 | 6.345 | IO |
| | | 78.82 | 68.69 | 73.40 | 66.63 | 40.16 | 50.11 | 8.298 | IEO2 |
| | | 80.68 | 67.48 | 73.49 | 70.37 | 45.32 | 55.14 | 7.908 | BIO2 |
| | | 80.05 | 69.01 | 74.12 | 74.73 | 50.77 | 60.46 | 9.973 | BIEO |
| Normes | CRF | 95.60 | 92.96 | 94.26 | 88.06 | 83.50 | 85.72 | 28 | IO |
| | | 95.40 | 93.18 | 94.27 | 88.75 | 85.65 | 87.17 | 32.136 | IEO2 |
| | | 95.20 | 93.30 | 94.24 | 85.65 | 83.13 | 84.37 | 50.769 | BIO2 |
| | | 95.46 | 91.57 | 93.47 | 88.83 | 84.71 | 86.72 | 50.566 | BIEO |
| | HMM | 89.83 | 88.78 | 89.30 | 73.74 | 75.02 | 74.37 | 41.389 | IO |
| | | 88.20 | 89.23 | 88.71 | 78.01 | 81.27 | 79.61 | 44.086 | IEO2 |
| | | 89.25 | 87.83 | 88.53 | 73.89 | 76.63 | 75.24 | 46.634 | BIO2 |
| | | 87.39 | 88.10 | 87.74 | 77.76 | 82.35 | 79.99 | 45.52 | BIEO |

Tableau 2.3 – Comparaison des schémas d'étiquetage.

[a] Résultats sur une simple division du jeu de données en 25% pour l'entraînement et 75% pour les tests (entraînement limité à 100 itérations au max)
[b] Durée d'entraînement en secondes avant l'arrêt de l'entraînement

### 2.4.3 Sélection des descripteurs

Pour comparer les méthodes BDS et SFFS, nous exploitons le schéma IO. Durant nos expérimentations, la méthode SFFS a exécuté 185 entraînements pour le modèle CRF d'identification des sections. La méthode BDS quant à elle a duré plus de 15h pour 600 itérations d'entraînement-test. Malgré la sauvegarde des scores F1 pour éviter d'exécuter plusieurs fois l'entraînement pour les mêmes sous-ensembles de descripteurs, le processus de sélection est toujours resté très long pour les deux algorithmes. Nous avons testé individuellement chacun des descripteurs candidats pour les modèles HMM. Les résultats sont reportés dans le Tableau 2.4.

Le résultat le plus remarquable est la forte réduction du nombre de descripteurs par les algorithmes. En général, la moitié est éliminée par la sélection BDS, tandis

| Tâche | Modèle | niveau atomique[a] | | | niveau entité[a] | | | Sous-ensemble |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Précision | Rappel | F1 | Précision | Rappel | F1 | sélectionné |
| Sections | CRF | 99.31 | 99.31 | 99.31 | 90.28 | 90.68 | 90.48 | BDS[b1] |
| | | 99.55 | 99.55 | 99.55 | 85.69 | 85.84 | 85.76 | SFFS[b2] |
| | | 99.36 | 99.36 | 99.36 | 88.16 | 88.39 | 88.27 | TOUS[b0] |
| | | 91.75 | 91.75 | 91.75 | 64.49 | 56.55 | 60.26 | token |
| | HMM | 90.99 | 90.99 | 90.99 | 4.18 | 3.63 | 3.89 | absLength |
| | | 86.97 | 86.97 | 86.97 | 4.08 | 3.30 | 3.65 | relLength |
| | | 37.59 | 37.59 | 37.59 | 18.81 | 18.81 | 18.81 | token |
| Entités d'entête | CRF | 94.00 | 91.42 | 92.69 | 92.26 | 88.76 | 90.47 | BDS[c1] |
| | | 94.10 | 91.93 | 93.00 | 92.64 | 88.96 | 90.76 | SFFS[c2] |
| | | 94.20 | 91.86 | 93.02 | 93.05 | 89.59 | 91.28 | TOUS[c0] |
| | | 86.86 | 78.96 | 82.73 | 80.84 | 65.17 | 72.17 | token |
| | HMM | 76.90 | 80.41 | 78.61 | 62.66 | 52.16 | 56.93 | token |
| | | 66.48 | 69.67 | 68.04 | 39.34 | 28.36 | 32.96 | lemma_W0 |
| | | 39.63 | 37.50 | 38.54 | 15.49 | 5.35 | 7.95 | POS |
| Normes | CRF | 95.91 | 96.72 | 96.31 | 91.14 | 90.45 | 90.80 | BDS[d1] |
| | | 95.68 | 95.45 | 95.57 | 90.34 | 88.27 | 89.29 | SFFS[d2] |
| | | 95.07 | 96.69 | 95.87 | 90.87 | 90.64 | 90.76 | TOUS[d0] |
| | | 95.60 | 92.96 | 94.26 | 88.06 | 83.50 | 85.72 | token |
| | HMM | 89.21 | 94.25 | 91.66 | 72.67 | 77.28 | 74.90 | **token** |
| | | 90.31 | 92.81 | 91.54 | 69.24 | 69.46 | 69.35 | lemma_W0 |

[a] Résultats sur un simple découpage des données de 25% pour l'entraînement, 75% pour le test avec 100 itérations d'entraînement au maximum pour le CRF, et 80% pour l'entraînement et 20% pour le test avec 50 itérations au maximum pour l'entraînement du HMM

[b0] **Tous les candidats définis pour les sections (16 descripteurs)** : { relNum, relLength, pRelLength, absLength, t0, t1, t2, absNum, pLength, nRelLength, n0, nLength, p0, p1, n1, token }

[b1] **Selection par BDS pour les sections (07 descripteurs)** : {p0, n0, relNum, absLength, t0, t1, t2}

[b2] **Selection par SFFS pour les sections (06 descripteurs)** : { n0, nRelLength, relNum, t0, t1, t2 }

[c0] **Tous les candidats définis pour les méta-données d'entête (34 descripteurs)** : { isLONELYINITIAL, isALLCAP, isALLDIGIT, DIGIT-IN, intervenantInText, lineNum, lastSeenAt, nbTimesPrevSeen, isAfterAPPELANT, isAfterINTIME, isAfterINTERVENANT, startsWithCAP, PUN-IN, isALLPUN, POSW2, w2topic0, numInLine, POSW-1, lemmaW2, lemmaW-2, POSW-2, w-2topic0, POSW1, w1topic0, token, POS, lemma_W0, topic0, w2, w-1topic0, lemmaW-1, w-1, w1, lemmaW1 }

[c1] **Selection par BDS pour les méta-données d'entête (17 descripteurs)** : { POSW1, isAfterAPPELANT, numInLine, w-2topic0, POSW2, isAfterINTERVENANT, isAfterINTIME, POSW-2, isLONELYINITIAL, token, lemma_W0, lemmaW-2, isALLPUN, w-1, w1, w2, isALLCAP }

[c2] **Selection par SFFS pour les entités d'entête (10 descripteurs)** : { numInLine, w-2topic0, lemmaW-2, isAfterINTERVENANT, isAfterINTIME, w-1, w1, w2, isALLCAP, token }

[d0] **Tous les candidats définis pour les normes (28 descripteurs)** : { isALLPUN, isALLDIGIT, DIGIT-IN, isKEYWORD, POSW2, w2topic0, PUN-IN, POSW-1, isLONELYINITIAL, startsWithCAP, isALLCAP, lemmaW-2, POSW-2, w-2topic0, POS, topic0, POSW1, w1topic0, w2, lemmaW2, token, lemma_W0, w-2, w-1topic0, w-1, lemmaW-1, w1, lemmaW1 }

[d1] **Selection par BDS pour les normes (14 descripteurs)** : { POSW1, w-2topic0, isKEYWORD, lemmaW2, DIGIT-IN, token, lemmaW1, lemmaW-2, POS, isALLPUN, w-1, w2, PUN-IN, w-2 }

[d2] **Selection par SFFS pour les normes (04 descripteurs)** : {POSW1, lemmaW-2, w-1, DIGIT-IN}

Tableau 2.4 – Performances des sous-ensembles sélectionnés de descripteurs.

que la méthode SFFS élimine beaucoup plus de candidats (par exemple en ne sélectionnant que 4 descripteurs parmi les 14 candidats définis pour l'annotation des normes).

Par ailleurs, les algorithmes de sélection forment des combinaisons inattendues. Par exemple, dans le cas de la détection de section, la ligne suivante semble être beaucoup plus indicatrice que la première. Il est aussi intéressant de noter que les descripteurs basés sur notre observation apparaissent dans les sous-ensembles sélectionnés (par ex. `isAfterIntervenant`, `isKEYWORD`). Remarquons aussi que la lon-

gueur absolue des lignes (`absLength`) joue un rôle important dans l'identification des sections vu qu'il a été sélectionné à la fois pour le CRF et le HMM (sélection BDS). Avec ces sous-ensembles sélectionnés, les modèles sont plus performants que lorsqu'ils exploitent seulement le segment ou l'ensemble tout entier des candidats. Cette amélioration des résultats n'est pas très importante au regard de la longue durée d'exécution des algorithmes. Ainsi, un algorithme plus rapide et plus efficace devrait être utilisé.

### 2.4.4 Evaluation détaillée pour chaque classe

Nous discutons ici la capacité des modèles à identifier individuellement chaque type d'entité et de section. Les expérimentations ont été réalisées avec tous les descripteurs pour les modèles CRF. Seuls `absLength` et `token` ont été utilisés comme descripteurs dans les modèles HMM pour l'identification des sections et des entités respectivement. Le schéma d'étiquetage est IO. Le nombre d'itérations maximal a été fixé à 500 pour assurer la convergence lors de l'entraînement même si les modèles HMM ne convergeaient jamais après 500 itérations. Les Tableaux 2.5 et 2.6 présentent les résultats d'une validation croisée à 5 itérations, respectivement aux niveaux atomique et entité.

D'un point de vue général (évaluation globale), les modèles HMM se comportent assez bien au niveau élément avec un seul descripteur, particulièrement pour l'identification des sections et des normes. Le modèle HMM est capable de labelliser les normes car plusieurs d'entre elles sont répétées entre les décisions. De plus, la citation des normes est quasi standard (`article [IDENTIFIANT] [TEXTE D'ORIGINE]`). Le modèle HMM n'est cependant pas aussi efficace pour détecter entièrement les mots des entités d'où le faible score enregistré au niveau entité. Quant aux modèles CRF, leurs résultats sont très bons sur toutes les tâches et à tous les niveaux d'évaluation malgré quelques limites observées sur l'identification des parties.

### 2.4.5 Discussions

#### 2.4.5.1 Confusion de classes

Certaines erreurs sont probablement dues à la proximité des entités de types différents. D'après la matrice de confusion des méta-données d'entête (Figure 2.4), les *intervenants* sont parfois classifiés comme *appelant, intimé* ou *avocat* probablement parce qu'il s'agit d'entités mentionnées les unes à la suite des autres dans l'entête

| | HMM | | | CRF | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | *Precision* | *Rappel* | *F1* | *Precision* | *Rappel* | *F1* |
| **I-corps** | 92.46 | 95.25 | 93.83 | 99.57 | 99.69 | 99.63 |
| **I-dispositif** | 53.44 | 48.46 | 50.83 | 98.63 | 97.59 | 98.11 |
| **I-entete** | 97.91 | 91.93 | 94.83 | 99.51 | 99.55 | 99.53 |
| **Evaluation globale** | 90.63 | 90.63 | 90.63 | 99.48 | 99.48 | 99.48 |
| **I-appelant** | 34.46 | 16.87 | 22.65 | 84.34 | 76.27 | 80.1 |
| **I-avocat** | 85.17 | 98.75 | 91.46 | 98.02 | 98.15 | 98.09 |
| **I-date** | 75.67 | 72.45 | 74.02 | 98 | 96.6 | 97.3 |
| **I-fonction** | 88.81 | 64.46 | 74.7 | 95.23 | 95.13 | 95.18 |
| **I-formation** | 79.38 | 94.38 | 86.23 | 98.8 | 99.45 | 99.12 |
| **I-intervenant** | 82.07 | 38.04 | 51.98 | 83.38 | 68.26 | 75.07 |
| **I-intime** | 50.4 | 68.09 | 57.93 | 82.54 | 83.33 | 82.93 |
| **I-juge** | 73.4 | 88.73 | 80.34 | 97.55 | 97.23 | 97.39 |
| **I-juridiction** | 85.15 | 98.37 | 91.28 | 98.91 | 99.69 | 99.3 |
| **I-rg** | 68.53 | 22.14 | 33.47 | 97.81 | 97.44 | 97.62 |
| **I-ville** | 91.5 | 82.41 | 86.72 | 98.94 | 99.15 | 99.04 |
| **Evaluation globale** | 76.21 | 82.26 | 79.12 | 95.13 | 94.51 | 94.82 |
| **I-norme** | 88.23 | 93.7 | 90.89 | 97.14 | 96.09 | 96.62 |

Tableau 2.5 – Précision, Rappel, F1-mesures pour chaque type d'entité et section au niveau atomique.

| | HMM | | | CRF | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | *Precision* | *Rappel* | *F1* | *Precision* | *Rappel* | *F1* |
| **corps** | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 89.57 | 90.1 | 89.83 |
| **dispositif** | 12.05 | 7.33 | 9.11 | 98.02 | 97.82 | 97.92 |
| **entete** | 10.47 | 10.5 | 10.48 | 92.11 | 92.48 | 92.29 |
| **Evaluation globale** | 7.22 | 6.27 | 6.71 | 93.22 | 93.47 | 93.34 |
| **appelant** | 17.84 | 5.6 | 8.52 | 84.05 | 77.29 | 80.53 |
| **avocat** | 44.29 | 39.15 | 41.56 | 90.97 | 90.3 | 90.63 |
| **date** | 66.87 | 62.15 | 64.43 | 97.96 | 96.6 | 97.27 |
| **fonction** | 89.84 | 64.13 | 74.84 | 96.89 | 96.94 | 96.92 |
| **formation** | 61.5 | 65.86 | 63.61 | 98.4 | 98.95 | 98.68 |
| **intervenant** | 14.29 | 4 | 6.25 | 62.5 | 40 | 48.78 |
| **intime** | 30.28 | 27.47 | 28.8 | 79.31 | 78.93 | 79.12 |
| **juge** | 73.54 | 83.21 | 78.07 | 96.58 | 96.35 | 96.47 |
| **juridiction** | 81.31 | 87.66 | 84.37 | 98.86 | 99.54 | 99.2 |
| **rg** | 68.53 | 22.41 | 33.77 | 97.57 | 98.02 | 97.79 |
| **ville** | 89.52 | 84.7 | 87.05 | 98.85 | 99.15 | 99 |
| **Evaluation globale** | 64.59 | 54.56 | 59.15 | 93.77 | 92.93 | 93.35 |
| **norme** | 71.94 | 78.45 | 75.05 | 92.66 | 91.38 | 92.01 |

Tableau 2.6 – Précision, Rappel, F1-mesures pour chaque type d'entité et section au niveau entité.

(les *intervenants* sont mentionnés juste après les *avocats* des *intimés*). De plus, les intervenants apparaissent dans une très faible proportion de documents annotés. Par ailleurs, une quantité considérable d'*appelants* sont aussi classifiés comme *intimés*.

La proximité crée aussi des confusions entre les sections CORPS et DISPOSITIF qui se suivent (Figure 2.5).

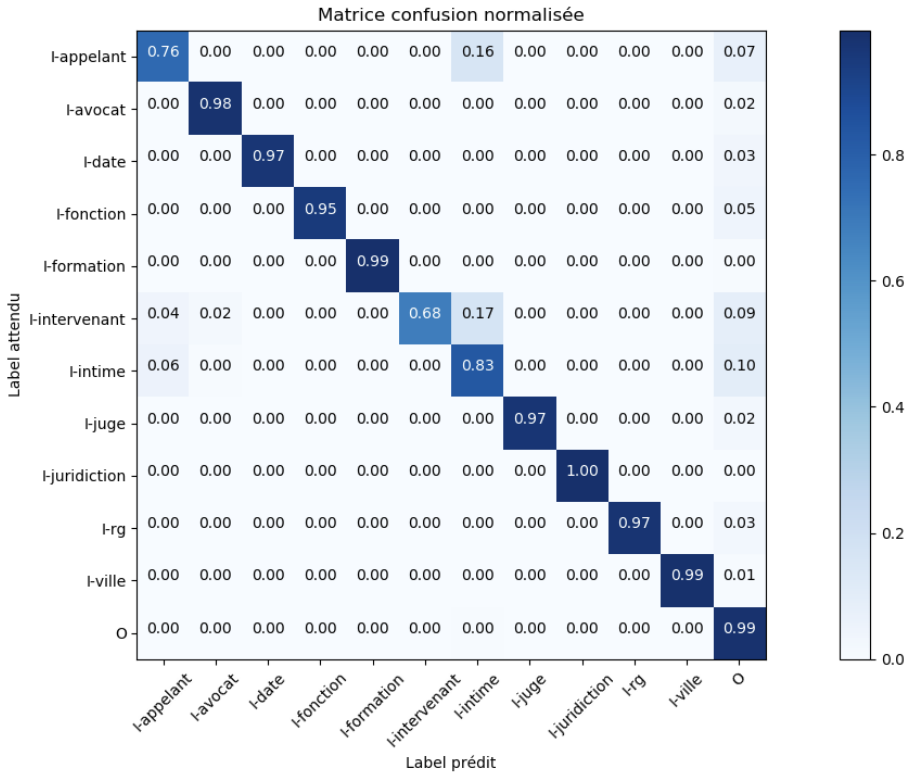



Figure 2.4 – Matrice de confusion entre méta-données d'entête avec le modèle CRF

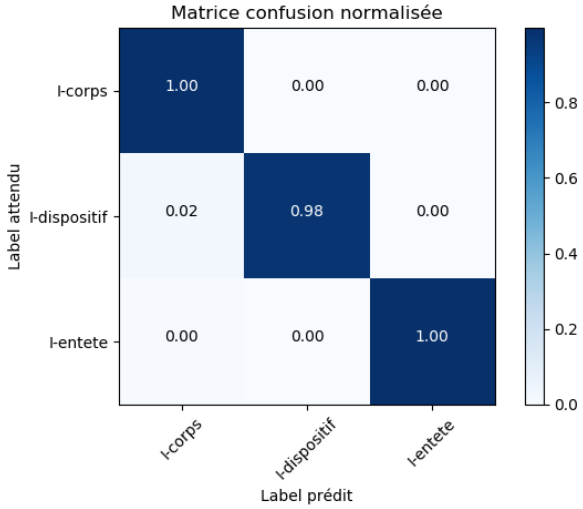


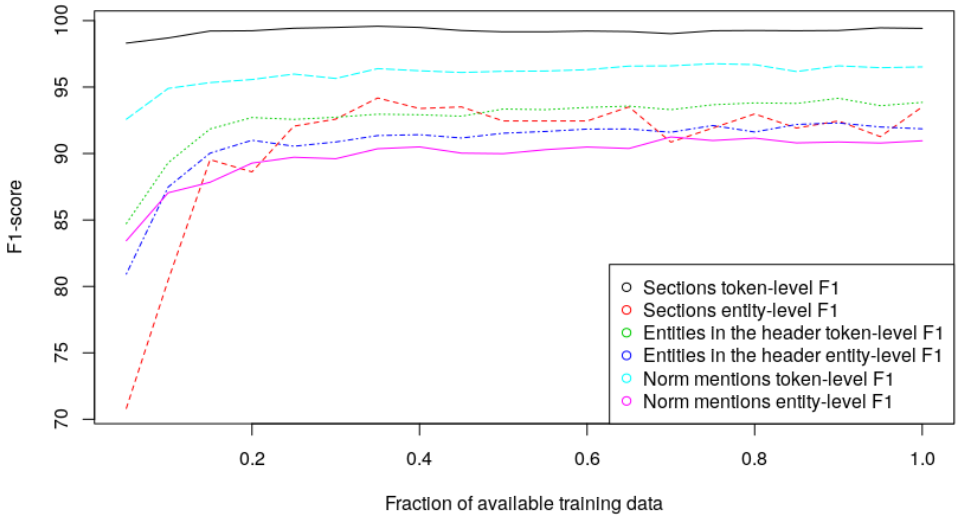

Figure 2.5 – Matrice de confusion entre lignes des sections avec le modèle CRF

#### 2.4.5.2 Redondance des mentions d'entités

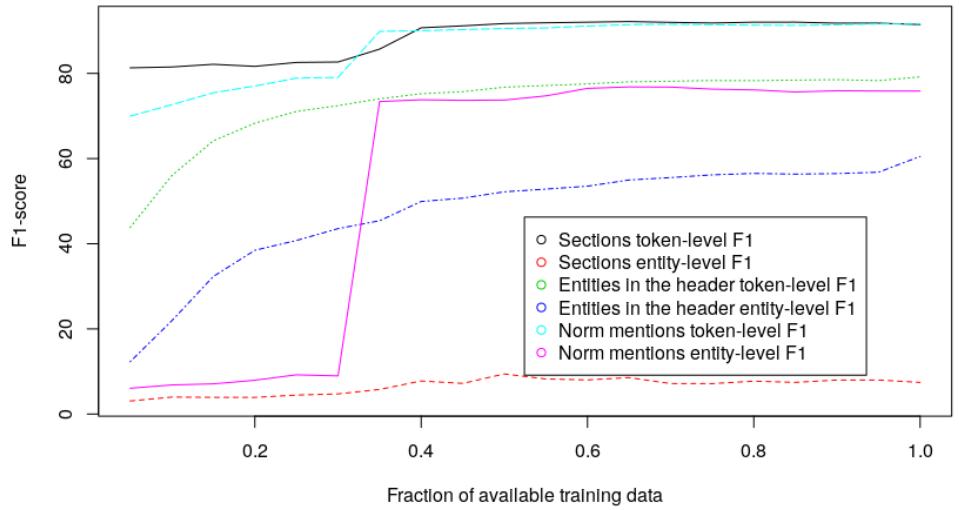
Il est aussi intéressant de remarquer que certaines entités sont répétées dans le document. Par exemple, les noms des parties apparaissent précédemment à une mention qui donne plus de détails. Certaines normes sont aussi citées plusieurs fois et

en alternant souvent les formes abrégées et longues (par exemple, la juridiction, la date, les normes). Bien que les mentions répétées ne soient pas identiques, de telles redondances aident à réduire le risque de manquer une entité. Cet aspect peut être exploité afin de combler l'imperfection des modèles.

#### 2.4.5.3 Impact de la quantité d'exemples annotés




(a) CRF




(b) HMM

Figure 2.6 – Courbes d'apprentissages aux niveaux élément et entité

Des expérimentations ont été menées pour évaluer la manière dont les modèles s'améliorent lorsqu'on augmente le nombre de données d'entraînement. Pour cela, nous avons évalué différentes tailles de la base d'entraînement. Les données ont été divisées en 75% – 25% pour resp. l'entraînement et le test. 20 fractions de l'ensemble

d'entraînement ont été utilisées (de 5% à 100%). A chaque session entraînement-test, le même jeu de test a été employé pour les différentes fractions de l'ensemble d'entraînement. Les courbes d'apprentissage des modèles CRF et HMM sont représentées resp. sur les Figures 2.6a et 2.6b. Il est évident que les scores F1 croissent avec le nombre de données d'entraînement pour les CRF et HMM, mais cette amélioration devient très faible au-delà de 60% de données d'entraînement quelle que soit la tâche. Il est possible que les exemples ajoutés à partir de là partagent la même structure que celle de ceux qui ont été ajoutés auparavant. Ainsi, cette étude doit être étendue à la sélection des exemples les plus utiles. Raman & Ioerger [2003] ont démontré les avantages des algorithmes de sélection d'exemples combinés à celle des caractéristiques pour la classification. Les mêmes méthodes sont probablement applicables à l'étiquetage de séquences.

#### 2.4.5.4 Descripteurs manuels vs. réseau de neurones

| | **CRF + descripteurs manuels** | | | **BiLSTM-CRF** | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | *Precision* | *Rappel* | *F1* | *Precision* | *Rappel* | *F1* |
| **appelant** | 82.49 | 69.42 | 74.72 | 80.26 | 71.53 | 75.04 |
| **avocat** | 90.15 | 89.02 | 89.56 | 84.93 | 87.88 | 86.36 |
| **date** | 95.34 | 91.46 | 93.12 | 95.04 | 90.79 | 92.63 |
| **fonction** | 95.87 | 95.08 | 95.44 | 92.69 | 93.48 | 93.03 |
| **formation** | 96.91 | 91.31 | 93.7 | 91.05 | 89.47 | 89.84 |
| **intervenant** | 51.42 | 32.71 | 36.8 | 31.48 | 20 | 23.11 |
| **intime** | 76.01 | 79.15 | 77.22 | 67.7 | 75.43 | 70.83 |
| **juge** | 95.67 | 94.07 | 94.84 | 95.44 | 95.56 | 95.46 |
| **juridiction** | 98.55 | 98.25 | 98.33 | 97.95 | 99.22 | 98.57 |
| **rg** | 95.46 | 95.29 | 95.27 | 91.13 | 97.26 | 93.92 |
| **ville** | 98.33 | 93.01 | 94.71 | 91.43 | 95.34 | 93.3 |
| **norme** | 91.08 | 90.27 | 90.67 | 91.43 | 92.65 | 92.03 |
| **Evaluation globale** | 92.2 | 90.09 | 91.12 | 89.21 | 90.43 | 89.81 |

Tableau 2.7 – Comparaison entre le CRF avec des descripteurs définis manuellement et le BiLSTM-CRF au niveau entité.

L'ingénierie manuelle des caractéristiques est difficile car arbitraire. Nous avons comparé les performances de nos descripteurs avec celles des réseaux de neurones qui apprennent une représentation des segments. Pour cela nous avons choisi le BiLSTM-CRF de Lample *et al.* [2016] qui fait partie des meilleures approches récentes. La comparaison a été effectuée pour la détection des entités avec le schéma d'étiquetage BIEO et une validation croisée à 9 itérations. Le BiLSTM-CRF prend en entrée les plongements sémantiques Word2Vec des mots. Pour cela, nous avons entraîné des vecteurs de mots à partir d'un corpus jurisprudentiel de plus de 800K documents provenant de `www.legifrance.gouv.fr` avec l'implémentation [5] de Le &

5. `https://code.google.com/archive/p/word2vec/`

Mikolov [2014]. Les vecteurs obtenus ont une dimension de 300. Etant donné que les décisions sont des documents particulièrement longs, leur contenu a été découpé en des morceaux de texte dont la taille n'excède pas 300 mots. Les résultats obtenus par le BiLSTM-CRF sont assez proches de ceux que nous observons avec les descripteurs manuellement définis (Tableau 2.7) . Etant donné que ces derniers permettent de mieux détecter certaines entités comme les *intervenants*, les *avocats* ou les numéro *R.G.*, et vice-versa pour les *normes* ou les *appelants* chez le BiLSTM-CRF, une combinaison des deux types de descripteurs pourrait améliorer les résultats actuels.

## 2.5 Conclusion

L'application des modèles HMM et CRF dans le but de détecter des sections et des entités dans les décisions de justice est une tâche difficile. Ce chapitre a examiné les effets de divers aspects de la conception sur la qualité des résultats. En résumé, malgré une importante réduction du nombre de descripteurs, l'amélioration des résultats semble être insignifiante lorsque l'on sélectionne séparément la représentation du segment et le sous-ensemble de caractéristiques. Cependant, opter pour la bonne configuration en évaluant les approches de sélection combinées avec diverses représentations de segment pourrait peut-être offrir de meilleurs résultats. En raison de la longue durée de recherche du sous-ensemble optimal de descripteurs, il serait préférable d'utiliser un algorithme de sélection beaucoup plus rapide que les méthodes BDS et SFFS que nous avons expérimentées. De plus, même si les résultats s'améliorent avec la l'augmentation de la taille de l'échantillon d'apprentissage, la mesure globale F1 semble néanmoins atteindre une limite très rapidement. Étant donné que certaines entités ne sont pas très bien détectées, il peut être avantageux d'ajouter des exemples appropriés afin de traiter ces problèmes spécifiques.

L'application des modèles pose deux difficultés majeures : l'annotation d'un nombre suffisant d'exemples et la définition de caractéristiques discriminantes. Les efforts d'annotation peuvent être réduits avec un système automatique à faible performance d'étiquetage. Il suffirait alors de vérifier manuellement ces annotations afin de corriger les erreurs commises par le système sur de nouvelles décisions à l'aide d'un outil d'aide à l'annotation. En ce qui concerne la définition des caractéristiques, dans la mesure où notre approche actuelle est réalisée manuellement par l'analyse de quelques documents, il est possible que de tels descripteurs ne s'adaptent pas parfaitement à un nouvel ensemble de données (différents pays, différentes langues, différentes juridictions). Pour éviter les énormes efforts requis pour définir les fonc-

tionnalités manuellement, il serait préférable d'utiliser des descripteurs appris automatiquement à partir de corpus étiquetés ou non, comme des mots incorporés.

Il serait intéressant de poursuivre les travaux proposés sur la tâche de reconnaissance d'entités nommées. L'étude de modèles couplant les approches à descripteurs définis manuellement (e.g., CRF), avec des approches sans définition manuelle (de type apprentissage profond e.g., BiLSTM CRF) semble particulièrement intéressante. Une étude comparative approfondie des limitations des deux approches serait alors souhaitable. Bien que les approches à base d'apprentissage profond apparaissent (légèrement) moins performantes dans nos tests, l'étude de ces approches prometteuse est bien entendu à recommander. Des travaux de l'impact des techniques d'embedding (plongement sémantique) sur la performance de ces systèmes méritent notamment d'être menées.

Pour l'indexation des décisions dans une base de connaissances, il est aussi important de définir des méthodes de désambiguïsation et de résolution pour les entités à occurrences multiples, en plus de la correspondance des entités extraites avec des entités de référence, comme l'ont expérimenté Dozier *et al.* [2010] et Cardellino *et al.* [2017]. Ces travaux peuvent être poursuivis par d'autres applications telles que l'anonymisation automatique qui aiderait à publier plus rapidement l'énorme volume de décisions prononcées régulièrement.

# Chapitre 3

# Extraction des données des demandes à base de terminologies extraites

## 3.1 Introduction

Au cœur de l'analyse des décisions de justice se trouve le concept de demande. Il s'agit d'une réclamation ou requête effectuée par une ou plusieurs parties aux juges. Une partie peut demander des dommages-intérêts en réparation d'un préjudice subi ou à l'issu d'un divorce, des indemnités auxquelles elle pense avoir droit, ou encore une étude d'expert, etc. Les demandes sont fondamentales car l'argumentation au cours d'une affaire a deux buts : faire accepter ses demandes, et faire rejeter celles de la partie adverse. L'extraction des demandes et des résultats correspondants, dans un corpus, permet ainsi de récolter des données informant de la manière dont sont jugés des types de demandes d'intérêt. Les informations qui nous intéressent sont la catégorie de la demande, le quantum (montant) demandé, le sens du résultat (par ex. la demande a-t-elle été acceptée ou rejetée ?), et le quantum obtenu (décidé par les juges). Pour pouvoir extraire les demandes et les résultats, il est nécessaire de comprendre comment ceux-ci sont exprimés et co-référencés dans les décisions jurisprudentielles. Leur énoncé peut comporter des expressions plus ou moins complexes, dont souvent des références à des jugements antérieurs, des agrégations ou des restrictions (Figure 3.1).

### 3.1.1 Données cibles à extraire

#### 3.1.1.1 Catégorie de demande

Une catégorie *c* de demande regroupe les prétentions qui sont de même nature par le fait qu'elles partagent deux aspects : l'objet demandé (par ex. dommages-intérêts, amende civile, déclaration de créance) et le fondement c'est-à-dire les règles

Jennifer M., Catherine M. et Sandra M. ... demandent à la Cour de :
- les recevoir régulièrement appelantes incidentes du jugement du 23/05/2014;
- infirmer le dit jugement en toutes ses dispositions; ...
Statuant à nouveau ...
- les condamner au paiement d'une somme de 3 000,00 € pour procédure abusive et aux entiers dépens;

(a) Exemples d'énoncés de demandes

La cour, ...
CONFIRME le jugement entreprise en toutes ses dispositions.
Y ajoutant
CONSTATE que Amélanie Gitane P. épouse M. est défaillante à rapporter la preuve d'une occupation trentenaire lui permettant d'invoquer la prescription acquisitive de la parcelle BH 377 située [...].
DEBOUTE Amélanie Gitane P. épouse M. de sa demande en dommages et intérêts.
CONDAMNE Amélanie Gitane P. épouse M. aux dépens d'appel.
DIT n'y avoir lieu à l'application de l'article 700 du Code de Procédure Civile.

(b) Exemple d'énoncés de résultats

Figure 3.1 – Enoncés simples, ou comprenant des références et des agrégations (extraits de la décision 14/01082 de la cour d'appel de Saint-Denis (Réunion))

ou normes ou principes juridiques qui fondent la demande (par ex. article 700 du code de procédure civile). Des noms particuliers sont utilisés pour identifier les catégories (Tableau 3.1).

| Label | Expression nominative | Objet | Fondement |
|---|---|---|---|
| acpa | amende civile pour abus de procédure | amende civile | Articles 32-1 code de procédure civile + 559 code de procédure civile |
| concdel | dommages-intérêts pour concurrence déloyale | dommages-intérêts | Article 1382 du code civil |
| danais | dommages-intérêts pour abus de procédure | dommages-intérêts | Articles 32-1 code de procédure civile + 1382 code de procédure civile |
| dcppc | déclaration de créance au passif de la procédure collective | déclaration de créance | L622-24 code de commerce |
| doris | dommages-intérêts pour trouble de voisinage | dommages-intérêts | principe de responsabilité pour trouble anormal de voisinage |
| styx | frais irrépétibles | dommages-intérêts | Article 700 du code de procédure civile |

*Les labels ont été définis particulièrement pour cette étude, et par conséquent, ils n'existent pas dans le langage juridique.*

Tableau 3.1 – Exemples de catégories de demandes

#### 3.1.1.2 Quantum demandé

Le quantum demandé quantifie l'objet de la demande. Nous le notons $q_d$. Par exemple, dans l'exemple de la Figure 3.1a, "3000 €" est le quantum demandé au titre des dommages-intérêts pour procédure abusive. Bien que cette étude ne porte que sur des sommes d'argent, le quantum peut être d'une autre nature comme par exemple une période dans le temps (garde d'enfant, ou emprisonnement, etc.). Toutes les catégories demandes n'ont pas de quantum (par ex. une demande de divorce) et seul le sens du résultat sera la donnée à extraire dans ce cas.

#### 3.1.1.3 Sens du résultat

Le sens du résultat est l'interprétation de la décision des juges sur une demande. Nous le notons $s_r$. En général, le sens peut être positif si la demande a été acceptée, et négatif si elle a été rejetée. Il arrive aussi que le résultat soit reporté à un jugement futur ; il s'agit dans ce cas d'un sursis à statuer.

#### 3.1.1.4 Quantum obtenu ou résultat

Le quantum obtenu quantifie le résultat ou la décision des juges. Nous le notons $q_r$. Il peut être inférieur ou égal au quantum demandé. Si la demande est rejetée, $q_r$ est évidemment nul même si cela n'est pas explicitement mentionné dans le document. Il doit être de la même nature que le quantum demandé (somme d'argent ou durée).

### 3.1.2 Expression, défis et indicateurs d'extraction

Les demandes sont, en général, décrites à la fin de la section d'exposé des faits, procédures, moyens et prétentions des parties (section Litige). Elles rentrent donc dans les "moyens et prétentions des parties" qui regroupent les demandes et les arguments des parties. Quant aux résultats, ils sont décrits dans la section Dispositif et dans la section Motifs (raisonnement des juges). Les demandes sont exprimées en paragraphe où chaque paragraphe correspond soit à une partie, soit à un groupe de partie partageant les mêmes demandes (par ex. des époux). Le paragraphe est parfois organisé en liste dont chaque élément exprime une ou plusieurs demandes, ou fait référence à un jugement antérieur. Les résultats ont aussi la forme de liste dans la section Dispositif. Par contre, dans les motifs de la décision, les raisonnements sont organisés en paragraphes, et ordonnés catégorie après catégorie. Le résultat est donné à la fin du groupe de paragraphes associé à la catégorie.

Cette pseudo-structure n'est pas standard et impose de nombreux défis à relever. En effet, une décision jurisprudentielle porte sur plusieurs demandes de catégories différentes ou similaires. Il est important de faire correspondre un quantum demandé extrait au sens et quantum du résultat qui font référence à la même demande. La séparation des demandes et des résultats rend difficile cette mise en correspondance. Ce problème peut aussi être causé par la redondance des quanta ; par exemple, les résultats exprimés dans les Motifs sont résumés dans le Dispositif. D'autre part, les références aux jugements antérieurs exigent de résoudre des références aux résultats de jugements antérieurs qui sont, généralement, rappelés dans le même document. Notons aussi que les difficultés liées aux agrégations (par ex.

"*infirmer ... en toutes ces dispositions*") et aux restrictions/sélections (par ex. "*infirme le jugement ... sauf en ce qu'il a condamné M. A. ...*") devraient être résolues. Par ailleurs, les catégories de demandes sont nombreuses [1] mais ne sont pas toutes présentes à la fois dans les décisions. Tous ces aspects rendent difficile l'annotation manuelle des données de référence et la modélisation d'une approche d'extraction adéquate. Cependant, nous avons remarqué quelques indicateurs qui pourraient être utiles.

On pourrait au préalable annoter les candidats potentiels de quanta. Nous nous sommes intéressés aux demandes dont les quanta sont des sommes d'argent. Les mentions de somme d'argent sont généralement de la forme « `[valeur] [monnaie]` » (par ex. `3000 €`, `15 503 676 francs`, `un euro`, `339.000 XPF`). Des centimes apparaissent parfois (par ex. `dix huit euros et soixante quatorze centimes`, `26'977 € 19`). Ainsi, il est possible d'annoter les sommes d'argent à l'aide d'une expression régulière. Même s'il est difficile de reconnaître des sommes d'argent écrites en lettre, il faut remarquer que l'équivalent en chiffre est généralement mentionné tout près (par ex. `neuf mille cinq cent soixante six euros et quatre vingt sept centimes (9566,87 € )`).

La terminologie utilisée est aussi un bon indicateur pour reconnaître des demandes et des résultats. En effet, le vocabulaire utilisé est très souvent propre aux catégories de demandes. Par exemple le dernier élément de la Figure 3.1a comprend le terme "*pour procédure abusive*" qui est près d'une somme d'argent (*3000 €*) ; il est donc probable que ce type de terme assez particulier soit un bon indicateur de la position des quanta. Par ailleurs, des verbes particuliers sont utilisés pour exprimer les demandes et résultats : infirmer, confirmer, constater, débouter, dire, ...

### 3.1.3 Formulation du problème

Nous avons tenu compte de deux principaux aspects du problème :

1. Une décision comprend plusieurs demandes de catégories similaires ou différentes ;
2. Il existe un grand nombre de catégories (500+) ; ce qui rend difficile l'annotation d'exemples de référence pour couvrir toutes ces catégories.

Nous avons par conséquent opter pour une extraction par catégorie. L'idée est de pouvoir ajouter progressivement de nouvelles catégories. Une exécution du système d'extraction permet ainsi d'extraire les demandes d'une seule catégorie. Le problème est décomposé en deux principales tâches :

1. plus de 500 selon la nomenclature des affaires civiles NAC+

**Tâche 1 :** Détecter les catégories présentes dans le document pour appliquer l'extraction uniquement à ces catégories ;

**Tâche 2 :** Pour chaque catégorie $c$ identifiée, extraire les demandes :

1. identification des valeurs d'attributs : quanta demandés ($q_d$), quanta obtenus ($q_r$), et sens du résultat ($s_r$) ;
2. mise en correspondance des attributs pour former les triplets $(q_d, s_r, q_r)$ correspondants aux paires demande-résultat d'une catégorie $c$.

## 3.2 Travaux connexes

Chacune des tâches précédentes se rapproche d'une tâche couramment traitée en fouille de texte. En effet, la détection de catégories dans les décisions peut être modélisée comme un problème de classification de document. La tâche d'extraction se rapproche plus quant à elle des problématiques comme l'extraction d'évènements, le remplissage de champs, ou encore l'extraction de relations et la résolution de référencement.

### 3.2.1 Problèmes analogues : extraction d'éléments structurés

Les demandes ressemblent aux structures telles que les relations ou les évènements. En effet, les champs définis par ACE [2008], pour les relations, et ACE [2005] pour les évènements, se rapprochent de ceux visés lors de l'extraction des demandes comme l'illustre le Tableau 3.2. Plus précisément, une catégorie de demandes correspond à un type d'évènement ou de relation entre deux entités. Les arguments qui participent à l'évènement « demande » ou à la relation « demande-résultat » sont le quantum demandé et le quantum résultat. Le sens du résultat représente la classe de la structure « demande ».

| | **Relation [ACE, 2008]** | **Événement [ACE, 2005]** | **Analogie chez les demandes** |
|---|---|---|---|
| **Type** | Org-Aff.Student-Alum | Die | Catégorie="Dommages-intérêts pour procédure abusive" |
| **Passage** (*extend*) | *Card graduated from the University of South Carolina* | "Il est mort hier d'une insuffisance rénale." | (*Figure 3.1*) |
| **Déclencheur (*trigger*)** | - | "mort" | "procédure abusive" |
| **Participants ou Arguments (*arguments*)** | Arg1="Card"<br>Arg2="the University of South Carolina" | Victim-Arg="il"<br>Time-Arg="hier" | Quantum-demandé="3000€"<br>Quantum-obtenu="0 €" |
| **Classes (*attributes, classes*)** | Asserted | Polarity=POSITIVE, Tense=PAST | Sens-résultat="Rejeté" |

Tableau 3.2 – Exemples d'analogie entre relations, évènements et demandes

### 3.2.2 Approches d'extraction d'éléments structurés

L'extraction d'éléments structurés repose généralement sur une approche modulaire du problème qui le décompose en tâches plus simples. D'une part, on dispose de l'identification des déclencheurs [2] et des arguments. D'autre part, une mise en correspondance relie les arguments et déclencheurs qui participent à la même relation ou au même évènement. Les classes peuvent être déterminées par classification du passage associé. Cette décomposition a permis à de nombreuses méthodes de voir le jour.

L'approche traditionnelle consiste en une chaîne de traitement enchaînant des modules adaptés chacun à une tâche simple. La sortie d'une étape est l'entrée de la suivante. C'est ainsi que Ahn [2006] définit un enchaînement de modèles de classification (k-plus-proches-voisins [Cover & Hart, 1967] vs. classificateur d'entropie maximum [Nigam *et al.* , 1999]), pour extraire des champs d'évènements dans le corpus d'ACE [ACE, 2005]. Bien que les différents modules soient plus faciles à développer, ce type d'architecture souffre de l'accumulation et la propagation d'erreurs d'une étape à la suivante, ainsi que de la non exploitation de l'interdépendance entre les tâches. Par conséquent, l'inférence jointe des champs est préconisée. Celle-ci peut-être réalisés par une modélisation graphique probabiliste ou neuronale. Par exemple, pour l'extraction d'évènement, Yang & Mitchell [2016] estiment la probabilité conditionnelle jointe du type d'entité $t_i$, les rôles des arguments $r_{i.}$ et les types d'entités qui remplissent ces rôles $a.$ : $p_\theta(t_i, r_{i.}, a.|i, N_i, x)$, $i$ étant un déclencheur candidat, $N_i$ l'ensemble des entités candidates qui sont des potentiels arguments pour $i$, et $x$ est le document. Par ailleurs, Nguyen *et al.* [2016] illustrent l'utilisation des réseaux de neurones profonds avec une couche pour la prédiction du déclencheur, une autre pour le rôle des arguments, et la dernière encode la dépendance entre les labels de déclencheurs et les rôles d'arguments. [PERFORMANCE DE LEUR METHODE]

L'annotation d'ACE [2005] est un marquage des champs dans le texte, et par conséquent, la position ou l'occurrence des champs est indiquée (« annotation au niveau du segment de mot »). Comme dans notre cas, les données peuvent être annotées dans un tableau, hors des textes d'où elles sont issues, il est donc nécessaire de retrouver leur position sans supervision. Palm *et al.* [2017] proposent dans cette logique une architecture de réseaux de neurones point-à-point qu'ils ont expérimentés sur des corpus de requêtes de recherche de restaurant et films [Liu *et al.* , 2013] ou de réservation de billets d'avion [Price, 1990]. Ils se sont intéressés au problème

2. terme-clé indiquant la présence d'un évènement [ACE, 2005].

de remplissage de champs en apprenant la correspondance entre les textes et les valeurs de sorties. Leur modèle est basé sur les réseaux de pointeurs [Vinyals *et al.* , 2015] qui sont des modèles séquence-à-séquence avec attention, dans lesquels la sortie est une position de la séquence d'entrée. Le modèle proposé consiste en un encodeur de la phrase et des contextes, plusieurs décodeurs (un pour chaque champ). L'application de cette architecture à l'extraction des demandes serait confrontée à deux obstacles majeurs auxquels il faut répondre au préalable. Premièrement, les décisions judiciaires ont des contenus de plusieurs centaines à plusieurs milliers de lignes contrairement aux requêtes manipulées par Palm *et al.* [2017] dont la plus longue ne comprend que quelques dizaines de mots. La complexité des architectures neuronales de TALN augmente rapidement en espace et par conséquent en temps, avec la longueur des documents manipulés en entier. Deuxièmement, nous disposons de très peu de données annotées ; entre 23 et 198 documents annotés dans notre cas contre plusieurs milliers pour les expérimentations de Palm *et al.* [2017].

L'avantage de l'utilisation des réseaux de neurones vient de leur capacité à apprendre automatiquement des caractéristiques pertinentes contrairement aux modèles probabilistes qui exigent très souvent une ingénierie manuelle des caractéristiques. Par contre, il est beaucoup plus facile d'utiliser les modèles probabilistes sur des corpus de faible taille et de longs textes comme c'est le cas pour notre problème.

### 3.2.3 Extraction de la terminologie d'un domaine

L'identification des attributs peut être facilitée grâce à leur proximité avec des termes-clés caractéristiques des catégories de demandes au même titre que les « déclencheurs » aident à identifier les évènements. Ne disposant pas au préalable de la liste des termes pertinents pour l'extraction des demandes, il est possible de les apprendre. Il existe à cet effet plusieurs métriques statistiques de pondération de termes généralement employées en recherche d'information et en classification de texte comme méthodes de sélection de caractéristiques. Ces métriques sont qualifiées de poids globaux car calculées à partir des occurrences dans un corpus, à la différence des poids locaux (Tableau 3.4) calculés à partir des occurrences dans un document. Quelques métriques sont formulées ici en utilisant les notations du Tableau 3.3 définies pour une base d'apprentissage.

| Notation | Description |
|---|---|
| $t$ | un terme |
| $d$ | un document |
| $\|t\|$ | longueur de $t$ (nombre de mots) |
| $c$ | la catégorie (domaine ciblé) |
| $\overline{c}$ | la classe complémentaire ou négative |
| $D$ | ensemble global des documents de taille $\|D\|$ |
| $D_c$ | ensemble des documents de $c$ de taille $\|D_c\|$ |
| $D_{\overline{c}}$ | ensemble des documents de $\overline{c}$ de taille $\|D_{\overline{c}}\|$ |
| $N_t$ | nombre de documents contenant $t$ |
| $N_{\overline{t}}$ | nombre de documents ne contenant pas $t$ |
| $N_{t,c}$ | nombre de documents de $c$ contenant $t = a$ |
| $N_{\overline{t},c}$ | nombre de documents de $c$ ne contenant pas $t$ |
| $N_{t,\overline{c}}$ | nombre de documents de $\overline{c}$ contenant $t$ |
| $N_{\overline{t},\overline{c}}$ | nombre de documents de $\overline{c}$ ne contenant pas $t$ |
| $DF_{t\|c}$ | proportion de documents contenant $t$ dans le corpus de $c$ ($DF_{t\|c} = \frac{N_{t,c}}{\|D_c\|}$) |
| $DF_{c\|t}$ | proportion de documents appartenant à $c$ dans l'ensemble de ceux qui contiennent $t$ |

Tableau 3.3 – Notation utilisée pour formuler les métriques

#### 3.2.3.1 Métriques non-supervisées

Les métriques non-supervisées affectent un score à un terme en rapport avec l'importance de ce dernier dans le corpus global $D$. Parmi ces métriques, on retrouve par exemple la fréquence inverse de document (*inverse document frequency*) $idf$ [Sparck Jones, 1972] et ses variantes $pidf$ [Wu & Salton, 1981] et $bidf$ [Jones *et al.* , 2000] accordent plus d'importance aux termes rares. Elles considèrent en fait qu'un terme rare est plus efficace pour la distinction entre des documents. Par conséquent, elles sont efficaces en recherche d'information mais moins indiquées en classification de texte où le but est plutôt de séparer des catégories [Wu *et al.* , 2017]. Elles se formulent comme suit :

$$idf(t) = \log_2\left(\frac{N}{N_t}\right), pidf(t) = \log_2\left(\frac{N}{N_t} - 1\right), bidf(t) = \log_2\left(\frac{N_{\overline{t}} + 0.5}{N_t + 0.5}\right)$$

Il est possible de prendre explicitement en compte le fait que les termes peuvent comprendre plusieurs mots (n-grammes) et avoir des tailles différentes (nombre de mots). La C-value [Frantzi *et al.* , 2000], par exemple, distingue la fréquence du terme

et de ses sous-termes (termes imbriqués) par la formule :

$$\text{C-value}(t) = \begin{cases} \log_2(|t|) \cdot (N_t - \frac{1}{|T_t|} \cdot \sum_{b \in T_t} N_b), & \text{si } t \text{ est imbriqué} \\ \log_2(|t|) \cdot N_t, & \text{sinon,} \end{cases}$$

$T_t$ étant l'ensemble des termes candidats qui contiennent $t$.

#### 3.2.3.2 Métriques supervisées

Les métriques supervisées mesurent l'information contenue dans les labels des documents de la base d'apprentissage. Pour un terme $t$, elles expriment généralement la différence de proportion qui existe entre les occurrences de $t$ dans $D_c$ et ses occurrences dans $D_{\overline{c}}$. Elles sont ainsi mieux adaptées à la distinction entre catégories. Parmi les nombreuses métriques existantes, nous avons expérimenté les suivantes :

**La différence de fréquence** $\Delta_{DF}$ consiste simplement à calculer la différence entre les proportions de documents contenant $t$ respectivement dans $c$ et $\overline{c}$ :

$$\Delta_{DF}(t,c) = DF_{t|c} - DF_{t|\overline{c}}$$

**Le gain d'information** $ig$ [Yang & Pedersen, 1997] estime la quantité d'information apportée par la présence ou l'absence d'un terme $t$ sur l'appartenance d'un document à une classe $c$ :

$$ig(t,c) = \begin{array}{l} \frac{N_{t,c}}{N} * \log_2\left(\frac{N_{t,c}N}{N_t}\right) + \frac{N_{\bar{t},c}}{N} * \log_2\left(\frac{N_{\bar{t},c}N}{N_{\bar{t}}|D_c|}\right) \\ \quad + \frac{N_{t,\bar{c}}}{N} * \log_2\left(\frac{N_{t,\bar{c}}N}{N_t|D_{\bar{c}}|}\right) + \frac{N_{\bar{t},\bar{c}}}{N} * \log_2\left(\frac{N_{\bar{t},\bar{c}}N}{N_{\bar{t}}|D_c|}\right) \end{array}$$

**La fréquence de pertinence** $rf$ [Lan *et al.* , 2009] a comme intuition de considérer que plus la fréquence d'un terme $t$ est élevée dans $D_c$ relativement à sa fréquence dans $D_{\overline{c}}$, plus il contribue à distinguer les documents de $c$ de ceux de $\overline{c}$. Elle est calculée par la formule :

$$rf(t,c) = \log\left(2 + \frac{N_{t,c}}{max(1, N_{t,\bar{c}})}\right)$$

**Le coefficient du** $\chi^2$ [Schütze *et al.* , 1995] estime le manque d'indépendance entre $t$ et $c$. Par conséquent, une grande valeur de $\chi^2(t,c)$ indique une relation

étroite entre $t$ et $c$. Elle est calculée par la formule :

$$\chi^2(t,c) = \frac{N((N_{t,c}N_{\bar{t},\bar{c}}) - (N_{t,\bar{c}}N_{\bar{t},c}))^2}{N_t N_{\bar{t}} |D_c||D_{\bar{c}}|}$$

**Le coefficient de correlation** *ngl* de Ng, Goh et Low [Ng *et al.* , 1997] est la racine carré positive du $\chi^2$ [Schütze *et al.* , 1995] :

$$ngl(t,c) = \frac{\sqrt{N}((N_{t,c}N_{\bar{t},\bar{c}}) - (N_{t,\bar{c}}N_{\bar{t},c}))}{\sqrt{N_t N_{\bar{t}} |D_c||D_{\bar{c}}|}}.$$

L'intuition est de ne regarder que les termes qui proviennent de $D_c$ et qui indiquent l'appartenance à $c$.

**Le coefficient** *gss* de Galavotti, Sebastiani, et Simi [Galavotti *et al.* , 2000] est une fonction simplifiée du *ngl* [Ng *et al.* , 1997] :

$$gss(t,c) = (N_{t,c}N_{\bar{t},\bar{c}}) - (N_{t,\bar{c}}N_{\bar{t},c}).$$

Le facteur $N$ a été éliminé car il est le même pour tous les termes. Le facteur $\sqrt{N_t N_{\bar{t}}}$ est supprimé car il accentue les termes extrêmement rares qui ne sont pas efficaces pour la classification de textes. Le facteur $\sqrt{|D_c||D_{\bar{c}}|}$ est éliminé car il accentue les catégories extrêmement rares, ce qui tend à réduire l'efficacité micro-moyennée (efficacité calculée globalement sur le corpus de test sans distinction à priori du label des éléments).

**Le test de Marascuilo** (*mar*) qui se calcule par la formule :

$$mar(t,c) = \frac{\left( \begin{array}{l} (N_{t,c} - N_t N_{t,c}/N)^2 \\ \quad + (N_{t,\bar{c}} - N_t |D_{\bar{c}}|/N)^2 \\ \quad\quad + (N_{\bar{t},c} - |D_c| N_{\bar{t}}/N)^2 \\ \quad\quad\quad + (N_{\bar{t},} - N_{\bar{t}} |D_{\bar{c}}|/N)^2 \end{array} \right)}{N}$$

Le test de Marascuilo est un test de proportion multivariée. Nous proposons de l'utiliser pour tester la présence d'un terme $t$ dans différents corpus. Autrement dit, il s'agit de tester l'homogénéité des textes du corpus contenant $c$. Lorsque $mar(t,c) \geq 3.84$ on accepte l'hypothèse selon laquelle la proportion de textes pour lesquels $t$ prédit $c$ est significative pour un risque d'erreur de 5%.

**Le « delta lissé d'***idf* **»** , *dsidf* [Paltoglou & Thelwall, 2010], est une version lissée du delta *idf* (*didf*) de Martineau *et al.* [2009] ($didf(t,c) = \log_2\left(\frac{|D_{\bar{c}}|N_{t,c}}{|D_c|N_{t,\bar{c}}}\right)$). *dsidf* se formule comme suit :

$$dsidf(t,c) = \log_2\left(\frac{|D_{\bar{c}}|(N_{t,c}+0.5)}{|D_c|(N_{t,\bar{c}}+0.5)}\right)$$

.

**Le delta BM25 d'***idf* , *dbidf* [Paltoglou & Thelwall, 2010], est une autre variante plus sophistiquée du *didf* qui se calcule comme suit :

$$dbidf(t,c) = \log_2\left(\frac{(|D_{\bar{c}}| - N_{t,\bar{c}}+0.5)|(N_{t,c}+0.5)}{(|D_c| - N_{t,c}+0.5)(N_{t,\bar{c}}+0.5)}\right)$$

#### 3.2.3.3 Discussions

A l'exception de la C-value, ces métriques ne tiennent pas explicitement compte de la taille des termes dans les situations où on souhaiterait manipuler des termes de tailles différentes. [Brown, 2013] propose que soit affecté à un n-gramme $t$ le poids $\left(\frac{N_t}{N}\right)^{0.27} * |t|^{0.09}$, une formule obtenue empiriquement pour l'identification du langage d'un document. Par ailleurs, la méthode C-value [Frantzi *et al.* , 2000] propose un produit similaire avec le logarithme de la longueur à la place des puissances. Il est par conséquent évident que le produit lissé de la longueur du terme (puissance ou logarithme) avec les métriques décrites précédemment, permet de booster les longs termes qui, bien que rares, sont très souvent plus pertinents que certains termes plus courts. Aussi, le temps pour calculer ces différentes métriques devient rapidement long, surtout pour des n-grammes de mots de $n$ variés. Pour compter rapidement les occurrences des n-grammes des corpus, nous avons utilisé la librairie SML [3] [Harispe *et al.* , 2013] lors des expérimentations.

## 3.3 Méthode

### 3.3.1 Détection des catégories par classification des documents

Étant donné l'ensemble $D_{\bar{c}}$ des documents ne comprenant aucune demande de la catégorie d'intérêt $c$, nous proposons de modéliser la tâche de détection des catégories en une tâche de classification de documents. Pour chaque catégorie $c$, un modèle

3. `http://www.semantic-measures-library.org/sml/index.php?q=lib`

de classification binaire est entraîné pour déterminer si un document $d$ contient une demande de la catégorie $c$. Nous avons particulièrement expérimenté quatre algorithmes traditionnellement utilisés comme approches de base. Il s'agit du Bayésien Naïf , de l'arbre de décision C4.5, des $k$-plus-proches-voisins [Cover & Hart, 1967], de la machine à vecteurs de support (SVM). Ces algorithmes sont décrits en détail dans le chapitre 4 qui est axé sur la classification des documents. Les labels utilisés correspondent aux catégories d'intérêt. Par exemple, un document sera labellisé *danais* s'il contient des demandes de dommages-intérêts pour abus de procédure, et *nodanais* sinon. Chaque document $d$ est représenté sous une forme vectorielle du type TF-IDF (*term frequency - inverse document frequency*) proposé par Salton & Buckley [1988] dont chaque dimension $k$ est identifiée par un terme $t_k$. Le poids $w(t_k, d)$ affecté à ce dernier est le produit normalisé d'un poids global $g(t_k)$ au corpus du mot et d'un poids local $l(t_k, d)$ de $t_k$ dans le document $d$ : $w(t_k, d) = l(t, d) \times g(t) \times nf(d)$, où $nf$ est un facteur de normalisation tel que la norme cosinus $cos(d) = \sqrt{\sum_k (w(t_k, d))^2}$ qui est généralement utilisée.

| Description | Formule |
|---|---|
| Décompte brute du terme [Salton & Buckley, 1988] | $tf(t,d) =$ nombre d'occurrences de $t$ dans $d$ |
| Présence du terme [Salton & Buckley, 1988] | $tp(t,d) = \begin{cases} 1 & \text{, si } tf(t,d) > 0 \\ 0 & \text{, sinon} \end{cases}$ |
| Normalisation logarithmique | $logtf(t,d) = 1 + \log(tf(t,d))$ |
| Fréquence augmentée et normalisée du terme [Salton & Buckley, 1988] | $atf(t,d) = k + (1-k)\frac{tf(t,d)}{\max_{t \in T} tf(t,d)}$ |
| Normalisation basée sur la fréquence moyenne du terme [Manning *et al.* , 2009b] ( avg représente la moyenne) | $logave(t,d) = \frac{1+\log tf(t,d)}{1+\log \operatorname{avg}_{t \in T} tf(t,d)}$ |

Tableau 3.4 – Métriques locales

Etant donné le grand nombre de métriques de pondération existantes, la métrique choisie est celle qui fournit la meilleure performance sur les données d'apprentissage.

### 3.3.2 Extraction basée sur la proximité entre sommes d'argent et termes-clés

Diverses approches d'extractions d'informations existent (§ 3.2.2). Il parait important de proposer dans un premier temps une approche basique explorant la solvabilité du problème du fait de ses multiples spécificités dont l'annotation d'une seule catégorie dans un document qui en contient plusieurs, l'annotation dans un tableau et donc à l'extérieur du document, la très faible quantité des données anno-

tées, la multiplicité des demandes et des catégories dans un même document. Par conséquent, nous proposons ici une chaîne d'extraction à base de termes-clés, applicable pour chaque catégorie de demande. Il s'agit d'une approche qui tente de reproduire une lecture naïve du document en se basant sur des expressions couramment employées pour énoncer les demandes et résultats. La méthode consiste en deux phases dont une phase d'apprentissage des termes-clés de la catégorie, à proximité desquels seront identifiés les attributs durant la phase d'application comme l'illustre la Figure 3.2. On remarque en effet que, naïvement, le seul fait que 1500 euros soit aussi proche des termes-clés *amende civile* et *pour procédure abusive* signifie bien qu'il s'agit du quantum demandé comme amende civile pour procédure abusive.

" ...
- débouter M. S. de ...
**- le condamner à payer une amende civile de 1.500 euros pour procédure abusive** ...
- le condamner à payer la somme ..."

(a) Extrait original d'un énoncé de demande avant marquage

" ...
- débouter M. S. de ...
- le **<demande categorie="acpa">**condamner à payer une <terme-clef categorie="acpa">**amende civile**</terme-clef> de <argent> **1.500 euros** </argent> <terme-clef categorie="acpa"> **pour procédure abusive**</terme-clef> ...
- le**</demande>** condamner à payer la somme ..."

(b) Énoncé, sommes d'argent, et termes-clés marqués

Figure 3.2 – Illustration de la proximité des quantas et termes-clés

#### 3.3.2.1 Pré-traitement

Le pré-traitement est nécessaire pour :

1. sectionner le document comme décrit au chapitre 2 en sections Entête, Litige, Motifs, Dispositif ;
2. annoter les sommes d'argent (en chiffre) à l'aide de l'expression régulière « `[0-9]([0-9]|['’,.]|\s)*\s*([Ee]uro[s]{0,1} |franc[s]{0,1} |€|F|XPF|CFP|EUR|EUROS|[i])( |$)` » ;
3. annoter les énoncés de demandes et de résultats respectivement dans les sections Litige et Dispositif. Pour cela, les mots introductifs du tableau 3.5 sont employés car ils indiquent le début d'un énoncé indépendamment de la catégorie.

   La recherche de passages à l'aide listes de termes est une technique souvent utilisée dans les décisions de justice, à l'exemple de Wyner [2010] qui utilise

ajouter une colonne résultat_a

| **Demande** | **Résultat** (organisé par polarité ou sens) | | |
|---|---|---|---|
| | **accepte** | **sursis à statuer** | **rejette** |
| *accorder, admettre, admission, allouer, condamnation, condamner, fixer, laisser, prononcer, ramener, surseoir* | *accorde, accordons, admet, admettons, alloue, allouons, condamne, condamnons, déclare, déclarons, fixe, fixons, laisse, laissons, prononce, prononçons* | *réserve, réservons, sursoit, sursoyons* | *déboute, déboutons, rejette, rejetons* |

Tableau 3.5 – Mots introduisant les énoncés de demandes et de résultats

des termes similaires à ceux du Tableau 3.5 pour annoter les énoncés de résultats (toute phrase contenant un terme de jugement) : *affirm, grant, deny, reverse, overturn, remand, ...*

#### 3.3.2.2 Apprentissage des termes-clés d'une catégorie

Les termes-clés sont identifiés à l'aide de méthodes statistiques d'extraction ou sélection de terminologie. La base d'apprentissage comprend les corpus $D_c$ et $D_{\overline{c}}$ dont les documents ont été pré-traités. Le processus d'apprentissage des termes se déroule comme suit :

1. restreindre le contenu de chaque document de $D_c$ à la concaténation des énoncés de demande et résultats contenant des sommes d'argent de valeur égale à celle des quanta annotés.
2. restreindre le contenu de chaque document de $D_{\overline{c}}$ à la concaténation des énoncés de demande et résultats contenant des sommes d'argent.
3. à l'aide d'une métrique global $g$, calculer le score des termes du corpus $D_c \cup D_{\overline{c}}$. Ce score est le produit $g'$ de $g$ avec le logarithme de la longueur du terme, pour booster les termes longs : $g'(t,c) = \log_2(|t|) \times g(t,c)$.
4. normaliser les scores en appliquant à chaque score original ($g'(t,c)$) la formule $g'_{norm}(t,c) = \frac{\max_{t_k}(g'(t_k,c)) - g'(t,c)}{\max_{t_k}(g'(t_k,c)) - \min_{t_k}(g'(t_k,c))}$.
5. trier par ordre décroissant des termes ;
6. sélectionner les premiers termes qui obtiennent les performances optimales sur la base d'apprentissage .

### 3.3.3 Application de l'extraction à de nouveaux documents

A l'aide des termes-clés appris, l'extraction des données de couples demandes-résultats se déroule comme suit :

1. reconnaître et marquer les occurrences des termes dans le document ;
2. extraire les quanta demandés ($q_d$) et résultats ($q_r$) à proximité des termes-clés respectivement dans les énoncés de demande et résultat qui contiennent des sommes d'argent et un terme-clé ;
3. le mot introductif de l'énoncé résultat indique le sens du résultat ($s_r$) tel que catégorisé dans le Tableau 3.5 ;
4. relier les attributs ($q_d, s_r, q_r$) correspondant à une même pair demande-résultat :
   (a) former les paires (énoncé de demande, énoncé de résultat) similaire (nous utilisons la métrique de « la plus longue sous-séquence commune » [Bakkelund, 2009])
   (b) pour chaque paire d'énoncés formée, relier les quanta demandés et quanta résultats par ordre d'occurrence similaire.

## 3.4 Résultats expérimentaux

Nous analysons ici la capacité de l'approche proposée à reconnaître efficacement les catégories de demandes présentes dans les documents, et à extraire les valeurs des attributs des différentes paires demandes-résultats qui y sont exprimées. Il y est discuté les données et métriques d'évaluation employées, ainsi que des résultats expérimentaux observés avec des exemples annotés pour les six catégories du Tableau 3.1.

### 3.4.1 Données d'évaluation

L'annotation manuelle d'exemples s'effectue pour une catégorie à la fois afin que la tâche soit plus facile pour les experts. Le protocole d'annotation se déroule en étapes :

1. définir une catégorie $c$ par son objet et sa norme juridique ;
2. former un corpus $D_c$ de documents contenant des demandes de $c$, et un autre $D_{\overline{c}}$ de documents n'en contenant pas ;
3. extraire toutes les demandes de catégories $c$ mentionnées dans $D_c$, pour annoter les données des paires demande-résultat dans un tableau comme celui illustré par le Tableau 3.6 ;

| | A | B | C | D | F | H | L | N |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | IDENTIFICATION DE LA DECISION | | | DESCRIPTION DE LA PRETENTION | | | DESCRIPTION DU RESULTAT | |
| 2 | Type | Ressort | RG | OBJET | NORME | QUANTUM | RESULTAT | QUANTUM RESULTAT (obtenu) |
| 441 | CA | Lyon | 14/06911 | dommages-intérêts | 700 Code de Procédure Civile | 3,500.00 € | rejette | 0.00 € |
| 442 | CA | Lyon | 14/06911 | dommages-intérêts | 700 Code de Procédure Civile | 2,000.00 € | accepte | 1,500.00 € |

Les noms des champs sont sur les 2 premières lignes et les demandes sont données en exemple pour la catégorie *dommages-intérêts sur le fondement de l'article 700 du code de procédure civile* (décision 14/06911 de la cour d'appel de Lyon).

Tableau 3.6 – Extrait du tableau d'annotations manuelles des demandes.

Toutes les demandes du corpus $D_c \cup D_{\overline{c}}$ annoté manuellement, sont considérées inscrites dans le tableau des annotations manuelles. La répartition des documents d'évaluation est donnée par l'histogramme de la Figure 3.3.

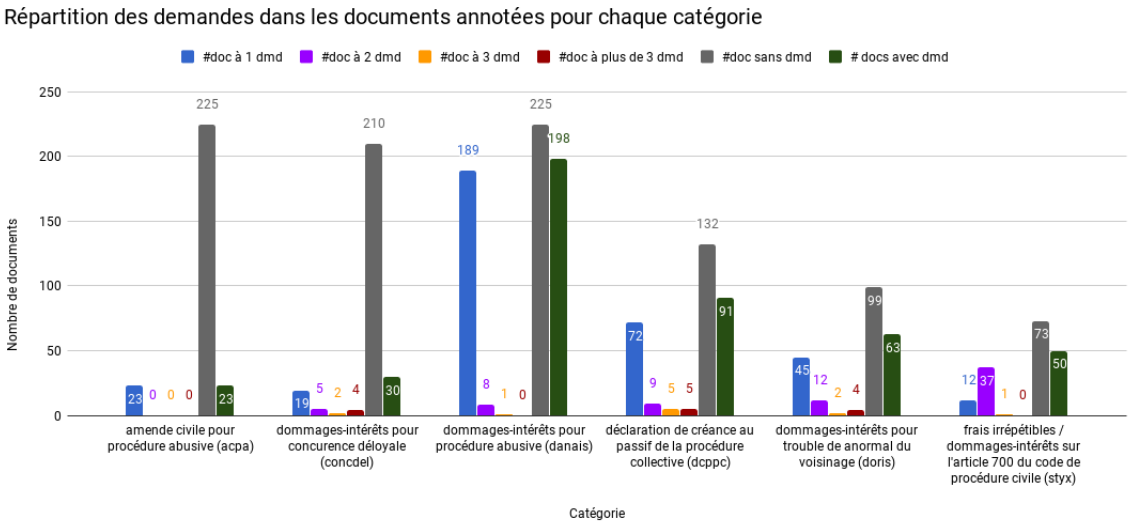



Figure 3.3 – Répartitions des demandes dans les documents annotées.

Il faut aussi noter que bien que l'annotation manuelle des demandes et résultats soit réalisée dans un tableau (annotation externe au contenu), elle reste une tâche très difficile. Le très faible nombre de documents annotés manuellement en témoigne. Le nombre maximum de documents annotés pour une catégorie est seulement de 198 (barres vertes de *danais*).

### 3.4.2 Métriques d'évaluation

**Reconnaissance de catégories par classification** La classification des documents est évaluée en utilisant les métriques précision (P), rappel (P), f1-mesure (F1) calcu-

lées à l'aide des nombres de vrais positifs (TP), faux positifs (FP), faux négatifs (FN) comme suit :

$$P = \frac{TP}{TP + FP}; R = \frac{TP}{TP + FN}; F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}$$

**Extraction des attributs des paires demande-résultat** Nous évaluons les approches proposées sur l'extraction de 3 données : le quantum demandé $q_d$, le sens du résultat $s_r$ et le quantum obtenu $q_r$. Une demande est donc un triplet $(q_d, s_r, q_r)$. Il est possible d'évaluer le système pour un sous-ensemble $x$ de ce triplet sur les demandes extraites d'un corpus annotées $D$ de test. Nous utilisons les métriques traditionnellement employées en extraction d'information : la précision (Eq. 3.4.1), le rappel (Eq. 3.4.2), et la F1-mesure (Eq. 3.4.3).

$$Precision_{c,x,D} = \frac{TP_{c,x,D}}{TP_{c,x,D} + FP_{c,x,D}} \tag{3.4.1}$$

$$Rappel_{c,x,D} = \frac{TP_{c,x,D}}{TP_{c,x,D} + FN_{c,x,D}} \tag{3.4.2}$$

$$F1_{c,x,D} = 2 \times \frac{Precision_{c,x,D} \times Rappel_{c,x,D}}{Precision_{c,x,D} + Rappel_{c,x,D}} \tag{3.4.3}$$

Ces mesures sont définies à partir des nombres de vrais positifs ($TP$), faux positifs ($FP$) et faux négatifs ($FN$). Au niveau d'un document $d$ :

— le nombre de vrais positifs $TP_{c,x,d}$ est le nombre de demandes extraites de $d$ par le système, qui sont effectivement de la catégorie $c$ ;

— le nombre de faux positifs $FP_{c,x,d}$ est le nombre de demandes extraites de $d$ par le système, mais qui ne sont pas des demandes de $c$ (demandes en trop) ;

— le nombre de faux négatifs $FP_{c,x,d}$ est le nombre de demandes annotées comme étant de $c$ mais qui n'ont pas pu être extraites par le système (demandes manquées).

Au niveau d'un corpus d'évaluation $D$, ces métriques sont sommées :

$$TP_{c,x,D} = \sum_{d \in D} TP_{c,x,d}; FP_{c,x,D} = \sum_{d \in D} FP_{c,x,d}; FN_{c,x,D} = \sum_{d \in D} FN_{c,x,d}$$

.

Une donnée observée (par exemple « 3 000 € ») est bien extraite automatiquement si sa valeur (le nombre 3000) correspond à celle du quantum annoté dans le tableau. Nous considérons que les unités monétaires, entre les quanta extraits et ceux manuellement annotés, sont égales.

### 3.4.3 Détection des catégories par classification

Les implémentations de la bibliothèque Weka [Frank *et al.* , 2016] ont permis d'utiliser plusieurs modèles de classification : le modèle Bayésien naïf (NB), l'arbre de décision C4.5 (implémenté sous l'appelation J48), les k-plus-proches-voisins (KNN), et le SVM. A chaque entraînement, s'exécute une sélection de modèle par validation croisée sur les données d'entraînement. Elle a pour but de sélectionner la métrique locale et la métrique globale appropriée. Les résultats obtenus par 5-*folds* validation croisée sont présentés sur le tableau 3.7.

| | NB | | | J48 | | | KNN | | | SVM | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | P | R | F1 | P | R | F1 | P | R | F1 | P | R | F1 |
| acpa | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 0.996 | 0.955 | 0.972 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 0.996 | 0.955 | 0.972 |
| concdel | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 0.995 | 0.967 | 0.979 |
| danais | 0.988 | 0.989 | 0.988 | 0.996 | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.995 | 0.993 | 0.993 | 0.993 |
| dcppc | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 |
| doris | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 |
| styx | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 0.984 | 0.983 | 0.983 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 |

P= Précision, R=Rappel, F1 = F1-mesure

Tableau 3.7 – Résultats d'une 5-*fold* validation croisée pour la détection de catégories

D'après les résultats, la tâche 1 est relativement aisée pour les algorithmes traditionnels qui détectent parfaitement la présence ou non d'une catégorie dans les documents. Par conséquent, pour toute catégorie $c$, les résultats de l'extraction, dans la suite, ne sont discutés que pour les documents de $c$, car, grâce à l'efficacité de la phase de classification, aucun document de $\overline{c}$ ne sera traité par la phase d'extraction.

### 3.4.4 Extraction de données des paires demandes-résultats

Les scores des termes-clés candidats étant normalisés, si on sélectionne les termes dont les scores sont supérieurs à un seuil fixé, on remarque que chaque métrique d'extraction a un niveau d'efficacité différent entre les catégories de demande (Tableau 3.8 avec 0.5 comme seuil fixé).

Par conséquent, la métrique et le seuil doivent être bien sélectionnés en fonction de la catégorie de demandes traitée. En choisissant, pour ces méta-paramètres, les valeurs qui donnent les meilleurs performances d'extraction sur la base d'apprentissage, les résultats suivants sont observés (Tableau 3.9).

Ces résultats détaillés font remarquer que les attributs, pris individuellement, présentent d'assez bonnes performances. Cependant, la mise en correspondance des attributs (triplet $(q_d, s_r, q_r)$) peine toujours à montrer des performances du même rang. On remarque néanmoins que les mesures-F1 $(q_d, s_r, q_r)$ sont proches de celles

| | *acpa* | *concdel* | *danais* | *dcppc* | *doris* | *styx* | **Moyenne** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $bidf$ | 37.33 | 32.73 | 23.96 | 20.46 | 8.08 | 28.43 | 25.17 |
| $\chi^2$ | **54.55** | 25.88 | 43.97 | 28.35 | 13.11 | 52.73 | 36.43 |
| $dbidf$ | 37.58 | 24.63 | 56.25 | **29.06** | 11.58 | 52.73 | 35.31 |
| $\Delta_{DF}$ | **54.55** | 25.55 | 48.16 | 28.1 | **19.64** | 52.73 | **38.12** |
| $dsidf$ | 37.58 | 25.25 | **56.42** | 26.05 | 8.72 | **53.46** | 34.58 |
| $gss$ | **54.55** | 25.11 | 48.16 | 28.1 | **19.64** | 52.73 | **38.05** |
| $idf$ | 38.78 | 32.73 | 22.31 | 20.53 | 8.27 | 25.22 | 24.64 |
| $ig$ | 4 | 12.4 | 45.21 | 14.99 | 16.74 | 51.13 | 24.08 |
| $marascuilo$ | **54.55** | 23.65 | 43.97 | 26.67 | 17.91 | 52.73 | 36.58 |
| $ngl$ | 42.02 | 23.97 | 52.31 | 27.21 | 13.29 | 53.2 | 35.33 |
| $pidf$ | 26.19 | **33.71** | 21.83 | 20.46 | 8.76 | 27.68 | 23.11 |
| $rf$ | 41.11 | 33.09 | 55.72 | 28.56 | 14.93 | 51.23 | 37.44 |

Tableau 3.8 – $F1_{c,(q_d,s_r,q_r),D_c}$ moyenne pour une 5-*fold* validation croisée pour chaque métrique de sélection de termes pour un seuil égal à 0.5

| | | | Données d'entraînement | | | | Données de test | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $c$ | Données | $\lvert V_c \rvert$ | P | R | F1 | %Docs | P | R | F1 | %Docs |
| *acpa* | $q_d$ | 1 | 86.4 | 56.37 | 68.13 | 56.37 | 68.33 | 54 | 58.99 | 46 |
| | $q_r$ | 1 | 100 | 65.09 | 78.74 | 65.09 | 93.33 | 63 | 71.43 | 55 |
| | $s_r$ | 1 | 100 | 65.09 | 78.74 | 65.09 | 93.33 | 63 | 71.43 | 55 |
| | $(s_r, q_r)$ | 1 | 100 | 65.09 | 78.74 | 65.09 | 93.33 | 63 | 71.43 | 55 |
| | $(q_d, s_r, q_r)$ | 1 | 86.4 | 56.37 | 68.13 | 56.37 | 68.33 | 54 | 58.99 | 46 |
| *concdel* | $q_d$ | 26 | 49.33 | 44.02 | 45.31 | 24.17 | 73.2 | 29.72 | 33.29 | 26.67 |
| | $q_r$ | 26 | 48.3 | 42.66 | 44.1 | 22.5 | 75.73 | 28.89 | 34.3 | 26.67 |
| | $s_r$ | 26 | 46.52 | 40.89 | 42.36 | 22.5 | 74.93 | 26.39 | 33.09 | 26.67 |
| | $(s_r, q_r)$ | 26 | 46.52 | 40.89 | 42.36 | 22.5 | 74.93 | 26.39 | 33.09 | 26.67 |
| | $(q_d, s_r, q_r)$ | 26 | 42.43 | 37.41 | 38.68 | 20.83 | 68.27 | 23.06 | 28.65 | 23.33 |
| *danais* | $q_d$ | 37 | 77.71 | 48.71 | 59.68 | 37.3 | 79.25 | 47.5 | 59 | 37.3 |
| | $q_r$ | 37 | 77.68 | 48.71 | 59.67 | 37.03 | 77.78 | 46.46 | 57.79 | 36.22 |
| | $s_r$ | 37 | 77.05 | 48.33 | 59.19 | 37.03 | 77.78 | 46.46 | 57.79 | 36.22 |
| | $(s_r, q_r)$ | 37 | 77.05 | 48.33 | 59.19 | 37.03 | 77.78 | 46.46 | 57.79 | 36.22 |
| | $(q_d, s_r, q_r)$ | 37 | 74.45 | 46.65 | 57.16 | 35.81 | 74.41 | 44.38 | 55.23 | 34.59 |
| *dcppc* | $q_d$ | 35 | 45.71 | 36.64 | 40.66 | 34.05 | 44.64 | 40.73 | 41.75 | 31.4 |
| | $q_r$ | 35 | 78.99 | 63.21 | 70.2 | 59.33 | 75.48 | 64.51 | 68.41 | 53.82 |
| | $s_r$ | 35 | 84.73 | 67.85 | 75.33 | 63.24 | 81.21 | 69.14 | 73.51 | 57.43 |
| | $(s_r, q_r)$ | 35 | 78.99 | 63.21 | 70.2 | 59.33 | 75.48 | 64.51 | 68.41 | 53.82 |
| | $(q_d, s_r, q_r)$ | 35 | 34.2 | 27.39 | 30.41 | 28.03 | 31.66 | 28.55 | 29.41 | 25.37 |
| *doris* | $q_d$ | 8 | 31.98 | 35.76 | 32.94 | 7.75 | 37.48 | 35.9 | 36.63 | 7.12 |
| | $q_r$ | 8 | 35.73 | 39.72 | 36.69 | 8.63 | 39.43 | 38.47 | 38.89 | 7.12 |
| | $s_r$ | 8 | 35.06 | 39.56 | 36.24 | 9.06 | 42.91 | 41.44 | 42.12 | 8.94 |
| | $(s_r, q_r)$ | 8 | 32.61 | 36.16 | 33.45 | 8.2 | 38.14 | 37.04 | 37.54 | 7.12 |
| | $(q_d, s_r, q_r)$ | 8 | 24.48 | 27.16 | 25.13 | 5.61 | 29.7 | 28.53 | 29.08 | 7.12 |
| *styx* | $q_d$ | 4 | 69.34 | 59.55 | 64.04 | 33.5 | 69.3 | 59.49 | 63.61 | 32 |
| | $q_r$ | 4 | 75.87 | 65.17 | 70.08 | 31.5 | 74.86 | 64.08 | 68.63 | 28 |
| | $s_r$ | 4 | 75.87 | 65.17 | 70.08 | 31.5 | 74.86 | 64.08 | 68.63 | 28 |
| | $(s_r, q_r)$ | 4 | 75.87 | 65.17 | 70.08 | 31.5 | 74.86 | 64.08 | 68.63 | 28 |
| | $(q_d, s_r, q_r)$ | 4 | 57.61 | 49.44 | 53.19 | 25.5 | 57.24 | 48.36 | 52.08 | 24 |

P= Précision, R=Rappel, F1 = F1-mesure
%Docs : proportion de documents dont l'ensemble des données extraites est égale à l'attendu (documents parfaitement traités)
$\lvert V_c \rvert$ : nombre moyen de termes-clés identifiés pour la catégorie $c$

Tableau 3.9 – Résultats détaillés pour l'extraction des données avec sélection automatique de la méthode d'extraction des termes-clés

des attributs qui présentent le plus de difficulté. L'échec de l'extraction de ces attributs est une des principales causes des performances observées pour la liaison des attributs de paires similaires demande-résultat. Par ailleurs, les données sur le résultat, $s_r$ et $q_r$, sont en générale plus faciles à extraire que le quantum demandé $q_d$. Il est

aussi bien de noter qu'une plus grande quantité d'exemples annotés de documents ne semble pas être la garantie d'une meilleure extraction. On remarque en effet que les meilleures performances sont obtenues pour la catégorie disposant du plus faible nombre d'exemples annotés (*acpa*) avec en moyenne un seul terme-clé appris.

### 3.4.5 Analyse des erreurs

En extraction d'éléments structurés, on retrouve trois types d'erreurs [Yang & Mitchell, 2016] : les données manquées (faux négatifs), les données en plus des attendues (faux positifs), et les mauvaises classifications (confusions). La confusion n'est pas discutée ici car les annotations ne sont faites que pour une seule classe.

Etant donné que la précision est en général supérieure au rappel, il est certain que les erreurs sont majoritairement dues aux données manquées comme le confirme le Tableau 3.10.

| | Données d'entraînement | | Données de test | |
|---|---|---|---|---|
| | **%erreurs FP** | **%erreurs FN** | **%erreurs FP** | **%erreurs FN** |
| $q_d$ | 36.90 | 63.10 | 36.52 | 63.48 |
| $q_r$ | 32.30 | 67.70 | 34.32 | 65.68 |
| $s_r$ | 31.72 | 68.28 | 34.11 | 65.89 |
| $(s_r, q_r)$ | 32.32 | 67.68 | 34.39 | 65.61 |
| $(q_d, s_r, q_r)$ | 37.77 | 62.23 | 37.72 | 62.28 |

Tableau 3.10 – Types et taux d'erreurs (pourcentage en moyenne sur les 6 catégories de demandes)

Trois raisons peuvent expliquer le fait que peu de données attendues soient extraites. Premièrement, certaines valeurs d'attributs ne sont pas mentionnées dans les sections Litige et Dispositif utilisées (pourcentage inférieurs à 100 dans les Tableaux 3.11 et 3.12 comme par exemple les quanta résultat de *doris* plus présents dans la section Motifs que dans le Dispositif).

| | **#$q_d$** | **#$q_d \neq NUL$** | **# dans doc.** | **# dans Litige** | **# dans Motifs** | **# dans Dispositif** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| acpa | 23 | 16 | 16 (100%) | 16 (100%) | 9 (56.25%) | 5 (31.25%) |
| concdel | 58 | 56 | 55 (98.21%) | 55 (98.21%) | 7 (12.5%) | 2 (3.57%) |
| danais | 208 | 182 | 182 (100%) | 179(100%) | 39 (21.43%) | 23 (12.64%) |
| dcppc | 126 | 126 | 122 (96.83%) | 109 (86.51%) | 71 (56.35%) | 65 (51.59%) |
| doris | 94 | 83 | 83 (100%) | 82 (98.80%) | 21 (25.30)% | 6 (7.23%) |
| styx | 89 | 86 | 86 (100%) | 86 (100%) | 12 (13.95%) | 9 (10.47%) |

*Les pourcentages ne sont calculés que pour les valeurs non nulles*

Tableau 3.11 – Taux de quanta demandés ($q_d$) mentionnés dans les documents annotés

Deuxièmement, la sélection des termes-clés n'est pas parfaite (Tableau 3.13). D'une part, l'ensemble sélectionné ne couvre pas toutes les situations d'expression de la catégorie (par exemple, pour la catégorie *styx*, le terme « frais irrépétibles » est souvent utilisés à la place de « article 700 du code de procédure civile », mais dans

| | # $q_r$ | # $q_r \neq NUL$ | # dans doc. | # dans Litige | # dans Motifs | # dans Dispositif |
|---|---|---|---|---|---|---|
| acpa | 23 | 6 | 6 (100%) | 3 (50%) | 6 (100%) | 5 (83.33%) |
| concdel | 58 | 8 | 8 (100%) | 2 (25%) | 8 (100%) | 6 (75%) |
| danais | 208 | 23 | 23 (100%) | 15 (65.22%) | 22 (95.65%) | 20 (86.96%) |
| dcppc | 126 | 76 | 75 (98.68%) | 55 (72.37%) | 56 (73.68%) | 64 (84.21%) |
| doris | 94 | 44 | 44 (100%) | 28 (63.64%) | 40 (90.91)% | 24 (54.55%) |
| styx | 89 | 30 | 29 (96.67%) | 16 (53.33%) | 22 (73.33%) | 29 (96.67%) |

*Les pourcentages ne sont calculés que pour les valeurs non nulles*

Tableau 3.12 – Taux de quanta accordés ($q_r$) mentionnés dans les documents annotés

très peu d'exemples annotés). D'autre part, certains termes sont trop spécifiques à la base d'apprentissage (par exemple, pour la catégorie *concdel*, des sommes d'argent et autres termes comme « condamner in solidum les sociétés » apparaissent dans la liste).

| Catégorie | Termes-clés appris |
|---|---|
| *acpa* | amende civile |
| *concdel* | titre de la concurrence déloyale, somme de 15000euros à titre, réparation de son préjudice financier, payer la somme de 15000euros, condamner in solidum les sociétés, agissements constitutifs de concurrence déloyale |
| *danais* | dommages et intérêts pour procédure, 32-1 du code de procédure, intérêts pour procédure abusive, titre de dommages-intérêts pour procédure, intérêts pour procédure, article 32-1 du code, dommages-intérêts pour procédure abusive |
| *dcppc* | admet la créance déclarée, admet la créance, passif de la procédure collective, passif de la procédure, hauteur de la somme, créance déclarée, titre chirographaire, admission de la créance, rejette la créance, |
| *doris* | préjudices, abusive, condamner solidairement, solidairement, réparation du préjudice, réparation, titre de dommages et intérêts, dommages, titre de dommages, dommages et intérêts, titre de dommages-intérêts, payer aux époux, jouissance |
| *styx* | 700 du code de procédure, article 700 du code, 700 du code, article 700, 700 |

Les termes candidats sont des n-grammes de taille variant d'1 à 5 mots consécutifs

Tableau 3.13 – Premiers termes sélectionnés lors de la première itération de la validation croisée

Troisièmement, les expérimentations ont été réalisées sur des décisions d'appel mais les énoncés, de demande et résultat renvoyant aux décisions de jugements antérieurs, ne sont pas encore traités dans l'approche. Ces références aux décisions antérieures représentent une part importante des demandes discutées dans les décisions d'appel. Il est donc nécessaire de les intégrer explicitement dans le processus d'extraction, pour compléter les données extraites.

## 3.5 Conclusion

Ce chapitre décrit le problème d'extraction de données pertinentes relatives aux paires demande-résultat mentionnées dans les décisions de justice. Les divers défis relatifs à la tâche y sont discutés en remarquant des analogies avec d'autres tâches classiques de la fouille de données textuelles. Il a été démontré la solvabilité du

problème par la proposition et l'expérimentation d'une approche d'extraction basée sur l'apprentissage de la terminologie des catégories de demande et autres connaissances du domaine judiciaire telles que les motifs d'énoncés de demandes et de résultat, ainsi que leur position conventionnelle dans les documents. Les expérimentations démontrent que l'approche permet d'extraire plus ou moins bien des demandes selon la catégorie traitée. A cause de la forte dépendance aux subtilités de rédaction des décisions judiciaires, la méthode rencontre des limites qui ne peuvent être surmontées qu'en rendant la méthode beaucoup plus complexe qu'elle ne l'est déjà. Des approches d'apprentissage automatique sont recommandées comme perspectives. Elles devront être capables d'apprendre l'emplacement des données à extraire de manière semi-supervisée à l'aide de faibles quantités de documents annotés de grande taille.

# Chapitre 4

# Identification du sens du résultat par classification des documents

## 4.1 Introduction

Comme le précédent, ce chapitre est relatif à l'extraction de données sur les demandes et résultats correspondants. Cependant, il est question ici d'extraire uniquement le sens du résultat d'une demande connaissant sa catégorie. Cette étude est intéressante parce que le problème devient plus simple. En se passant de la localisation précise de l'énoncé du résultat, l'extraction du sens du résultat peut être formulée comme une tâche de classification de documents. Nous modélisons la tâche comme un problème de classification binaire consistant à entrainer un algorithme à reconnaitre si la demande a été rejetée (sens = rejette) ou acceptée (sens = accepte). Cette modélisation est proposée sur une restriction du problème définie par les postulats 4.1.1 et 4.1.2 suivants.

**Postulat 4.1.1** *Pour toute catégorie de demande C, les documents ne contenant qu'une demande de catégorie C sont majoritaires.*

Ce postulat est légitime car les statistiques sur les données labellisées de la Figure 3.3 montre bien que dans chaque catégorie, les décisions contiennent en majorité une demande. On remarque néanmoins l'exception de la catégorie STYX (dommage-intérêt sur l'article 700 CPC), où dans la majorité des documents, on a plutôt 2 demandes. Cette exception peut se justifier par le fait que chaque partie fait généralement ce type de demande car elle porte sur le remboursement des frais de justice. Ce postulat présente cependant un inconvénient dû au fait que la majorité des demandes se trouvent dans des décisions à plus d'une demande. Il est donc possible de manquer un grand nombre de demandes.

**Postulat 4.1.2** *Le sens du résultat est généralement binaire : accepte ou rejette.*

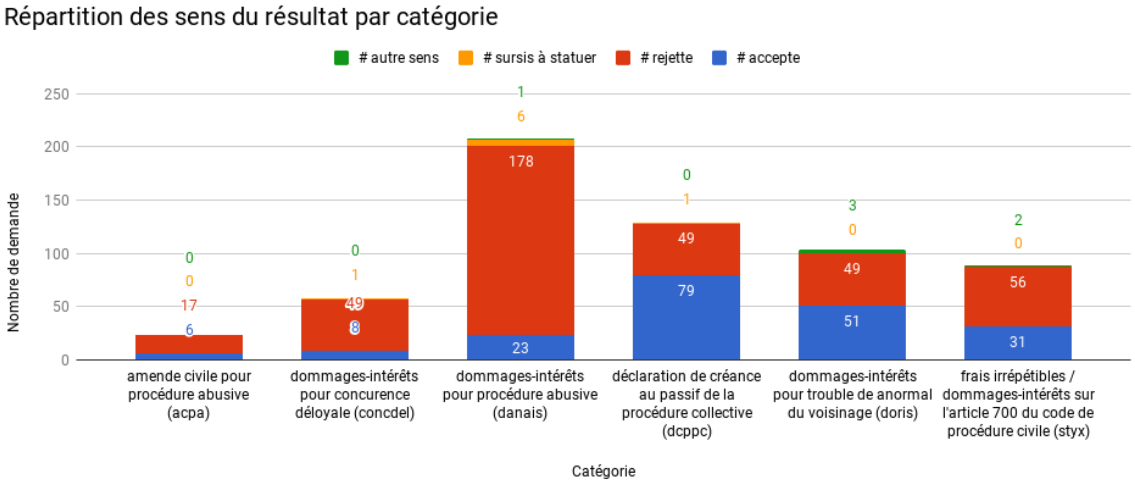



Figure 4.1 – Répartition des sens de résultat dans les données annotées.

Ce postulat est justifié car le sens d'un résultat est majoritairement une de ces deux valeurs (Figure 4.1). Les autres sens ne sont pas considérés car ils sont très rares.

Cette étude porte sur l'analyse de l'impact de différents aspects techniques généralement impliqués dans la classification de texte qui consistent en générale à une combinaison de représentation des documents et d'algorithme de classification. Cette analyse permettra de savoir s'il existe une certaine configuration permettant de déterminer le sens du résultat à une demande sans nécessairement l'avoir identifiée précisément dans le document.

## 4.2 Classification de documents

La classification de texte permet d'organiser des documents dans des groupes prédéfinis. Elle reçoit depuis longtemps beaucoup d'attentions. Deux choix techniques influencent principalement les performances : la représentation des textes et l'algorithme de classification. Dans la suite, la variable à prédire est notée $y$, et la base d'apprentissage comprend les échantillons $S = \{(x_i, y_i)_{i=1..n}\}$.

### 4.2.1 Algorithmes traditionnels de classification de données

Bien que la classification de documents voit se développer récemment des algorithmes propres aux textes, un grand nombre de méthodes ont été développées précédemment autour. Ces méthodes sont généralement basée sur une représentation des textes dans un espace vectoriel $\mathcal{X}$ d'entrée et délimitent une frontière entre les

classes dans un espace multidimensionnel. Les notations du Tableau 3.3 sont utilisés dans cette section.

#### 4.2.1.1 Le Bayésien naïf (NB)

Le classifieur naïf bayésien [Duda *et al.* , 1973] est un modèle à densité qui estiment la probabilité qu'un texte appartienne à une classe à l'aide du théorème de Bayes [Raschka, 2014] :

$$\text{probabilité a posteriori} = \frac{\text{probabilité conditionnelle} \cdot \text{probabilité a priori}}{\text{évidence}} \quad (4.2.1)$$

La probabilité a posteriori peut être interprétée pour la classification de document par la question "Quelle est la probabilité que le document $d$ soit de la classe $y = c \in C$ ?". La réponse à cette question se formalise comme suit :

$$\mathbb{P}(y = c|d) = \frac{\mathbb{P}(d|c)\mathbb{P}(c)}{\mathbb{P}(d)}, \forall c \in C$$

ou plus simplement $\mathbb{P}(y = c|d) = \mathbb{P}(c)\mathbb{P}(d|c)$ car $\mathbb{P}(d)$ ne change pas en fonction de la classe et peut donc être ignorée [Rish, 2001]. $d$ est catégorisé dans la classe $c$ pour laquelle $\mathbb{P}(c|d)$ est maximale :

$$y = \underset{c \in C}{\text{argmax}}\, \mathbb{P}(c|d).$$

La phase d'entrainement, appliqué à des exemples déjà labellisés, permet d'estimer les paramètres $\mathbb{P}(c)$ te $\mathbb{P}(d|c)$ qui servent à calculer $\mathbb{P}(c|d)$.

$\mathbb{P}(c)$ est estimé par la proportion de documents classés dans $c$ parmi les exemples d'apprentissage : $\mathbb{P}(c_j) = \frac{N_c}{N}, \forall c \in C$.

$\mathbb{P}(c|d)$ est estimé grâce l'hypothèse 4.2.1 d'indépendance conditionnelle des descripteurs (termes). Une hypothèse naïve dont la violation, par les données réelles, n'empêche pas le NB de bien fonctionner [Rish, 2001].

**Hypothèse 4.2.1 (indépendance conditionnelle des descripteurs)** *[ Un modèle naïf bayésien étant de type génératif], la position de chaque mot dans le texte est générée indépendamment de tout autre mot étant connue la catégorie du texte.*

Si l'ensemble des termes de $d$ est $\{t_1, \ldots, t_K\}$, alors grâce à l'hypothèse 4.2.1, $\mathbb{P}(d|c) = \mathbb{P}(t_1, \ldots, t_K|c) = \prod_{k=1}^{K} \mathbb{P}(t_k|c)$, et pour un terme $t_k$, la probabilité conditionnelle $\mathbb{P}(t_k|c)$ est la proportion d'exemples de $c$ qui contiennent $t_k$ : $\mathbb{P}(t_k|c) = \frac{N_{t_k,c}}{|D_c|}, \forall k \in \{1, \ldots, K\}$.

#### 4.2.1.2 Machine à vecteurs de support (SVM)

La classification binaire par une machine à vecteurs de support (SVM) [Vapnik, 1995] affecte à tout objet entré $x$ la classe $y$ qui correspond au coté d'un hyperplan, séparant les exemples d'entraînement des classes candidates, où $x$ se trouve. La phase d'apprentissage consiste à déterminer l'hyperplan optimal $w^T x + b = 0$ i.e. dont la marge [1] est maximale (Figure 4.2 [2]).

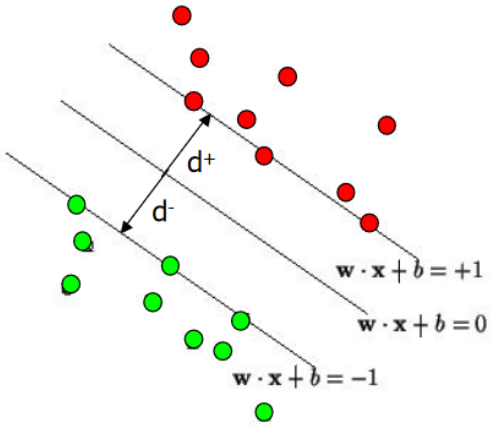



Figure 4.2 – Hyperplan optimale et marge maximale d'un SVM.

Le vecteur $w$ des poids des caractéristiques et le biais $b$ sont déterminés par le problème d'optimisation du « SVM à marges molles » de Cortes & Vapnik [1995] :

$$\begin{aligned} \min_{w,b} \quad & \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{l}\xi_i \\ \text{s.c.} \quad & y_i(w^T + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0. \end{aligned}$$

où $C$ est la constante de régularisation pour éviter un sur-apprentissage ou le sous-apprentissage, les $\xi_i$ sont des variables ressort (*slack variables*) qui permettent à des points de se retrouver dans la marge.

La classification par SVM ne s'applique que lorsque les exemples d'apprentissage des classes sont linéairement séparables. Cependant, ils ne le sont pas toujours dans l'espace $\mathcal{X}$. Ainsi, une fonction « noyau » (*kernel*) $K : \mathcal{X} \longrightarrow \mathcal{F}$ doit être choisie pour transformer chaque donnée entrée $x$ de l'espace original $\mathcal{X}$ vers un nouvel espace $\mathcal{F}$ dite de caractéristiques dans lequel les classes sont linéairement séparables. Par

1. La plus petite distance entre les échantillons d'apprentissage et l'hyperplan séparateur
2. `http://web.mit.edu/6.034/wwwbob/svm-notes-long-08.pdf`

conséquent, la fonction de classification s'écrit

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i K(x, x_i) + b$$

où les $\alpha_i$ sont les coefficients de la combinaison linéaire des exemples d'apprentissage égale à $w$ ($w = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i x_i$) [Ben-Hur & Weston, 2010]. Parmi les multiples formes qu'il peut prendre, le noyau peut être, par exemple, soit linéaire($K(x, x_i) = x^T x_i + c$), soit polynomial ($K(x, x_i) = (\gamma x^T x_i + c)^d$), soit Gaussien ou RBF[3] ($K(x, x_i) = \exp -\gamma \|x - x_i\|$), soit une sigmoïde ($K(x, x_i) = \tanh(\gamma x^T x_i + c)$) [Amami *et al.* , 2015].

#### 4.2.1.3 *k*-plus-proches-voisins (kNN)

L'algorithme *k*-plus-proches-voisins est un algorithme très simple qui consiste à affecter à un nouvel objet la classe majoritaire $y'$ parmi ceux des $k$ points d'exemples d'entrainement $\{(x_i, y_i)\}_{1:k}$, les plus proches du point $x'$ de cet objet selon la métrique $d$ choisie. Ainsi, trois éléments clés influencent l'efficacité de la classification :

1. les données d'entrainement dont le nombre s'il est très grand peut rendre chère le processus de classification, car la distance du nouvel objet à chaque point annoté, est calculée ;
2. le nombre de voisins (c'est-à-dire la valeur de $k$) qui ne doit être ni très petit (sensibilité aux bruits / *outliers*), ni très grand (risque d'avoir dans le voisinage beaucoup de points d'une autre classe). La sensibilité au nombre de voisins peut être atténuée en pondérant les points par leur distance à l'objet à classer. Il a été proposé plusieurs variante de cette stratégie de « vote pondéré par la distance », comme par exemple :
   — $y' = \underset{c}{\text{argmax}} \sum_{(x_i, y_i)} \frac{1}{Dis(x', x_i)^2} \times I(c = y_i)$ [Dudani, 1976]

$$\text{où } I(c = y_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } c \text{ est égal à } y_i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

3. *radial base function*

— $y' = \underset{c}{\text{argmax}} \sum_{(x_i, y_i)} w_i \times I(c = y_i)$ [Gou *et al.* , 2011]

$$\text{avec } w_i = \begin{cases} \frac{Dis(x,d_k) - Dis(x,d_i)}{Dis(x,d_k) - Dis(x,d_1)} & \text{si } Dis(x,d_k) \neq Dis(x,d_1) \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

3. la métrique de calcul de distance qui doit être adéquate pour le type de donnée et la tâche, comme par exemple, la distance cosinus qui est préférable à la distance euclidienne pour la classification de documents, la deuxième métrique se dégradant lorsque le nombre d'attributs augmente.

#### 4.2.1.4 Arbre de décision

Un arbre de décision est structure arborescente utilisée en fouille de données pour associer un label prédéfini à des objets (classification), ou prédire la valeur d'une variable continue (régression). Il comprend des noeuds internes qui correspondent chacun à un test sur la valeur d'un attribut (test uni-varié), des arêtes correspondant à une sortie du test, et enfin des feuilles ou noeuds terminaux qui correspondent chacune à une prédiction. La classification d'un nouvel objet $x$ faire passer successivement les tests en fonction des valeurs des attributs de $x$, de la racine jusqu'à une feuille dont le label est retourné comme classe de $x$ (Algorithme 3).

**Algorithme 3 :** Classification d'un objet à l'aide d'un arbre de décision

**Données :** Objet $x$, Arbre $A$
**Résultat :** label

```
n := racine(A) ;
tant que n n'est pas une feuille faire
    Effectuer sur x le test associé à n;
    n := noeud fils de n correspondant au résultat du test ;
retourner le label associé à la feuille n;
```

La construction de l'arbre (phase d'apprentissage) consiste à générer une hiérarchie de tests, aussi courte que possible, qui divise successivement l'ensemble $S$ d'exemples d'apprentissage en sous-ensembles disjoints de plus en plus pures[4]. L'arbre est construite de la racine aux feuilles en divisant les données d'entraînement $S_t$ à chaque nœud ($t$) de sorte à minimiser le degré d'impureté des sous-ensemble d'exemples $S_{t_i}$ dans les nœuds fils ($t_i$). Le critère de coupe est généralement défini à partir d'une métrique d'impureté comme par exemple :

4. homogénéité des labels

— l'entropie de la distribution des classes dans $S_t$ :
$h_C(S_t) = -\sum_{c \in C} [p(c|S_t) \log_2 p(c|S_t)]$ ;
— l'indice de Gini mesurant la divergence entre les distributions de probabilité des valeurs de la variable prédite : $g_C(S_t) = 1 - \sum_{c \in C} [p(c|S_t)]^2$ ;
— l'erreur de classification définie par : $e_C(S_t) = 1 - \max_{c \in C} [p(c|S_t)]$.

Pour ces métriques, $p(c|S_t)$ représente la proportion d'exemples du nœud $t$ appartenant à $c$, et $S_t$ représente . Parmi les critères de séparation les plus populaires associés à ces métriques d'impureté, on retrouve :

— le gain d'information apporté par le test $t$ portant sur l'attribut $a$ (qui divise $S_t$ en des sous-ensembles $S_{t_i}$) utilisant l'entropie comme métrique d'impureté, et est définie par la différence entre l'entropie de $t$ et l'entropie moyenne des fils de $t$ :
$ig(S_t, a) = h_C(S_t) - i(S_t, t, a) = h_C(S_t) - \sum_{S_{t_i}} \frac{|S_{t_i}|}{|S_t|} \cdot h_C(S_{t_i})$;
— le rapport des gains, qui corrige le gain d'information, biaisé en faveur des tests ayant un grand nombre d'alternatives (sorties du nœud), en prenant en compte l'information intrinsèque $h_t(S_t)$ de la séparation de $S_t$ suivant le test $t$ en sous-ensembles $S_{t_i}$ :
$gr(S_t, t, a) = \frac{ig(S_t,t,a)}{h_t(S_t)}$ avec $h_t(S_t) = \sum_i \frac{|S_{t_i}|}{|S_t|} \log_2 \left( \frac{|S_{t_i}|}{|S_t|} \right)$
— le critère binaire de "doublage" (*twoing criteria*) qui ne s'emploie que pour les arbres binaires :
$tc(t) = \frac{P(S_{t_R}|S_t)P(S_{t_L}|S_t)}{4} \left[ \sum_{c \in C} |p(c|t_L) - p(c|t_R)| \right]^2$ où $P(S_{t_R}|S_t)$ et $P(S_{t_L}|S_t)$ sont les proportions de $S_t$ qui vont respectivement dans les fils $t_R$ et $t_L$ après séparation suivant le test $t$.

Les variables nominales peuvent être divisées soit en utilisant autant de partitions que de valeurs distinctes (partition multiple), soit uniquement en des partitions binaires suivant des tests booléens (partition binaire) nécessitant de rechercher la division optimale. Les variables numériques sont divisées quant à elles soit suivant par discrétisation de leur domaine les transformant en variables catégoriques ordinales, soit en recherchant la meilleure division binaire parmi toutes les séparations possibles.

La construction de l'arbre est une division récursive qui peut continuer tant qu'il est possible d'améliorer la pureté des nœuds, ce qui peut engendrer un arbre très grand résultant en un sur-apprentissage [5], et une forte complexité temporelle et spa-

5. Un modèle trop précis a un très faible taux d'erreur sur les données d'entraînement (erreur

tiale lors de la prédiction. Pour s'arrêter plus tôt ("pré-élagage"), plusieurs conditions sont possibles comme par exemple, l'atteinte par la taille des données ($|S_t|$) d'un seuil minimum, ou l'atteinte par l'arbre d'une profondeur maximale, ou l'amélioration du critère de division est très faible, etc. Le post-élagage [6] est appliqué après construction de l'arbre toujours dans le but de minimiser le sur-apprentissage et la complexité. Le post-élagage peut consister par exemple, soit à simplement et rapidement éliminer successivement les feuilles si cela ne fait pas croître le taux d'erreur sur $S$ (« élagage basé sur la réduction du taux d'erreur »), et remplacer chaque nœud par sa classe majoritaire, soit à éliminer successivement les sous-arbres qui minimisent $\frac{erreur(elagage(A,A'),S)-erreur(A,S)}{\|feuille(A)\|-\|feuille(elagage(A,A'))\|}$ (« stratégie coût-complexité »).

Les algorithmes de construction d'arbres diffèrent ainsi par leur critère de séparation, leur stratégie d'élagage, et leur capacité à gérer les types d'attributs, les valeurs manquantes et extrêmes. Singh & Gupta [2014] comparent ainsi les deux algorithmes CART (critère de « doublabe », élagage coût-complexité) et C4.5 (rapport des gains, élagage à réduction d'erreur).

#### 4.2.1.5 Analyses discriminantes linéaires et quadratiques

L'analyse discriminante comprend l'ensemble des méthodes déterminant les combinaisons linéaires de variables qui permettent de séparer le mieux possible $K$ catégories ou variables qualitatives. Les analyses linéaires et quadratiques sont des méthodes probabilistes basées sur la probabilité conditionnelle d'appartenance d'un objet $X$ à une classe $y_k$ :

$$P(Y = y_k|X) = \frac{P(Y = y_k)P(X|Y = y_k)}{P(X)} = \frac{P(Y = y_k)P(X|Y = y_k)}{\sum_{j=1}^{K} P(Y = y_j)P(X|Y = y_j)}.$$

La classe de $X$ est donc $y_{k*} = \underset{k}{\operatorname{argmax}}\, P(Y = y_k|X) = P(Y = y_k)P(X|Y = y_k)$ car le dénominateur est le même pour toutes les classes. Dans cette expression, $P(Y = y_k)$ est la proportion d'exemples de classes $y_k$ dans l'ensemble des données d'apprentissage. Il ne reste donc qu'à déterminer $P(X|Y = y_k)$, pour trouver $y$. Deux hypothèses simplifient les calculs :

1. l'hypothèse de normalité statuant que la probabilité conditionnelle $P(X|Y)$

d'apprentissage) mais un fort taux d'erreur pour les données de test (erreur de test).

6. Suppression de sous-arbres superflus ou en trop après génération de l'arbre.

suit une loi normale multidimensionnelle :

$$P(X|Y = y_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi det(\sum_k)}} e^{-\frac{1}{2}(X-\mu_k)\sum_k^{-1}(X-\mu_k)'}$$

$\mu_k$ étant le centre de gravité conditionnelle, et $\sum_k$ la matrice de variance covariance conditionnelle ;

2. l'hypothèse d'homoscédasticité statuant que les matrices de variance co-variance conditionnelles sont identiques i.e. :

$$\forall j, k \in \{1, ..., K\}, \sum_j = \sum_k = \sum.$$

L'analyse discriminante linéaire (LDA) est définie par une simplification de $P(X|y_k)$ sous ces deux hypothèses. En effet, grâce à la proportionnalité de la probabilité conditionnelle à :$\ln[P(X|y_k)] \propto -\frac{1}{2}(X-\mu_k)\sum^{-1}(X-\mu_k)'$, on déduit une fonction discriminante (ou de classement) linéaire proportionnelle à $P(y_k|X)$ :

$$d(y_k, X) = \ln[P(Y = y_k)] + \mu_k \sum^{-1} X' - \frac{1}{2}\mu_k \sum^{-1} \mu_k'.$$

Ainsi $y_{k*} = \underset{k\in\{1,...,K\}}{\text{argmax}}\, d(y_k, X)$.

L'analyse discriminante quadratique (QDA) considère l'hétéroscédasticité (i.e. $\exists k \neq j, \sum_k \neq \sum_j$), et donc ne s'appuie que sur la 1e hypothèse (multinormalité). Dans ce cas, on obtient une règle quadratique de classification $k* = \underset{k\in\{1,...,K\}}{\text{argmax}}\, Q_k(X)$ où :

$$Q_k(X) = (x-\mu_k)' \sum_k^{-1} (x-\mu_k) - 2\ln(\pi_k) + \ln(det(\sum_k))$$

est la fonction quadratique de classement de la classe $k$.

### 4.2.2 Algorithmes dédiés aux textes

Les algorithmes dédiés aux textes intègrent leur propre représentation de document, contrairement aux algorithmes opérant sur dans des espaces vectorielles aux axes et poids paramétrables à volonté comme le SVM. Actuellement, les algorithmes NBSVM [Wang & Manning, 2012] et FastText [Grave *et al.* , 2017] sont les plus populaires pour la classification de documents avec une très bonne précision pour l'analyse de sentiments.

#### 4.2.2.1 NBSVM

Le NBSVM [Wang & Manning, 2012] est un classifieur binaire (deux labels $\{-1;1\}$) dont le principe consiste à transformer les poids $f^{(k)}$ caractéristiques $V$ des textes $x^{(k)}$, réduites à leur simple présence $\widehat{f}^{(k)}$ en réalisant leur produit élément à élément ($\overset{\sim}{f}^{(k)} = r \circ \widehat{f}^{(k)}$) avec le vecteur de poids $r$ du classifieurs bayésien multinomial (calculé avec le vecteur présence de caractéristique) : $r = \log\left(\frac{p/||p||_1}{q/||q||_1}\right)$ avec $p = \alpha + \sum_{k:y^{(k)}=1} f^{(k)}$, $q = \alpha + \sum_{k:y^{(k)}=-1} f^{(k)}$. L'ensemble des caractéristiques $V$ est constitué de n-grammes de mots. Le nouveau vecteur issu de ce produit représente le texte ($x^{(k)} = \overset{\sim}{f}^{(k)}$) en entrée d'un SVM classique. La classe de $x^{(k)}$ est prédite par : $y^{(k)} = sign(\mathbf{w}^T x^{(k)} + b)$, $\mathbf{w}$ et $b$ étant appris lors de l'entraînement du SVM. Une interpolation entre le bayésien multinomial et le SVM est nécessaire pour assurer la robustesse du NBSVM et des performances excellentes pour toute tâche de classification de documents ; les poids $\mathbf{w}$ sont réajustés par le model $\mathbf{w}' = (1-\beta)\overline{w} + \beta\mathbf{w}$, où $\overline{w} = ||\mathbf{w}||_1/|V|$ et $\beta \in [0;1]$.

#### 4.2.2.2 FastText

FastText [Grave *et al.* , 2017], quant à lui, est un modèle de réseau de neurones dont l'architecture est semblable à celle de la variante CBOW de la méthode de plongement sémantique Word2Vec dans laquelle le mot du milieu a été remplacé par le label de la classe du texte et au dessus de laquelle la fonction softmax $f(z) = \left[\frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^{K} e^{z_k}}\right]_{\forall j \in \{1,\dots,K\}}$ est rajoutée pour réaliser la classification à partir de la représentation distribuée du texte. La phase d''entraînement consiste à minimiser la fonction objectif $-\frac{1}{N} y_n \cdot \sum_{n=1}^{N} y_n \cdot \log f(B \cdot A \cdot x_n)$ qui estime la distribution de probabilité des classes.

### 4.2.3 Techniques d'amélioration de l'efficacité

La faible quantité [Ruparel *et al.* , 2013] et le déséquilibre des données sont susceptibles d'être des obstacles à l'entraînement des modèles de classification. De nombreuses techniques permettent néanmoins d'optimiser l'apprentissage en fonction des données. La sélection de modèle consiste à choisir les meilleures valeurs des hyper-paramètres (par exemple $C$ et $\gamma$ chez le SVM) en testant différentes combinaisons de valeurs candidates sur une fraction de la base d'entraînement (base de

développement). La combinaison de classifieurs est aussi une méthode très étudiée [Kittler *et al.* , 1996; Kuncheva, 2004; Tulyakov *et al.* , 2008] notamment par l'exemple des forêts aléatoires [Breiman, 2001], ou de SVM ensembliste (*Ensemble SVM*) [Dong & Han, 2005]. Par ailleurs, La représentation vectorielle des textes résulte généralement en des vecteurs de haute dimension dont les coordonnées sont en majorité nulle, colinéaire, ou plus efficaces si combinées. Par conséquent, les techniques de réduction ou transformation des dimensions, comme les analyses discriminantes, permet de d'obtenir des vecteurs plus efficaces pour la classification.

## 4.3 Application du PLS à la classification des textes

La méthode ou l'analyse des moindres carrés partiels PLS [Wold, 1966] explique la dépendance entre une ou plusieurs variables $y$ (dite dépendantes) et des variables $X = x_1, x_2, ..., x_p$ (dites explicatives ou indépendantes). Elle consiste principalement à transformer les variables explicatives en un nombre réduit de composantes principales orthogonales $t_1, t_2, ..., t_h$. Il s'agit donc d'une méthode de réduction de dimension au même titre que l'analyse de composantes principale, l'analyse discriminante linéaire (LDA), et l'analyse discriminante quadratique (QDA). Les composantes $t_h$ sont construites par étapes en appliquant l'algorithme du PLS de façon récurrente sur les données mal prédites (résidus). Plus précisément, à chaque itération $h$, la composante $t_h$ est calculée par la formule $t_h = w_{h1}x_1 + \cdots + w_{hj}x_j + \cdots + w_{hp}x_p$ dont les coefficients $w_{hj}$ sont à estimer. L'analyse PLS présente plusieurs avantages [Lacroux, 2011] dont la robustesse au problème de haute-dimension[7] comme on peut l'observer dans nos données (faible quantité de données annotées), et aussi prend en compte la multicolinéarité qui peut exister entre les variables explicatives, notamment quand celles-ci sont des mots/termes co-occurrents dans les documents. Cette méthode est étendue et appliquée avec succès pour divers problèmes de régression [Lacroux, 2011] ou de classification de données vectorielles en général [Liu & Rayens, 2007; Durif *et al.* , 2017; Bazzoli & Lambert-Lacroix, 2018], et de textes en particulier [Zeng *et al.* , 2007]. Nous nous sommes intéressés particulièrement à deux extensions : la régression Gini-PLS [Mussard & Souissi-Benrejab, 2018] dont l'intérêt est de réduire la sensibilité aux valeurs aberrantes des variables, et la méthode Logit-PLS [Tenenhaus, 2005] combinant la régression logistique et la PLS. Une combinaison de ces deux approches (Logit-Gini-PLS) est décrite dans la suite de cette section (Section § 4.3.3.2).

7. Lorsque le nombre de variables explicatives est très grand devant le nombre d'observations.

### 4.3.1 L'opérateur Gini covariance

Soit $\bar{x}_k$ la moyenne arithmétique de la variable $x_k$. L'opérateur de Gini covariance proposé par Schechtman & Yitzhaki [2003], encore appelé opérateur co-Gini est donné par :

$$\mathrm{cog}(x_\ell, x_k) := \mathrm{cov}(x_\ell, F(x_k)) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_{i\ell} - \bar{x_\ell})(\hat{F}(x_{ik}) - \bar{F}_{x_k}), \tag{4.3.1}$$

où $\hat{F}(x_k)$ est la fonction de répartition de $x_k$, $\bar{F}_{x_k}$ sa moyenne, avec $\ell \neq k = 1, \ldots, K$. Lorsque $k = \ell$ le co-Gini mesure la variabilité entre une variable et elle-même (l'équivalent de la variance mesurée sur la norme $\ell_2$). Le co-Gini est une mesure basée sur la distance de Manhattan (distance de métrique $\ell_1$), en effet :

$$\frac{1}{N^2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}|x_{ik} - x_{jk}| = 4\mathrm{cog}(x_k, x_k).$$

D'autre part, lorsque $k \neq \ell$, le co-Gini produit une mesure de la variabilité jointe entre deux variables. Puisque le co-Gini n'est pas symétrique :

$$\mathrm{cog}(x_k, x_\ell) := \mathrm{cov}(x_k, F(x_\ell)) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_{ik} - \bar{x_k})(\hat{F}(x_{i\ell}) - \bar{F}_{x_\ell}).$$

Définissons les rangs croissants d'une variable alétoire afin de fournir un estimateur de $F$,

$$R_\uparrow(x_{i\ell}) := N\hat{F}(x_{i\ell}) = \begin{cases} \#\{x \leq x_{i\ell}\} & \text{si aucune observation similaire} \\ \frac{\sum_{i=1}^{p}\#\{x \leq x_{i\ell}\}}{p} & \text{s'il existe } p \text{ valeurs similaires } x_{i\ell}. \end{cases}$$

Alors, un estimateur du co-Gini est donné par,

$$\widehat{\mathrm{cog}}(x_\ell, x_k) := \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_{i\ell} - \bar{x_\ell})(R_\uparrow(x_{ik}) - \bar{R}_{\uparrow_{x_k}}),\ \forall k, \ell = 1, \ldots, K, \tag{4.3.2}$$

avec $\bar{R}_{\uparrow_{x_k}}$ la moyenne arithmétique du vecteur rang de la variable $x_k$.

### 4.3.2 Gini-PLS

Le premier algorithme Gini-PLS a été proposé par Mussard & Souissi-Benrejab [2018]. Nous le décrivons dans les lignes qui suivent. Il s'agit d'une méthode de compression avec débruitage qui consiste à réduire les dimensions de l'espace généré par $X$ afin de trouver des composantes principales débruitées, dans le même esprit qu'une ACP débruitée, néanmoins l'approche est supervisée dans la mesure où une variable cible $y$ est prise en compte dans le changement d'espace. Le sous-espace formé par les composantes principales $\{t_1, t_2, \cdots\}$ est construit de telle sorte que le lien entre les variables explicatives $X = [x_1, x_2, \cdots]$ et la cible $y$ est maximisé.

• **Étape 1 :** La régression Gini permet de concevoir un nouveau type de lien entre la variable expliquée et les variables explicatives tout en évitant l'influence des valeurs aberrantes. Ceci est permis grâce notamment à l'opérateur co-Gini dans lequel le rôle de la variable explicative est remplacé par celui de son vecteur rang dans un espace muni d'une métrique $\ell_1$. Ainsi, il est possible de créer un nouveau vecteur de poids $w_1$ qui renforce le lien (co-Gini) entre la variable expliquée $y$ et les régresseurs $X$ dans le cadre d'une régression (linéaire ou non linéaire).
La solution du programme,

$$\max \operatorname{cog}(y, Xw_1) \text{ , s.c. } \|w_1\| = 1 \text{ , est}$$

$$w_{1j} = \frac{\operatorname{cog}(y, x_j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{p} cog^2(y, x_j)}} \text{ , } \forall j = 1 \ldots, p \text{ .}$$

La pondération est équivalente à :

$$w_{1k} = \frac{\operatorname{cov}(y, R(x_k))}{\sqrt{\sum_{k=1}^{K} \operatorname{cov}^2(y, R(x_k))}} \text{ , } \forall k = 1 \ldots, K \text{ .}$$

Comme dans la régression PLS, on régresse $y$ sur la composante $t_1$ qui est construite de la manière suivante :

$$t_1 = \sum_{k=1}^{K} w_{1k} x_k \implies y = \hat{c}_1 t_1 + \hat{\varepsilon}_1 \text{ .}$$

• **Étape 2 :** On régresse le vecteur rang de chaque régreseur $R(x_k)$ sur la compo-

sante $t_1$ par moindres carrés ordinaires afin de récupérer les résidus $\hat{U}_{(1)k}$ :

$$R(x_k) = \hat{\beta} t_1 + \hat{U}_{(1)k} \, , \; \forall k = 1, \cdots, K \, .$$

On construit le nouveau vecteur de pondération en utilisant les rangs des résidus des régressions partielles :

$$\max \operatorname{cog}(\hat{\varepsilon}_1, \hat{U}_{(1)} w_2) \, , \text{ s.c. } \|w_2\| = 1 \implies w_{2k} = \frac{\operatorname{cog}(\hat{\varepsilon}_1, \hat{U}_{(1)k})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{K} \operatorname{cog}^2(\hat{\varepsilon}_1, \hat{U}_{(1)k})}}.$$

On utilise à présent les composantes $t_1$ et $t_2$ pour établir un lien entre $y$ et les régresseurs $x_k$ :

$$t_2 = \sum_{k=1}^{K} w_{2k} \hat{U}_{(1)k} \implies y = \hat{c}_1 t_1 + \hat{c}_2 t_2 + \hat{\varepsilon}_2 \, .$$

La validation croisée permet de savoir si $t_2$ est significative.

• **Étape $h$ :** Les régressions partielles sont réitérées en rajoutant l'influence de $t_{h-1}$ :

$$R(x_k) = \beta t_1 + \cdots + \gamma t_{h-1} + \hat{U}_{(h-1)k} \, , \; \forall k = 1, \cdots, K.$$

D'où, après maximisation :

$$w_{hk} = \frac{\operatorname{cog}(\hat{\varepsilon}_{h-1}, \hat{U}_{(h-1)k})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{K} \operatorname{cog}^2(\hat{\varepsilon}_{h-1}, \hat{U}_{(h-1)k})}} \, ,$$

$$t_h = \sum_{k=1}^{K} w_{hk} \cdot \hat{U}_{(h-1)k} \implies y = \alpha_2 + c_1 t_1 + \cdots + c_h t_h + \varepsilon_h \, .$$

La procédure s'arrête lorsque la validation croisée indique que la composante $t_h$ n'est pas significative. L'algorithme Gini-PLS1 est valable si toutes les composantes $t_h$ et $t_l$ sont orthogonales, $\forall h \neq l$.

La validation croisée permet de trouver le nombre optimal $h > 1$ de composantes à retenir. Pour tester une composante $t_h$, on calcule la prédiction du modèle avec $h$ composantes comprenant l'observation $i$, $\hat{y}_{h_i}$, puis sans l'observation $i$, $\hat{y}_{h_{(-i)}}$. L'opération est répétée pour tout $i$ variant de 1 à $n$ : on enlève à chaque fois l'observation $i$ et on ré-estime le modèle. [8] Pour mesurer la robustesse du modèle, on mesure l'écart

8. Les observations peuvent être éliminées par blocs *Cf.* Tenenhaus (1998), p. 77.

entre la variable prédite et la variable observée :

$$PRESS_h = \sum_i \left( y_i - \hat{y}_{h_{(-i)}} \right)^2 .$$

La somme des carrés résiduels obtenue avec le modèle à $(h-1)$ composantes est :

$$RSS_{h-1} = \sum \left( y_i - \hat{y}_{(h-1)_i} \right)^2 .$$

Le critère $RSS_h$ (Residual Sum of Squares) du modèle à $h$ composantes et $PRESS_h$ (PRedicted Error Sum of Squares) sont comparés. Leur rapport permet de savoir si le modèle avec la composante $t_h$ améliore la prédictibilité du modèle :

$$Q_h^2 = 1 - \frac{PRESS_h}{RSS_{h-1}} .$$

La composante $t_h$ est retenue si : $\sqrt{PRESS_h} \leq 0,95\sqrt{RSS_h}$. Autrement dit, lorsque $Q_h^2 \geq 0,0975 = (1 - 0,95^2)$, la nouvelle composante $t_h$ est significative, elle améliore la prévision de la variable $y$. Pour la significativité de la composante $t_1$, on utilise :

$$RSS_0 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2 .$$

### 4.3.3 Régressions Gini-PLS généralisée

Schechtman & Yitzhaki [2003] ont récemment généralisé l'opérateur co-Gini afin d'imposer plus ou moins de poids en queue de distribution. Notons $r_k = (R_\downarrow(x_{1k}), \ldots, R_\downarrow(x_{Nk}))$ le vecteur rang décroissant de la variable $x_k$, autrement dit, le vecteur qui assigne le rang le plus petit (1) à l'observation dont la valeur est la plus importante (et positive) $x_{ik}$ :

$$R_\downarrow(x_{ik}) := \begin{cases} N + 1 - \#\{x \leq x_{ik}\} & \text{pas d'observation similaire} \\ N + 1 - \frac{\sum_{i=1}^{p} \#\{x \leq x_{ik}\}}{p} & \text{si } p \text{ observations similaires } x_{ik}. \end{cases}$$

L'opérateur co-Gini est généralisé grâce au paramètre $\nu$ :

$$\text{cog}_\nu(x_\ell, x_k) := -\nu \text{cov}(x_\ell, r_k^{\nu-1});\ \nu > 1. \tag{4.3.3}$$

Afin de bien comprendre le rôle de l'opérateur co-Gini, revenons sur la mesure du

coefficient de corrélation linéaire généralisé au sens de Gini :

$$GC_\nu(x_\ell, x_k) := \frac{-\nu\text{cov}(x_\ell, r_k^{\nu-1})}{-\nu\text{cov}(x_\ell, r_\ell^{\nu-1})} \; ; \; GC_\nu(x_k, x_\ell) := \frac{-\nu\text{cov}(x_k, r_\ell^{\nu-1})}{-\nu\text{cov}(x_k, r_k^{\nu-1})}.$$

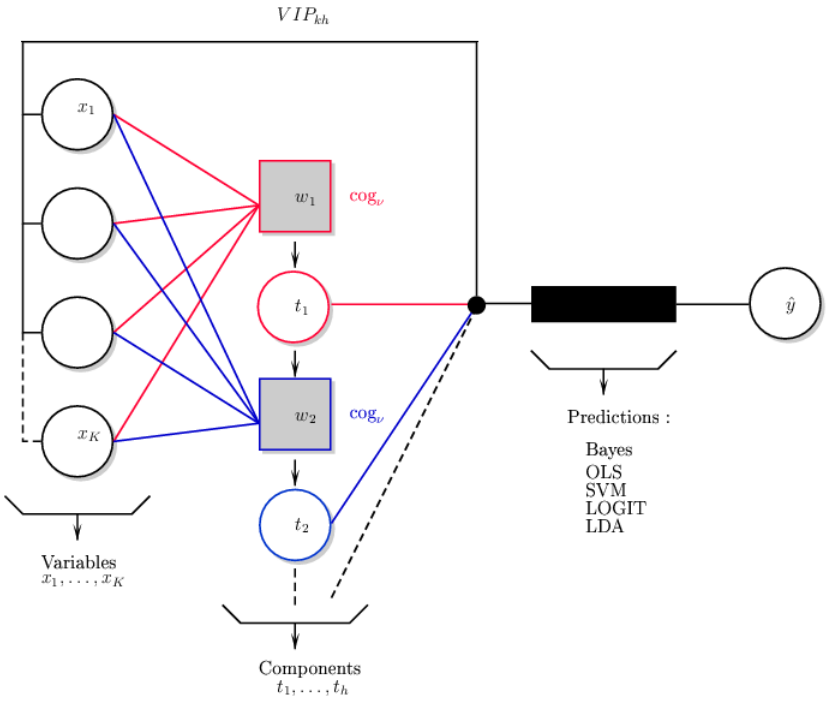
**Property 1 – Schechtman & Yitzhaki [2003] :**
(i) $GC_\nu(x_\ell, x_k) \leq 1$.
(ii) *Si les variables* $x_\ell$ *et* $x_k$ *sont indépendantes, pour tout* $k \neq \ell$, *alors* $GC_\nu(x_\ell, x_k) = GC_\nu(x_k, x_\ell) = 0$.
(iii) *Une transformation monotone des données* $\varphi$ *n'affecte pas le coefficient de corrélation,* $GC_\nu(x_\ell, \varphi(x_k)) = GC_\nu(x_\ell, x_k)$.
(iv) *Pour une transformation linéaire* $\varphi$, $GC_\nu(\varphi(x_\ell), x_k) = GC_\nu(x_\ell, x_k)$ [*comme le coefficient de corrélation de Pearson*].
(v) *Si* $x_k$ *et* $x_\ell$ *sont deux variables échangeables à une transformation linéaire près, alors* $GC_\nu(x_\ell, x_k) = GC_\nu(x_k, x_\ell)$.

Le rôle de l'opérateur co-Gini peut être expliqué de la manière suivante. Lorsque $\nu \to 1$, la variabilité des variables est atténuée de telle sorte que $\text{cog}_\nu(x_k, x_\ell)$ tend vers zéro (même si les variables $x_k$ et $x_\ell$ sont fortement corrélées). Au contraire, si $\nu \to \infty$ alors $\text{cog}_\nu(x_k, x_\ell)$ permet de se focaliser sur les queues de distribution $x_\ell$. Comme le montrent Olkin & Yitzhaki [1992], l'emploi de l'opérateur co-Gini atténue la présence d'outliers, du fait que le vecteur rang agit comme un instrument dans la régression de $y$ sur $X$ (régression par variables instrumentales).

Ainsi, en proposant une régression Gini-PLS basée sur le paramètre $\nu$, nous pouvons calibrer la puissance du débruitage grâce à l'opérateur co-Gini qui va localiser le bruit dans la distribution. Cette régression Gini-PLS généralisée devient une régression Gini-PLS régularisée où le paramètre $\nu$ joue le rôle de paramètre de régularisation.

#### 4.3.3.1 L'algorithme Gini-PLS généralisé

Dans ce qui suit nous généralisons la régression Gini-PLS de Mussard & Souissi-Benrejab [2018] avec renforcement du pouvoir de débruitage par l'intermédiaire du paramètre $nu$.




La première étape consiste à trouver des poids de débruitage associés à chaque variable $x_k$ afin d'en déduire la première composante $t_1$ (ou première variable latente). Cette opération est bouclée jusqu'à la composante $t_{h^*}$, où $h^*$ est le nombre optimal de variable latentes. Ainsi, le modèle est estimé :

$$y = \sum_{h=1}^{h^*} c_h t_h + \varepsilon_h. \tag{4.3.4}$$

La statistique $VIP_{hj}$ est mesurée afin de sélectionner la variable $x_j$ qui a l'impact significatif le plus important sur $y$ estimé. Les variables les plus significatives sont celles dont $VIP_{hj} > 1$ avec :

$$VIP_{hj} := \sqrt{\frac{p \sum_{\ell=1}^{h} Rd(y; t_\ell) w_{\ell j}^2}{Rd(y; t_1, \ldots, t_h)}}$$

et

$$Rd(y; t_1, \ldots, t_h) := \frac{1}{p} \sum_{\ell=1}^{h} \text{cor}^2(y, t_\ell) =: \sum_{\ell=1}^{h} Rd(y; t_\ell).$$

où $cor^2(y, t_\ell)$ est le coefficient de corrélation de Pearson entre $y$ et la composante $t_\ell$. Cette information est rétro-propagée dans le modèle (une seule fois) afin d'obtenir

les variables latentes $t_{h^*}$ et leurs coefficients estimés $\hat{c}_{h^*}$ sur les données d'entrainement. La variable cible $y$ est ensuite prédite grâce à (4.3.4). Cette prévision est comparée aux modèles standards SVM, LOGIT, Bayes et LDA lorsque les données tests sont projetées dans le sous-espace $\{t_1, \ldots, t_{h^*}\}$.

**Algorithme 4 :** Gini-PLS Généralisé

**Résultat :** Prédiction du juge $y = 0; 1$

**répéter**
  **répéter**
    $\max \text{cog}_v(y, w_h X)$ s.t. $\|w_h\| = 1 \Longrightarrow$ poids $w_h$ de $X$ ;
    MCO équation : $y = \sum_h c_h t_h + \varepsilon_h$ ;
    MCO équation : $R(x_j) = \sum_h \beta_h t_h + \epsilon_k \; \forall k = 1, \ldots, K$ ;
    $X := (\hat{\epsilon}_1, \ldots, \hat{\epsilon}_K)$ $y := \hat{\varepsilon}_h$ ;
  **jusqu'à** $h = 10$ $[h = h + 1]$;
  Mesurer $VIP_{kh}$, $Q_h^2$ ;
  Sélectionner le nombre optimal de composantes $h^*$ ;
**jusqu'à** $\nu = 14$ $[\nu = \nu + 2]$;
Déduire le paramètre optimal $\nu^*$ qui minimise l'erreur ;
**retourner** Prédiction $\hat{y}$ avec Gini-PLS $(h^*, \nu^*)$ ;
**retourner** Prédiction $\hat{y}$ avec SVM, LOGIT, Bayes, LDA sur les composantes $(t_1, \ldots, t_{h^*})$;

#### 4.3.3.2 L'algorithme LOGIT-Gini-PLS généralisé

Comme nous le constatons dans l'algorithme Gini-PLS généralisé que nous avons proposé dans le section précédente, les poids $w_j$ proviennent de l'opérateur co-Gini appliqué à une variable booléenne $y \in \{0; 1\}$. Afin de trouver les poids $w_j$ qui maximisent le lien entre les variables $x_j$ et la variable cible $y$, nous proposons d'utiliser la régression LOGIT, autrement dit, une sigmoïde qui est mieux adaptée aux variables booléennes. Ainsi, dans chaque étape de la régression Gini-PLS nous remplaçons la maximisation du co-Gini par la mesure de la probabilité conditionnelle suivante :

$$\mathbb{P}(y_i = 1 / X = X_i) = \frac{\exp\{X_i\beta\}}{1 + \exp\{X_i\beta\}} \qquad \text{(LOGIT)}$$

où $X_i$ est la $i$-ème ligne de la matrice $X$ (observation des caractéristiques/dimensions de la décision juridique $i$). L'estimation du vecteur $\beta$ se fait maximum de vraisemblance. On en déduit alors les pondérations $w_j$ :

$$w_j = \frac{\beta_j}{\|\beta\|}$$

L'algorithme LOGIT-Gini-PLS généralise est donc le suivant :

**Algorithme 5 :** LOGIT-Gini-PLS Généralisé

**Résultat :** Prédiction du juge $y = 0; 1$
**répéter**
  **répéter**
    LOGIT équation : $\Longrightarrow$ poids $w_j$ de $X$ ;
    MCO équation : $y = \sum_h c_h t_h + \varepsilon_h$ ;
    $X := (\hat{\epsilon}_1, \ldots, \hat{\epsilon}_K)$ $y := \hat{\varepsilon}_h$ ;
  **jusqu'à** $h = 10$ $[h = h + 1]$;
  Mesurer $VIP_{kh}$, $Q^2_h$ ;
  Sélectionner le nombre optimal de composantes $h^*$ ;
**jusqu'à** $\nu = 14$ $[\nu = \nu + 2]$;
Déduire le paramètre optimal $\nu^*$ qui minimise l'erreur ;
**retourner** Prédiction $\hat{y}$ avec Gini-PLS $(h^*, \nu^*)$ ;
**retourner** Prédiction $\hat{y}$ avec SVM, LOGIT, Bayes, LDA sur les composantes $(t_1, \ldots, t_{h^*})$;

## 4.4 Expérimentations et résultats

Nous discutons ici les performances de divers algorithmes populaires et l'impact de la quantité et du déséquilibre des données, de l'heuristique, et de la restriction explicite des documents aux passages relatifs à la catégorie de demandes, ainsi que leur capacité à faire abstraction des autres demandes du document. Ces expériences visent aussi à comparer l'efficacité du Gini-Logit-PLS par rapport à d'autres analyses discriminantes. Comme Im *et al.* [2017], différentes combinaisons d'algorithmes de classification et méthodes de pondération sont comparées ; ce qui représente un total de 8 algorithmes * 11 métriques globales * 5 métriques locales = 440 configurations (+ 2 algorithme i.e. FastText et NBSVM). La méthode Gini-Logit-PLS réalisant une projection dans un espace de petite dimension, elle a été comparée aussi à d'autres méthode de réduction de dimension.

### 4.4.1 Protocole d'évaluation

Deux métriques d'évaluation sont utilisées : la précision et la F1-mesure. Pour tenir compte du déséquilibre entre les classes, la moyenne macro est préférée. Il s'agit de l'agrégation de la contribution individuelle de chaque classe : $F1_{macro} = \frac{2 \times P_{macro} \times R_{macro}}{P_{macro} + R_{macro}}$, où les macro-moyennes de la précision ($P_{macro}$) et du rappel ($R_{macro}$) sont calculées en fonction des nombres moyens de vrais positifs ($\overline{TP}$), faux positifs ($\overline{FP}$), et faux négatifs ($\overline{FN}$) comme suit [Van Asch, 2013] : $P_{macro} = \frac{\overline{TP}}{\overline{TP} + \overline{FP}}$, $R_{macro} = \frac{\overline{TP}}{\overline{TP} + \overline{FN}}$.

Les données utilisées sont une restriction, des données du chapitre précédent, aux

documents n'ayant qu'une seule demande annotée pour chacune des catégories de demande. Le déséquilibre entre les classes est illustrée par la figure 4.3. En effet, les demandes sont en majorité rejetées pour les catégories ACPA, CONCDEL, DANAIS et STYX. Le contraire est observé pour DCPPC, et le rapport est légèrement équilibré pour DORIS.

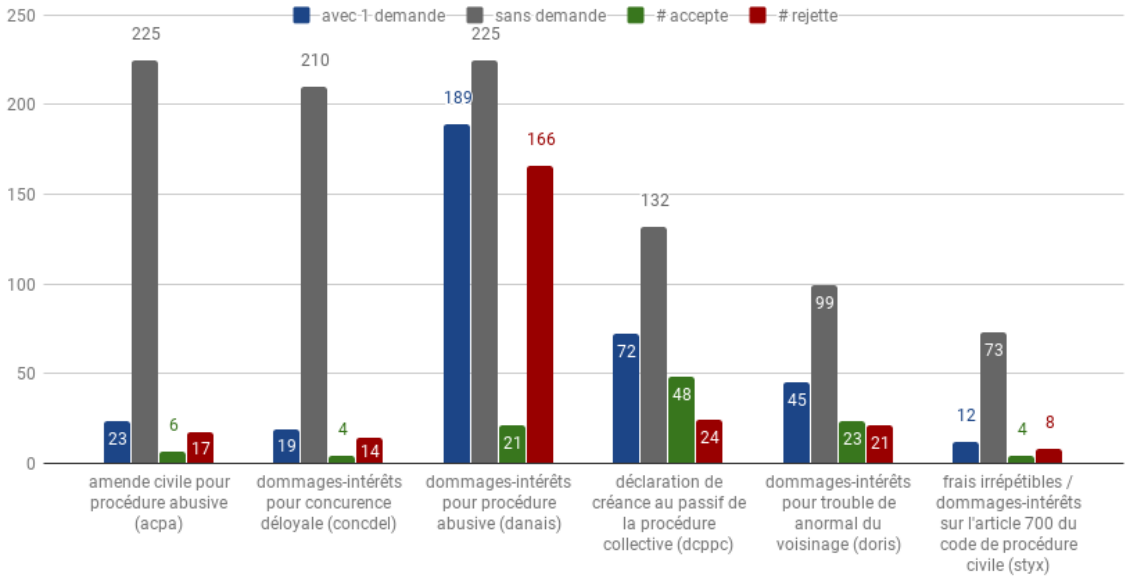



Figure 4.3 – Répartition des documents à une demande de la catégorie considérée.

L'efficacité des algorithmes dépend souvent des valeurs de méta-paramètres dont il faut déterminer des valeurs optimales. Scikit-learn implémente deux stratégies de recherche des ces valeurs : RandomSearch et GridSearch. Malgré la rapidité de la méthode RandomSearch, elle est non déterministe et les valeurs qu'elle trouve donnent une prédiction moins précise que les valeurs par défaut. Idem pour la méthode GridSearch, qui est très lente, et donc peu pratique face au grand nombre de configurations à évaluer. Par conséquent, les valeurs utilisées pour les expérimentations sont les valeurs par défaut définies par Scikit-learn (Tableau 4.1).

### 4.4.2 Classification de l'ensemble du document

En représentant l'ensemble du document à l'aide de diverses représentations vectorielles, les algorithmes sont comparés avec les représentations qui leurs sont optimales. On remarque d'après les résultats du Tableau 4.2 que les arbres sont en moyenne meilleurs sur l'ensemble des catégories même si en moyenne la F1-mesure

| algorithmes | hyper-paramètres |
|---|---|
| SVM | $C = 1.0; \gamma = \frac{1}{n\_features * var(X)}; noyau = RBF$ (fonction de base radiale) |
| KNN | $k = 5, weights =' uniform', algorithm =' auto'$ |
| LDA | $solver =' svd', n\_components = 10^9$ |
| QDA | |
| Arbre | critère de séparation='gini' |
| NBSVM | $--ngram = 123, linearSVM,$ |
| FastText | -minCount=5, -wordNgrams=1, -lr=0.05, |
| Gini-PLS | $h = n\_components = 10$ |
| Logit-PLS | $h = n\_components = 10$ |
| Gini-Logit-PLS | $h = n\_components = 10; \nu = 14$ |

Tableau 4.1 – Valeurs utilisées pour les méta-paramètres des algorithmes de classification.

moyenne est limité à 0.668. Les résultats des extensions du PLS ne sont pas très éloignées de ceux des arbres avec des différences de F1 à moins de 0.1 (si on choisit le bon schéma de "vectorisation").

ajouter les F1 ou erreur de rejette et de accepte
mettre aussi en avant les analyses discriminantes comme réducteur de dimension et comme classifieurs

| Vecteur | algorithme | F1 | min | Cat. min | max | Cat. max | F1 - 1erF1 | max - min | rang |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| GSS*TF | Arbre | 0.668 | 0.5 | doris | 0.92 | dcppc | 0 | 0.42 | 1 |
| AVG-G*TF | LogitPLS | 0.648 | 0.518 | danais | 0.781 | dcppc | 0.02 | 0.263 | 13 |
| AVG-G*TF | StandardPLS | 0.636 | 0.49 | danais | 0.836 | dcppc | 0.032 | 0.346 | 24 |
| DELTADF*TF | GiniPLS | 0.586 | 0.411 | danais | 0.837 | dcppc | 0.082 | 0.426 | 169 |
| DELTADF*TF | GiniLogitPLS | 0.578 | 0.225 | styx | 0.772 | dcppc | 0.09 | 0.547 | 220 |
| - | NBSVM | 0.494 | 0.4 | styx | 0.834 | dcppc | 0.174 | 0.434 | |
| - | FastText | 0.412 | 0.343 | doris | 0.47 | danais | 0.256 | 0.127 | |

Tableau 4.2 – Comparaison des algorithmes sur une représentation globale des documents pour la détection du sens du résultat.

Les scores F1 moyens des algorithmes NBSVM et FastText n'excédent en général pas 0.5 malgré qu'ils soient spécialement conçus pour les textes. On peut estimer qu'ils sont très sensibles au déséquilibre des données entre les catégories (plus de rejets que d'acceptations), soit il est plus difficile de détecter l'acceptation des demandes. En effet, ces algorithmes classent toutes les données test avec le label (sens) majoritaire i.e. le rejet, et par conséquent, ils ne détectent quasiment pas d'acceptation de demande. Le cas des catégories DORIS et DCPPC pour le NBSVM ($F1_{macro} = 0.834$) tend à démontrer la forte sensibilité aux cas négatifs de ces algorithmes puisque même avec presque autant de labels "accepte" que "rejette", la F1-mesure de "rejette" est toujours supérieure à celle de "accepte" (Tableau 4.3).

### 4.4.3 Réduction du document aux régions comprenant le vocabulaire de la catégorie

Etant donné que les décisions portent sur plusieurs catégories de demande, nous avons expérimenté la restriction du document aux passages comprenant du vocabulaire de la catégorie d'intérêt : demande, résultat, résultat antérieur (resultat_a), para-

| Cat. Dmd. | Algo. | Préc. | Préc. équi. | err-0 | err-1 | f1-0 | f1-1 | $F1_{macro}$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **dcppc** | nbsvm | 0.875 | 0.812 | 0.375 | 0 | 0.752 | 0.916 | **0.834** |
| danais | fasttext | 0.888 | 0.5 | 0 | 1 | 0.941 | 0 | 0.47 |
| danais | nbsvm | 0.888 | 0.5 | 0 | 1 | 0.941 | 0 | 0.47 |
| concdel | fasttext | 0.775 | 0.5 | 0 | 1 | 0.853 | 0 | 0.437 |
| concdel | nbsvm | 0.775 | 0.5 | 0 | 1 | 0.873 | 0 | 0.437 |
| acpa | fasttext | 0.745 | 0.5 | 0 | 1 | 0.853 | 0 | 0.426 |
| acpa | nbsvm | 0.745 | 0.5 | 0 | 1 | 0.853 | 0 | 0.426 |
| doris | nbsvm | 0.5 | 0.492 | 0.85 | 0.167 | 0.174 | 0.63 | 0.402 |
| dcppc | fasttext | 0.667 | 0.5 | 1 | 0 | 0.8 | 0 | 0.4 |
| styx | fasttext | 0.667 | 0.5 | 1 | 0 | 0.8 | 0 | 0.4 |
| styx | nbsvm | 0.667 | 0.5 | 0 | 1 | 0.8 | 0 | 0.4 |
| doris | fasttext | 0.523 | 0.5 | 1 | 0 | 0 | 0.686 | 0.343 |

$0 ==' accepte'; 1 ==' rejette'$

Tableau 4.3 – Détails des résultats de FastText et NBSVM.

graphes dans les motifs (motifs). Les combinaisons passages-représentation vectorielle-algorithme sont comparées dans le Tableau 4.4. Les résultats s'améliorent énormément avec les réductions, sauf pour la catégorie DORIS. La meilleure restriction combine les passages comprenant le vocabulaire de la catégorie dans la section Litige (demande et résultat antérieur), dans la section Motifs (contexte), et dans la section Dispositif (résultat).

| Cat. Dmd | zone | Vecteur (pondération) | classifieur | F1 |
|---|---|---|---|---|
| acpa | **demande_resultat_a_resultat_context** | **DBIDF*TF** | **Tree** | **0.846** |
| | litige_motifs_dispositif | DELTADF*TF | StandardPLS | 0.697 |
| | litige_motifs_dispositif | AVERAGEGlobals*TF | LogitPLS | 0.683 |
| concdel | **litige_motifs_dispositif** | **GSS*TF** | **Tree** | **0.798** |
| | motifs | IDF*TF | GiniLogitPLS | 0.703 |
| | context | DBIDF*LOGAVE | StandardPLS | 0.657 |
| danais | **demande_resultat_a_resultat_context** | **CHI2*AVERAGELocals** | **Tree** | **0.813** |
| | demande_resultat_a_resultat_context | AVERAGEGlobals*ATF | LogitPLS | 0.721 |
| | demande_resultat_a_resultat_context | AVERAGEGlobals*ATF | StandardPLS | 0.695 |
| dcppc | **demande_resultat_a_resultat_context** | **CHI2*TF** | **Tree** | **0.985** |
| | demande_resultat_a_resultat_context | CHI2*TF | LogitPLS | 0.94 |
| | litige_motifs_dispositif | MARASCUILO*TP | StandardPLS | 0.934 |
| doris | **litige_motifs_dispositif** | **DSIDF*TP** | **GiniPLS** | **0.806** |
| | litige_motifs_dispositif | DSIDF*TP | GiniLogitPLS | 0.806 |
| | litige_motifs_dispositif | IG*ATF | StandardPLS | 0.772 |
| styx | **motifs** | **DSIDF*TF** | **Tree** | **1** |
| | demande_resultat_a_resultat_context | DSIDF*LOGAVE | GiniLogitPLS | 0.917 |
| | litige_motifs_dispositif | RF*TF | GiniPLS | 0.833 |

Tableau 4.4 – Détection du sens du résultat : Comparaison des réductions du document.

## 4.5 Conclusion

L'étude de ce chapitre tente de simplifier l'extraction du sens du résultat rendu par les juges sur une demande du catégorie donnée. Elle a consisté à formuler le problème comme une tâche de classification de documents. On évite ainsi de passer par la détection ad-hoc [10] des passages et données à l'aide de termes-clés qui est un inconvénient de la méthode à règles du chapitre précédent car elle n'est peut-

10. i.e. spécialement conçu pour nos données.

être pas généralisable à tous types de décisions (i.e. il pourrait être nécessaire d'établir de nouvelles listes de mots-clés pour d'autres domaines). Au total dix algorithmes de classification on été expérimentés sur 55 méthodes de représentations vectorielles de texte. Nous avons remarqué que les résultats de classification sont principalement influencés par 3 caractéristiques de nos données. Tout d'abord, le très faible nombre d'exemples d'entraînement défavorise certains algorithmes (*outliers*), comme par exemple FastText qui nécessite plusieurs milliers d'exemples pour mettre à jour le pas du gradient (*learning rate*). Ensuite, le fort déséquilibre entre les classes ("accepte" vs. "rejette") rend difficile la reconnaissance de la classe minoritaire qui est généralement la classe "accepte". Le fort gap entre les erreurs sur "rejette" et celles sur "accepte", ainsi que les bons résultats obtenus sur DCPPC en sont la preuve. Enfin, la présence d'autres catégories de demande dans le document dégrade l'efficacité de la classification parce que les algorithmes ne parviennent pas seuls à retrouver les éléments en rapport direct avec la catégorie choisie. Ceci est démontré par l'impact positif de la restriction du contenu à classer à certains passages particuliers, même si la restriction adéquate est fonction de la catégorie.

Au final, les arbres de décision sont adaptés pour la tâche, mais l'usage du Gini-PLS et du Gini-Logit-PLS permet d'obtenir des performances assez proches de celles des arbres. Il serait intéressant de combiner ces variantes de l'analyse PLS, à d'autres comme le Sparse-PLS qui pourrait peut-être aider à résoudre le problème de vecteurs/matrices creuses dont sont victimes les représentations vectorielles de texte. Il existe aussi un grand nombre d'architectures neuronales pour la classification de document et de très grands nombres de métriques de pondération de termes pour la représentation des textes, mais aucune ne semble s'adapter à toutes les catégories. Par conséquent, une étude sur l'usage des représentations par plongement sémantique comme Word2vec, sent2vec ou doc2vec serait intéressante.

# Chapitre 5

# Modélisation des Circonstances Factuelles par regroupement non supervisé des documents

## 5.1 Introduction

Les circonstances factuelles définissent les contextes possibles dans lesquels une catégorie de demande peut être formulée (N'est-ce pas simplement la raison de la demande (accusation)). Les analyses descriptives ou prédictives ne prennent sens que lorsqu'elles sont appliquées à un ensemble de décisions aux circonstances similaires. Par exemple, il serait imprudent de considérer toutes les décisions pour analyser les chances d'acceptation d'une demande de dommages-intérêts fondée sur l'« article 700 du code de procédure civile » en cas de trouble de voisinage. Les taux d'acceptation ou de rejet peuvent être différents entre des affaires de licenciement et celles portant sur les troubles anormaux du voisinage, et même plus spécifiquement entre les troubles de voisinage entre particulier et entreprises. Il serait préférable de travailler uniquement avec des décisions similaires à la situation d'intérêt. L'identification des circonstances factuelles devient donc une étape préalable indispensable à l'analyse du résultat. Malheureusement, les circonstances sont très diverses et quasi infinies pour être identifier par classification supervisée à l'aide d'annotation manuelle d'exemples comme dans les chapitres précédent. Il est donc plus indiquer d'adopter une approche non-supervisée capable modéliser les circonstances factuelles à partir d'un corpus de documents d'une même catégorie de demande. Plus précisément, la méthode doit construire des sous-ensembles de décisions selon qu'elles traitent de contextes similaires. Les objectifs de ce chapitre sont d'expérimenter des algorithmes de regroupement (*clustrering*) et des métriques de similarité. Il démontre aussi qu'une distance entraînée sur des documents d'une catégorie de demande permet de mieux mesurer la (dis-) similarité sémantique définie par les circonstances factuelles.

## 5.2 Regroupement non-supervisé de documents

Cette section fait une synthèse bibliographique des différents aspects rentrant dans la conception d'un système de regroupement de documents. Elle aborde principalement le choix de l'algorithme, la définition d'une mesure de similarité adéquate, la représentation des documents, la détermination du nombre de clusters, et l'évaluation du regroupement généré.

L'ensemble des $N$ documents est noté $\mathcal{D}$. Tout document $d \in \mathcal{D}$ est une séquence de mots $d = (d_1, d_2, \ldots, d_{|d|})$, où $d_i$ est le mot à la position $i$ dans $d$. Sa représentation vectorielle est notée $\vec{d} = (\vec{d_1}, \vec{d_2}, \ldots, \vec{d_m})$. Pour un modèle vectoriel TF-IDF de vocabulaire $W = (t_1, t_2, \ldots, t_m)$, $\vec{d_i} = w(t_i, d)$ est le poids du terme $t_i \in W$ dans le texte $d$ (cf. §3.3.1). Le regroupement obtenu est un ensemble de clusters $C = \{C_1, C_2, \cdots, C_K\}$, $K$ étant le nombre de clusters formés.

### 5.2.1 Algorithmes de regroupement non-supervisé

Le regroupement de documents a pour objectif d'identifier, sans supervision [1], une structure pertinente (pour le domaine expert) dans l'ensemble $\mathcal{D}$ en construisant des groupes représentants des catégories inconnues au départ. Ces groupes, appelés clusters, peuvent être disjoints ou se chevaucher, et plates ou hiérarchiques suivant les contraintes du domaine expert. L'algorithme à utiliser dépend généralement de la forme qu'on souhaite donner à l'organisation.

#### 5.2.1.1 Partitionnement disjoint

Pour réaliser des partitions distinctes [2] (*hard clustering*), des algorithmes tels que celui des K-moyennes [Forgey, 1965] et celui des *K-medoïdes* [Kaufman & Rousseeuw, 1987] seront préférés [Balabantaray *et al.* , 2015]. Ces deux algorithmes fonctionnent de manière similaire, et nécessitent que le nombre $K$ de clusters soient prédéfini. Ils commencent par une définition aléatoire de $K$ centres initiaux de clusters (centroïdes) et l'affectation des différents documents au cluster dont le centre est le plus proche. S'en suit une boucle dans laquelle le centroïde est recalculé (le point à distance totale minimale avec les membres du cluster) et les documents sont réaffectés chacun au cluster dont le centroïde est le plus proche. L'algorithme s'arrête si aucune amélioration n'est plus observée, ce qui se traduit soit par l'atteinte d'une

1. Sans utiliser des exemples annotés.
2. Chaque document n'appartient qu'à un seul cluster.

valeur minimale prédéfinie de l'erreur de *clustering* [3] ou d'une mesure d'évaluation non supervisée (§ 5.2.5.2). La différence entre l'algorithmes des K-moyennes et celui des *K-medoïdes* tient principalement au fait que les centroïdes du premier ne sont pas nécessairement des points (documents) de l'ensemble d'origine, mais des points moyennes des représentations vectorielles des membres du cluster, contrairement à l'algorithme des *K-medoïdes* qui ne considère que les documents originaux qui ont une distance minimale à tous les documents dans leur cluster. Cette différence donne l'avantage au *K-medoïdes* de ne pas dépendre d'une représentation vectorielle nécessaire au calcul de la moyenne, mais elle a aussi l'inconvénient d'augmenter sa complexité en temps car il faut calculer et stocker la distance entre toutes les paires de documents. Il existe plusieurs autres algorithmes de clustering disjoint dont le principe de fonctionnement est différent de celui des K-moyennes. Par exemple, l'algorithme DBSCAN (*Density-based spatial clustering of applications with noise*) [Ester *et al.* , 1996] ne prend pas en paramètre le nombre de clusters à construire. Il est défini sur le concept de régions de densité caractérisées par la distance minimale $\epsilon$ autorisée entre deux points d'une même région, et le nombre maximal de points qui doivent être dans le voisinage de rayon $\epsilon$ d'un point pour que ce voisinage soit une région de densité (le point central est appelé "point noyau" (*core point*). Le principe du DBSCAN est de construire les clusters successivement en reliant les régions (voisinages) dont les noyaux sont à distance plus ou moins inférieure à $\epsilon$. Les points qui sont seul dans leur cluster sont qualifiés d'*outliers*. En outre, le clustering spectral est une autre méthode efficace de regroupement qui effectue préalablement une réduction de dimensions à l'aide du spectre de la matrice de similarité $M \in \mathbb{R}^{N \times N}$ [4] des données avant d'appliquer un algorithme traditionnel comme celui des K-moyennes. Les dimensions du nouvel espace sont définies par les vecteurs propres de la matrice Laplacienne $L$ de $M$ [Shi & Malik, 2000; Von Luxburg, 2007] qui peut être normalisée ($L = T^{-1/2}(T - S)T{-}1/2$) ou pas ($L = T - M$), $T$ étant la matrice diagonale déduite de $M$ i.e. $T_{ii} = \sum_j M_{ij}$.

Il est aussi possible d'utiliser les arbres de décision pour améliorer les résultats des K-moyennes. En effet, les forêts aléatoires [Breiman, 2001] permettent d'estimer la similarité entre deux points. Le principe consiste à générer un ensemble de $n$ points synthétiques, et d'entraîner une forêt aléatoire à une classification binaire supervisée avec les points originaux considérés dans la classe des "originaux" et les données synthétiques dans la seconde classe des "synthétiques" [Afanador *et al.*

3. Somme des distances au carré entre les points et leur centre respectif.
4. $M_{ij}$ est la mesure de la similarité entre les points (documents) $d_i$ et $d_j$ du corpus $D$.

, 2016]. Une forêt aléatoire étant un ensemble d'arbres de décision (classification) construit sur des parties de l'ensemble d'apprentissage duquel on a retiré une ou plusieurs variables prédictives, la similarité entre 2 points est la proportion d'arbres dans lesquels ces points se trouvent dans le même nœud feuille. Cette métrique "apprise" peut-être par la suite utilisée dans un algorithme de clustering classique comme les K-moyennes.

#### 5.2.1.2 Regroupement avec chevauchements

Lorsque des chevauchements sont observables entre clusters (un document peut faire partie de plusieurs groupes à la fois), chaque objet peut être affecté partiellement à chaque cluster grâce à la notion de degré d'appartenance (*membership degree*) entre un point $x_i \in X$ et le cluster $j \in [1..K]$ estimé par une fonction $u_{ij}$ [Baraldi & Blonda, 1999]. Il est par conséquent préférable d'employer des algorithmes de partitionnement "mou" comme l'algorithme des c-moyennes flou (FCM) [Bezdek *et al.* , 1984; Hathaway *et al.* , 1989], ou le fuzzy c-Medoids (FDMdd) [Krishnapuram *et al.* , 2001], ou la version améliorée IFKM (*improved fuzzy K-medoids*)[Sabzi *et al.* , 2011]. Le principe de ces algorithmes consiste en deux étapes principales [Sabzi *et al.* , 2011] :

1. l'estimation des degrés d'appartenance de chaque instance $x_i \in X$ à chaque cluster $j \in [1..K]$ de centroïde $z_j$ réalisée par la minimisation de la fonction objective $P(X,Z) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{k}\left[u_{ij}r(x_i,z_j)\right]$ [Krishnapuram *et al.* , 2001] améliorée par Sabzi *et al.* [2011] en :

$$P(X,Z) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{K}\left[u_{ij}r(x_i,z_j)\right] + \lambda\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{K}\left[u_{ij}\log_2(u_{ij})\right]$$

$$s.c. \sum_{j=1}^{k} u_{ij} = 1$$

$$0 \leq u_{ij} < 1$$

dont la valeur approximative généralement utilisée de la solution est

$$u_{ij} = \frac{\exp\left(\frac{-r(x_i,z_j)}{\lambda}\right)}{\sum_{l=1}^{k}\exp\left(\frac{-r(x_l,z_j)}{\lambda}\right)},$$

$r(x_i,z_j)$ étant la mesure de dis-similarité (distance) entre $x_i$ et $z_j$ ;

2. la détermination des nouveaux centres de clusters qui s'effectue toujours par la moyenne des membres du cluster chez le fuzzy c-means, mais par le choix de l'objet $x_q$ qui optimise la somme des distances de cet objet aux autres membres pondérée chacune par le degré d'appartenance de ces autres membres :

$$\forall j \in [[1;k]], q = \underset{1 \leq l < s_j}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^{s_j} \left[ u_{lj} r(x_l, z_j) \right]$$

$s_j$ étant le nombre de membres du cluster $j$.

Ainsi l'objectif de l'entrainement des algorithmes de clustering flou est double : déterminer les valeurs optimales du vecteur $U$ des degrés d'appartenance et de l'ensemble $Z$ des centroïdes.

Les regroupements avec chevauchement sont intéressants parce qu'il est possible qu'une décision traite de plusieurs circonstances factuelles.

### 5.2.2 Métriques de dis-similarité (distances)

Les algorithmes de clustering dépendent de la distance utilisée qui doit être bien choisie pour que les regroupements révèlent au mieux la sémantique visée. Une métrique de dis-similarité $Dis$ est une fonction réelle d'une paire $(d, d')$ qui mesure le degré de dis-similarité entre $d$ et $d'$ en satisfaisant aux propriétés suivantes $\forall d, d', d'' \in \mathcal{D}$ [Wang & Sun, 2015] :

1. $Dis(d, d') \geq 0$ ("non-négativité")
2. $Dis(d, d') = 0 \Leftrightarrow d = d'$ (identité discernable)
3. $Dis(d, d') = Dis(d', d)$ (symétrie)
4. $Dis(d, d'') \leq Dis(d, d') + Dis(d', d'')$ (inégalité triangulaire)

La métrique peut être normalisée ($\forall (d, d') \in \mathcal{D} \times \mathcal{D}; 0 \leq Dis(d, d') \leq 1$), à l'instar de la distance basée sur la similarité cosinus normalisée et celle de Jaccard. Dans ce cas, la relation entre la similarité $Sim$ et la dis-similarité $Dis$ est définie par $Sim(d, d') = 1 - Dis(d, d')$.

Il existe de nombreuses métriques de similarité généralement expérimentées pour le clustering de textes [Huang, 2008; Vijaymeena & Kavitha, 2016; Afzali & Kumar, 2018] :

— Les distances de Minkowski de forme générale $Dis(d, d') = \left\| \vec{d} - \vec{d'} \right\|_{Lp} = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{m} |\vec{d_i} - \vec{d_i}|^p}$, dont font partie la distance euclidienne $Dis_{euclidienne}$ ($p = 2$) et

la distance de Manhattan $Dis_{manhattan}$ ($p = 1$).

— La distance de Bray & Curtis [1957] : $Dis_{braycurtis}(d, d') = \frac{\sum_{i=1}^{m} |\vec{d}_i - \vec{d'}_i|}{\sum_{i=1}^{m} |\vec{d}_i + \vec{d'}_i|}$[Huang, 2008].

— La similarité cosinus est basée sur la mesure de l'angle entre $\vec{d}$ et $\vec{d'}$ par la formule : $Sim_{cos}(d, d') = \frac{\vec{d}^{\dagger}\vec{d'}}{\|\vec{d}\|\|\vec{d'}\|}$. Pour un modèle vectoriel du type TF-IDF, cette formulation considère que tous les termes du vocabulaire $W$ définissant le modèle vectoriel, sont différents et ne partagent aucune relation. Sidorov *et al.* [2014] la corrigent en proposant la fonction *soft-cosine* en introduisant une matrice $S = S_{ij}{}_{1 \leq i,j \leq m}$ de similarité entre termes :

$$Sim_{soft-cos}(d, d') = \frac{\vec{d}^T \cdot S \cdot \vec{d'}}{\sqrt{\vec{d}^T \cdot S \cdot \vec{d}} \cdot \sqrt{\vec{d'}^T \cdot S \cdot \vec{d'}}} = \frac{\sum_{1 \leq i,j \leq m} s_{ij} \vec{d}_i \vec{d'}_j}{\sqrt{\sum_{1 \leq i,j \leq m} s_{ij} \vec{d}_i \vec{d}_j} \sqrt{\sum_{1 \leq i,j \leq m} s_{ij} \vec{d'}_i \vec{d'}_j}},$$

où $S$, la matrice de similarité entre les termes, peut être calculée à partir de n'importe quelle métrique comme la distance d'édition de Levenshtein (similarité lexicale) [Sidorov *et al.* , 2014], la similarité cosinus entre plongements lexicaux [Charlet & Damnati, 2017a,b], ou la similarité WordNet.
La fonction cosinus étant comprise entre -1 et +1, sa forme normalisée s'écrit $\overline{Sim}_{cos}(d, d') = \frac{Sim_{cos}(d,d')+1}{2}$, d'où la distance $Dis_{cos}(d, d') = 1 - \overline{Sim}_{cos}(d, d')$.

— Le coefficient similarité de Jaccard [1901] : $Sim_{Jaccard}(d, d') = \frac{\vec{d}^T \vec{d'}}{\|\vec{d}\|^2 + \|\vec{d'}\|^2 - \vec{d}^T \vec{d'}}$ [Huang, 2008] qui, étant normée, donne la distance $Dis_{jaccard}(d, d') = 1 - Sim(d, d')$.

— La similarité basée sur le coefficient de corrélation de Pearson est calculée par [Huang, 2008] :

$$Sim_{pearson}(d, d') = \frac{\sum_{i=1}^{m} \vec{d}_i \cdot \vec{d'}_i - TF_d \cdot TF_{d'}}{\sqrt{[m \sum_{i=1}^{m} \vec{d'}_i^2 - TF_d^2][m \sum_{i=1}^{m} \vec{d'}_i^2 - TF_{d'}^2}}$$

avec $TF_d = \sum_{i=1}^{m} \vec{d}_i$. Sa distance est déduite par :

$$Dis_{pearson}(d, d') = \begin{cases} 1 - Sim_{pearson}(d, d') & \text{si } Sim_{pearson}(d, d') \geq 0 \\ |Sim_{pearson}(d, d')| & \text{si } Sim_{pearson}(d, d') < 0. \end{cases}$$

— « La distance du déménageur de mot » (*word mover's distance - WMD*) [Kusner *et al.* , 2015] est une méthode dont l'objectif est similaire au notre, i.e. inclure la similarité sémantique entre les paires de mots de deux documents dans l'esti-

mation de la distance entre ces derniers. En effet, elle est la solution optimale du problème de transport suivant [5] :

$$\begin{aligned} Dis_{wmd}(d, d') = \min_{T>0} \quad & \sum_{i,j=1}^{n} T_{ij} c(i,j) \\ \text{s.c.} \quad & \sum_{j=1}^{n} T_{ij} = d_i, \forall i \in 1, \ldots, n \\ & \sum_{i=1}^{n} T_{ij} = d'_j, \forall j \in 1, \ldots, n \end{aligned}$$

$n$ est le nombre de mots considérés ; $T$ est une matrice dont $T_{ij}$ est interprété comme étant la quantité du mot $i$ de $d$ qui est va ("voyage") au mot $j$ dans $d'$ ; $c(i,j)$ est la distance euclidienne entre les vecteurs des mots $i$ et $j$ ; $d_i$ et $d'_j$ sont les composantes aux mots $i$ et $j$ resp. des vecteurs normalisés sac-de-mots de $d$ et $d'$ reesp. i.e. $d_i = \frac{compte(i,d)}{\sum_{k=1}^{n} compte(k,d)}$, où $compte(i,d)$ est le nombre d'occurrences du mot $i$ dans $d$.

### 5.2.3 Représentations des textes

La formulation des distances exploite très souvent une représentation vectorielle des texte (cf. § 5.2.2).

### 5.2.4 Déterminer le nombre approprié de clusters (validation)

Au delà de l'algorithme à utiliser, le nombre $K$ approprié de clusters doit être déterminé mais pas prédéfini, puisqu'il est difficile de savoir à l'avance le nombre de groupes, le clustering permettant de proposer automatiquement un regroupement. Une méthode très connue est celle du « coude » (ou « genou ») [Halkidi *et al.* , 2001], qui est basé sur le principe de base des algorithmes de partitionnement (e.g. K-moyennes) i.e. minimiser le critère d'inertie [6] :

$$J(K) = \sum_{j=1}^{K} \sum_{x_i \in C_j} \left\| x_i - \overline{x_j} \right\|^2$$

$C_j$ : ensemble des objets du cluster $j$

5. Valeur minimale du cout cumulatif pondéré nécessaire pour déplacer tous les mots de $d$ à $d'$ i.e. transformer $d$ en $d'$.

6. la variance intra-cluster qui est la somme au carré des erreurs (distance d'un membre au centre).

$\overline{x_j}$ : échantillons moyens du cluster $j$

La méthode du coude consiste à essayer différentes valeurs consécutive de $K$ (de $K_{min}$ à $K_{max}$) puis de choisir celle qui correspond au coude de la courbe du critère d'inertie $J(K)$. Le choix de ce coude est visuel et peut être ambigu (plusieurs valeurs de $K$ sur le coude par exemple).

La méthode de la silhouette moyenne [Rousseeuw, 1987] est une alternative qui consiste à choisir comme valeur optimale de $K$, celle qui maximise le critère de la largeur moyenne de la silhouette : $\overline{s_K}(C) = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{N} s(d_i)$. La largeur $s(d_i)$ de la silhouette est un indice qui compare la ressemblance d'un document $d_i$ aux autres membres de son cluster $C_t$ par rapport à ceux d'autres clusters $C_l, l \neq t$ :

$$s(d_i) = \frac{b(d_i) - a(d_i)}{\max\{a(d_i), b(d_i)\}}$$

où $a(d_i) = \frac{1}{|C_t|}\sum_{j=1}^{|C_t|} Dis(d_i, d_j)$, et $b(d_i) = \min_{l \neq t} \frac{1}{|C_l|}\sum_{j=1}^{|C_l|} Dis(d_i, d_j)$.

$K$ est optimal lorsque la largeur moyenne $\overline{s_K}(C)$ est maximale.

## 5.2.5 Validation du regroupement

La validation d'un regroupement peut être supervisée ou non selon que des documents labellisés dans les groupes attendus (données externes) sont employées.

### 5.2.5.1 Métriques supervisées ou mesures externes

Elles comparent deux regroupements $X = \{X_1, X_2, ..., X_r\}$ et $Y = \{Y_1, Y_2, ..., Y_s\}$ pour mesurer leur ressemblance. Trois métriques sont couramment employées :

— l'indice ajusté par chance de Rand (*ajusted Rand index* - ARI) [Hubert & Arabie, 1985] corrigent l'indice de Rand (RI) [Rand, 1971] pour obtenir une valeur très proche de 0.0 pour les clusterings aléatoires et exactement 1.0 lorsque les clusters sont identiques aux classes attendues. En effet, l'indice de Rand prend ses valeurs en pratique dans l'intervalle $[0.5; 1]$, et a par conséquent une valeur de base très élevée. ARI est calculé à l'aide du tableau de contingence résumant

les chevauchements que partagent $X$ et $Y$ (Tableau 5.1) par la formule :

$$ARI(X,Y) = \frac{\sum_{i,j}\binom{n_{ij}}{2} - \frac{\sum_i \binom{a_i}{2}\sum_j \binom{b_j}{2}}{\binom{N}{2}}}{\frac{1}{2}\left[\sum_i \binom{a_i}{2} + \sum_j \binom{b_j}{2}\right] - \frac{\sum_i \binom{a_i}{2}\sum_j \binom{b_j}{2}}{\binom{N}{2}}}, \text{ avec } \binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}.$$

| | $Y_1$ | $Y_2$ | $\cdots$ | $Y_s$ | $\sum$ |
|---|---|---|---|---|---|
| $X_1$ | $n_{11}$ | $n_{11}$ | $\cdots$ | $n_{11}$ | $a_1$ |
| $X_2$ | $n_{21}$ | $n_{21}$ | $\cdots$ | $n_{21}$ | $a_2$ |
| $\ldots$ | $\ldots$ | $\ldots$ | $\ddots$ | $\ldots$ | $\ldots$ |
| $X_r$ | $n_{r1}$ | $n_{r1}$ | $\cdots$ | $n_{r1}$ | $a_r$ |
| $\sum$ | $b_1$ | $b_2$ | $\cdots$ | $b_s$ | |

Tableau 5.1 – Tableau de contingence des chevauchement entre les regroupements $X = \{X_1, X_2, ..., X_r\}$ et $Y = \{Y_1, Y_2, ..., Y_s\}$, $n_{i,j} = |X_i \cap Y_j|$

ARI a des valeurs dans $[-1; 1]$. Une valeur négative indique que le regroupement obtenu s'accorde moins avec l'attendu qu'un regroupement aléatoire.

— L'information mutuelle normalisée (NMI) [Kvalseth, 1987; Strehl *et al.* , 2000; Vinh *et al.* , 2010] normalise l'information mutuelle entre les regroupements $X$ et $Y$ par une agrégation de leur entropie respective. Par exemple, l'incertitude symétrique [Kvalseth, 1987] utilise la moyenne comme agrégateur : $NMI(X,Y) = \frac{2 \cdot I(X,Y)}{H(Y)+H(Y)}$, avec $I(X,Y) = H(X) - H(X|Y) = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{s} \frac{n_{ij}}{N} \log_2 \frac{n_{ij}/N}{a_i b_j/N}$ et $H(X) = \sum_{X_i \in X} (-p(X_i) \log_2 p(X_i))$, $p(X_i) = \frac{a_i}{N}$ et $p(Y_j) = \frac{b_j}{N}$ ; $n_{ij}, a_i$ et $b_j$ provenant du tableau de contingence (Tableau 5.1). Le meilleure regroupement est celui qui a la plus grande valeur.

— les métriques ARI et NMI se contentent de mesurer la différence des proportions entre les clusters de deux regroupements indépendamment des affectations des documents. D'autres méthodes appelées mesures de comptage de pair (*pair counting measures*) mesurent la capacité du modèle à mettre deux documents similaires (de labels identiques dans les données annotées) dans le même groupe, et des documents dis-similaires (de labels différents dans les données annotées) dans des clusters différents. Par exemple, des mesures de précision, rappel, et F1-mesure sont définies par les formules suivantes [Man-

ning *et al.* , 2009a] :

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, R = \frac{TP}{TP + FN}, F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}.$$

Les métriques de bases vrais/faux positifs/négatifs qui servent à les calculer, sont définies comme suit :

— un vrai positif (TP) survient si le modèle place deux documents similaires dans le même cluster (groupe généré par le modèle) ;
— un faux négatif (FN) survient si deux documents similaires sont dans des clusters différents ;
— un vrai négatif (TN) est une décision qui place deux documents dissemblables dans deux clusters différents ;
— un faux positif (FP) survient si deux documents dissemblables sont dans le même cluster.

La précision, le rappel, et la F1-mesure prennent leurs valeurs dans $[0; 1]$.

#### 5.2.5.2 Métriques non-supervisées ou indices internes

La cohésion et la séparation des clusters sont les principaux indices internes. La cohésion mesure le degré de proximité entre objets d'un cluster à partir du carré de la somme des erreurs[7] dans les clusters : $WCSS(C) = \sum_{j=1}^{K} \sum_{x \in C_j} Dis(x, m_j)$, où $C = \{C_1, C_1, \cdots, C_K\}$ est l'ensemble des clusters du regroupement, $m_j$ le centre de $C_j$, et $Dis(x, m_j)$ la distance (généralement euclidienne) entre un point $x$ et $m_j$. En général, une valeur faible de la cohésion indique que les clusters sont plus compactes, et donc de meilleur qualité. Tandis qu'une valeur élevée révèle une grande variabilité entre les objets à l'intérieur les clusters. La séparation quant à elle mesure l'éloignement de chaque cluster des autres à partir du carré de la somme des distances entre clusters : $BCSS(C) = \sum_{j=1}^{K} |C_j|(m - m_j)$, $m$ étant le centre l'ensemble des objets (la moyenne des vecteurs de tous les documents, où le document qui se trouve à une distance moyenne minimale de tous les autres). Une grande valeur de séparation indique que les clusters sont isolés les uns des autres, et par conséquent elle doit être maximisée pendant le regroupement.

Le coefficient de silhouette de Rousseeuw [1987] combine les idées de cohésion et séparation mais pour chaque objet. Il se calcule par $s(x) = \frac{b(x) - a(x)}{\max\{a(x)b(x)\}}$, où $x$ est

7. Erreur : distance entre un point et le centre du cluster dont il est membre.

un objet du cluster $A \in C$, $a(x) = \frac{1}{|A|} \sum_{y \in A} Dis(x,y)$, $b(x) = \min_{B \in C} \frac{1}{|B|} \sum_{y \in B} Dis(x,y)$. Ses valeurs varient entre -1 (pire valeur) et +1 (meilleure valeur). Les valeurs proches de zéro indiquent que les clusters se chevauchent en $x$, et il est difficile de savoir à quel cluster $x$ doit être affecté. Une valeur négative indique que $x$ a été affecté à cluster inapproprié. Le coefficient de silhouette du regroupement $C$ est la moyenne des coefficients de l'ensemble des objets.

## 5.3 Apprentissage d'une distance basée sur la transformation de document

Nous définissons la métrique suivante qui est fonction des transformations permettant de passer d'un document $d_i$ à un autre $d_j$ :

$$\begin{array}{rccl} Dis_{\mathcal{M}} & : & \mathcal{D} \times \mathcal{D} & \rightarrow & \mathbb{R} \\ & & d_i, d_j & \mapsto & Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d_j) = f(\mathcal{M}_{d_i,d_j}). \end{array} \tag{5.3.1}$$

$\mathcal{D}$ est le corpus. $\mathcal{M}_{d_i,d_j}$ est l'ensemble des modifications de $d_i$ permettant pour obtenir $d_j$ i.e. les paires de mots différents $(d_{ik}, d_{jk})$ telles que le mot $d_{ik}$ à la position $k$ dans $d_i$ a été remplacé par $d_{jk}$ à la position $k$ dans $d_j$. $f$ est une fonction qui croît avec le nombre de modifications. Après une légère modification, le sens d'un texte reste assez similaire à celui de l'original. Tandis qu'après un grand nombre de modifications, le sens du texte sera très différent de l'original.

Pour des textes de même taille, toute formulation mathématique permettrait de calculer $Dis_{\mathcal{M}}$ car il est facile de faire correspondre les mots par leur position. Par exemple, cette distance peut donc se formuler comme étant la proportion de mots modifiés :

$$Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d_i') = f(\mathcal{M}_{d_i,d_i'}) = \frac{|\mathcal{M}_{d_i,d_i'}|}{|d_i|} \tag{5.3.2}$$

Par contre, pour des textes de tailles différentes, il est impossible de savoir les positions où des mots ont été supprimés ou ajoutés, et par conséquent, il devient impossible d'estimer leur distance par une formule. La distance étant une valeur continue, en entraînant un modèle de régression sur un ensemble de paires de documents pour lesquelles on connaît la distance, il est possible de la prédire pour des paires de textes de tailles quelconques. Nous proposons de générer une base synthétique de paires de documents dont l'un est un document du corpus original mais l'autre est le résultat de substitutions et suppression de mots du premier. En contrôlant ces mo-

difications, il est facile de calculer une valeur de $Dis_{\mathcal{M}}$ pour chaque paire générée de documents, même s'ils sont de tailles différentes (en considérant la suppression d'un mot comme son remplacement par le « mot vide » considéré comme faisant partie du vocabulaire $W$).

### 5.3.1 Génération d'une base d'apprentissage

La génération de la base synthétique nécessite de définir une formulation de la fonction $f(\mathcal{M}_{d_i,d_j})$ pour les documents de taille égale, comme par exemple celle de l'Equation 5.3.2. Cette formulation ne considérant pas la similarité entre les mots substituants et les remplacés, nous proposons de pondérer chaque modification par la distance entre les mots substitués (le vecteur du « mot vide » étant nul) :

$$Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d'_i) = f(\mathcal{M}_{d_i,d'_i}) = \frac{\sum_{(d_{ik},d'_{ik})\in\mathcal{M}_{d_i,d'_i}} Dis_{cos}(\vec{d_{ik}}, \vec{d_{ik}})}{|d_i|} \tag{5.3.3}$$

$d_i$ est un document du corpus original $\mathcal{D}$, et $d'_i$ est le document synthétique obtenu par modifications contrôlées de $d_i$. $\vec{d_{ik}}$ désigne le plongement lexical du mot $d_{ik}$. Pour garantir la symétrie et la réflexivité de la métrique, nous imposons respectivement $Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d'_i) = Dis_{\mathcal{M}}(d'_i, d_i)$ et $Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d_i) = Dis_{\mathcal{M}}(d'_i, d'_i) = 0, \forall d_i \in \mathcal{D}$ sur le jeu d'entraînement généré. L'algorithme de génération de document synthétique utilise une valeur seuil de probabilité $0 < p < 1$ contrôlant le taux de modifications à effectuer sur le document original (Algorithme 6).

**Algorithme 6 :** *modifier_document*$(d_i, p, W)$

**Données :** document $d_i \in \mathcal{D}$, valeur seuil de probabilité $p$, le vocabulaire $W$
**Résultat :** $d'_i$, $\mathcal{M}_{d_i,d'_i}$

$d'_i = []$;
$\mathcal{M}_{d_i,d'_i} = \emptyset$;
**pour** $k \in [1 \,..\, |d_i|]$ **faire**
  $v = random(0, 1)$;
  **si** $v < p$ **alors**
    $d'_{ik} = modifier\_mot(d_{ik}, W)$ ; // mot aléatoire de $W$ différent de $d_{ik}$;
    $\mathcal{M}_{d_{ik},d'_{ik}} = \mathcal{M}_{d_i,d'_i} \cup \{(d_{ik}, d'_{ik})\}$;
  **sinon**
    $d'_{ik} = d_{ik}$;
**retourner** $d'_i, \mathcal{M}_{d_i,d'_i}$;

Pour une même valeur ou des valeurs différentes de $p$, plusieurs documents sont

ainsi générés pour chaque $d_i \in \mathcal{D}$ pour former un ensemble de données d'entraînement $B_{\mathcal{M}} = \{(d_i, d'_i, Dis(d_i, d'_i))\}_{1 \leq i \leq \|B_{\mathcal{M}}\|}$.

### 5.3.2 Entraînement de la métrique

Sur $B_{\mathcal{M}}$, on entraîne un modèle régressif $m$ pour prédire la distance entre deux documents quelconques en fonction de leur représentation vectorielle. Ce modèle de régression $Reg_{\mathcal{M}}$ peut être utilisé comme distance dans un algorithme de regroupement comme l'algorithme des K-moyennes. Cependant, les modèles de régression ne supportent généralement qu'un seul vecteur en entrée, et pas deux comme en dispose la base $B$. Les vecteurs $d_i$ et $d'_i$ doivent donc être agrégés en un seul. L'agrégation qui fonctionne le mieux est la soustraction avec laquelle les documents similaires auront une agrégation avec un grand nombre de composantes tendant vers 0. La fonction d'estimation automatique de la distance sémantique entre $x$ et $y$ s'écrit : $Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d_j) = Reg_{\mathcal{M}}(\vec{d_i} - \vec{d_j})$.

## 5.4 Interprétation des résultats expérimentaux

Cette section discute la validité, l'adéquation, et l'efficacité de la métrique apprise en comparaison avec d'autres métriques d'estimation de la similarité sémantique entre documents. La validité de la métrique est établie si cette dernière respecte les propriétés d'une distance. L'adéquation de la métrique avec le problème à résoudre mesure la capacité de la métrique à estimer une distance très faible entre documents du même label (annotation manuelle), en même temps qu'une similarité quasi nulle entre documents de labels différents, indépendamment de l'algorithme de clustering appliqué. Enfin, l'efficacité de la métrique est liée à la qualité de clustering résultant de l'application d'un algorithme de clustering combiné avec la métrique apprise.

### 5.4.1 Annotation manuelle de données d'évaluation

Pour l'évaluation supervisée, nous disposons d'une base annotée sur la catégorie de demande "dommage-intérêts / action en responsabilité civile professionnelle contre les avocats" (*dira*) qui concerne les contentieux impliquant des avocats. L'expert annotateur a identifié quatre cas différents :

— cas *a* : il s'agit d'un avocat qui est négligent et envoie son assignation de manière tardive ;

— cas *b* : il s'agit d'un avocat qui n'a pas donné un conseil opportun, qui n'a pas soulevé le bon argument ;
— cas *c* : un avocat qui n'a pas rédigé un acte valide ou réussi à obtenir un avantage fiscal ;
— cas *d* : il s'agit d'un avocat attaqué par son adversaire et non par son propre client.

Cet ensemble de données comprend 81 documents répartis dans les 4 groupes (Figure 5.1) avec 6 documents appartenant chacun à 2 groupes (cas de chevauchements).

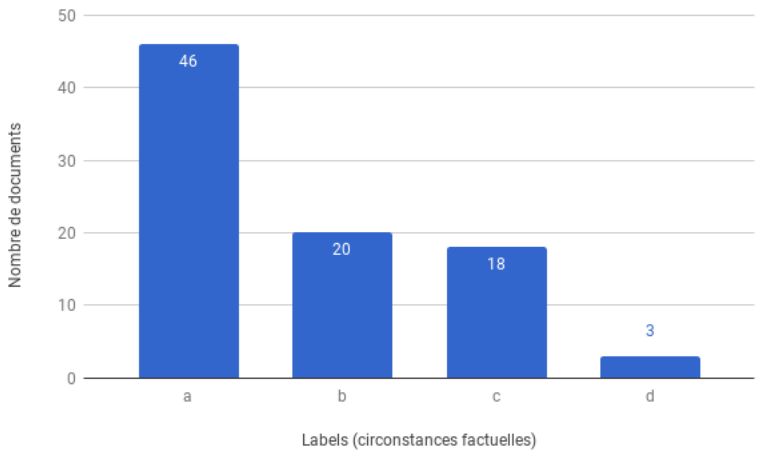



Figure 5.1 – Répartition des documents annotés par circonstances factuelles (*dira*).

Pour l'évaluation non supervisée, les corpus des catégories de demande des chapitres 3 et 4 sont employés en plus pour l'évaluation non-supervisée. Nous les appelons respectivement $\mathcal{D}_{acpa}$, $\mathcal{D}_{concdel}$, $\mathcal{D}_{danais}$,$\mathcal{D}_{dcppc}$, $\mathcal{D}_{doris}$, $\mathcal{D}_{styx}$.

### 5.4.2 Protocole

Pour analyser la validité et l'adéquation de la métrique apprise, nous l'entraînons sur la base générée puis nous l'évaluons sur le corpus annoté ($\mathcal{D}_{\text{dira}}$). Quant à l'efficacité de la métrique apprise, nous l'entraînons sur toutes les données annotées générées. Les documents sont pré-traités avant leur représentation sous forme vectorielle. Ce prétraitement consiste à sectionner les documents (chapitre 2), à n'utiliser que le corps des documents (Litige + Motifs) (pourquoi ?), à mettre en minuscule et lemmatiser ce contenu, puis à éliminer des caractères de ponctuation et des mots inutiles (*stop words*) car ils sont généralement indépendants de toute catégorie. Le

vocabulaire $W$ utilisé est restreint au mots du corpus original $D$ sur lequel il faut appliquer les regroupements. La représentation vectorielle emploie le modèle TF-IDF avec des n-grammes de 1 à 3 mots (pour prendre en compte l'ordre entre les mots).

### 5.4.3 Validité de la distance apprise

La base d'entraînement $B$ comprend 10 documents synthétiques générés pour chacun des 74 documents n'ayant qu'un seul label. Nous vérifions ici que la métrique respecte les propriétés des distances, et aussi si elle reste normale après l'entraînement. D'après la matrice des distances entre toutes les paires de document de la base annotées $\mathcal{D}_{\text{dira}}$ (Figure 5.2), la "non-négativité", l'identité discernable, et la symétrie sont respectée car toutes les valeurs sont non-négative, seule la diagonale est nulle, et la matrice est symétrique. De plus, toutes les distances sont comprises entre 0 et 1, et par conséquent la métrique est normée (donc la similarité est déduite par $Sim_{\mathcal{M}} = 1 - Dis_{\mathcal{M}}$).

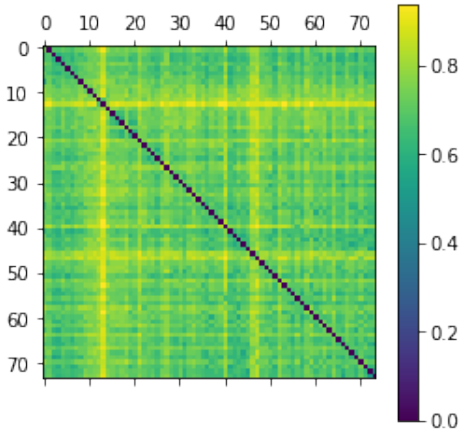



Figure 5.2 – Matrice des distances de la métrique apprise sur les documents labellisés

L'inégalité triangulaire est vérifiée car $Reg_{\mathcal{M}}(X,Z) - (Reg_{\mathcal{M}}(X,Y) + Reg_{\mathcal{M}}(Y,Z)) \leq 0, \forall (X,Y,Z) \in \mathcal{D}_{\text{dira}} \times \mathcal{D}_{\text{dira}} \times \mathcal{D}_{\text{dira}}$ (Figure 5.3).

### 5.4.4 Adéquation de la métrique apprise avec le problème

L'adéquation est mesurée par la formule suivante qui doit tendre vers 0 :

$$A(Dis) = \sum_{\substack{(l,k)\in L\times L \\ l\neq k}} \sum_{\substack{d\in\mathcal{D}_l \\ d'\in\mathcal{D}_k}} Sim(d,d') + \sum_{l\in L} \sum_{\substack{d\in\mathcal{D}_l \\ d'\in\mathcal{D}_l}} Dis(d,d).$$

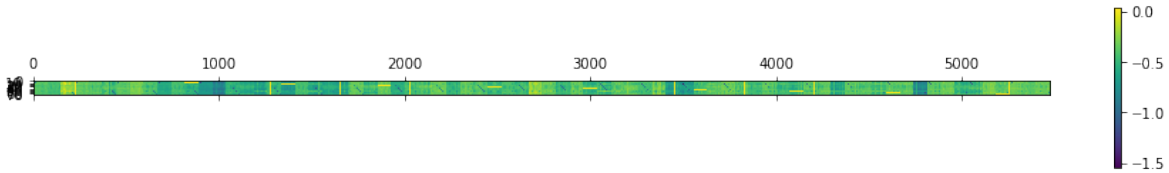



Figure 5.3 – Matrice de $Reg_{\mathcal{M}}(X,Z) - (Reg_{\mathcal{M}}(X,Y) + Reg_{\mathcal{M}}(Y,Z)), \forall (X,Y,Z) \in \mathcal{D}_{\text{dira}} \times \mathcal{D}_{\text{dira}} \times \mathcal{D}_{\text{dira}}$, avec les $X$ indicés en lignes et les paires $(Y,Z)$ en colonnes.

$L = \{a,b,c\}$ est l'ensemble des labels. Pour tout $l \in L$, $\mathcal{D}_l \subset \mathcal{D}$ désigne le sous-ensemble des documents de $\mathcal{D}$ annotés manuellement avec le label $l$. Cette formule tend vers 0 lorsque la somme des similarités entre documents de labels différents (premier terme) et la somme des distances entre documents de labels égaux (second terme) tendent tous les deux vers 0. Sur les 74 document annotés, nous obtenons $A(Dis_{\mathcal{M}}) = 872.635 + 519.151 = 1391.786$ avec une moyenne de similarité entre labels de 0.537 et de distance entre labels égaux de 0.482.

L'évaluation des algorithmes de regroupement considèrent parfaite la distance utilisée et la représentation des documents. En considérant les données annotées (regroupement parfait), le coefficient de silhouette peut permettre d'évaluer les distances. Les valeurs de ce dernier sont ainsi comparées dans le Tableau 5.2. La largeur de silhouette étant très proche de 0 pour toutes les distances, la représentation employée pour les documents ne permet pas d'isoler les clusters (chevauchement).

| $Dis$ | Silhouette | $A(Dis)$ |
|---|---|---|
| $Dis_{\mathcal{M}}$ | -0.007 | 1391.786 |
| $Dis_{braycurtis}$ | -0.005 | |
| $Dis_{cos}$ | -0.010 | |
| $Dis_{soft-cos}$ | | |
| $Dis_{manhattan}$ | -0.014 | |
| $Dis_{euclidienne}$ | -0.005 | |
| $Dis_{jaccard}$ | -0.006 | |
| $Dis_{pearson}$ | -0.012 | |
| $Dis_{wmd}$ | -0.029 | |

Tableau 5.2 – Tableau comparatif de l'adéquation des distances au problème

### 5.4.5 Comparaison des distances pour le regroupement

Le Tableau 5.3 compare les distances lorsqu'elles sont utilisées pour un partitionnement disjoint avec les algorithmes *k-means* et *k-medoids*. Comme sur le regroupement manuel (§ 5.4.4), les coefficients de silhouette restent très proches de 0 pour toutes les distances, et par conséquent le regroupement est considéré comme très aléatoire. Mais par rapport

| Distance | ARI | NMI | Précision | Rappel | F1-mesure | Silhouette | Algorithme |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $Dis_{\mathcal{M}}$ | 0.008±0.035<br>0.026 | 0.027±0.018<br>0.060 | 0.437±0.042<br>0.492 | 0.561±0.123<br>0.432 | 0.483±0.039<br>0.460 | 0.011±0.007<br>0.009 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{braycurtis}$ | 0.004±0.023<br>-0.009 | 0.022±0.014<br>0.008 | 0.446±0.055<br>0.435 | 0.490±0.080<br>0.371 | 0.463±0.052<br>0.400 | 0.012±0.006<br>0.004 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{cos}$ | 0.013±0.022<br>-0.011 | 0.030±0.021<br>0.011 | 0.446±0.036<br>0.510 | 0.479±0.079<br>0.465 | 0.458±0.038<br>0.486 | 0.016±0.005<br>0.009 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{soft-cos}$ | | | | | | | |
| $Dis_{manhattan}$ | -0.009±0.020<br>0.009 | 0.035±0.019<br>0.028 | 0.481±0.057<br>0.394 | 0.627±0.153<br>0.491 | 0.536±0.069<br>0.437 | -0.006±0.012<br>0.000 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{euclidienne}$ | 0.009±0.027<br>-0.011 | 0.033±0.022<br>0.011 | 0.445±0.042<br>0.510 | 0.492±0.107<br>0.465 | 0.461±0.049<br>0.486 | 0.017±0.006<br>0.009 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{jaccard}$ | 0.011±0.029<br>-0.011 | 0.027±0.019<br>0.011 | 0.442±0.044<br>0.510 | 0.487±0.083<br>0.465 | 0.460±0.047<br>0.486 | 0.019±0.005<br>0.009 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{pearson}$ | 0.019±0.028<br>0.010 | 0.032±0.023<br>0.030 | 0.441±0.044<br>0.548 | 0.510±0.098<br>0.519 | 0.468±0.045<br>0.533 | 0.018±0.006<br>0.011 | k-means<br>k-medoids |
| $Dis_{wmd}$ | -0.023 | 0.007 | 0.446 | 0.372 | 0.405 | 0.001 | k-medoids |

*moyenne ± écart-type (sur 30 exécutions)*

Tableau 5.3 – Tableau comparatif de l'efficacité des distances pour le regroupement

### 5.4.6 Comparaison des algorithmes de regroupement

## 5.5 Conclusion

jhk lk
lkjkl

# Chapitre 6

# Analyse descriptive sur un grand corpus

kjjkb,n
kjgkj

## 6.1 Objectif et Cas d'Utilisation

## 6.2 Description du Pipeline

jbkj

## 6.3 Illustration d'analyses descriptives

bkjbj

### 6.3.1 Implémentation du système

bkjbj;

### 6.3.2 Données

#### 6.3.2.1 Distribution de la base dans l'espace et dans le temps

Données de la base CAP (64733 docs de la période 1997-2018 CA et 1er jugements) + scrapping de LegiFrance (? cour d'appel +? 1er jugements) + (300k Tribunal de commerce de paris)

### 6.3.3 Analyse du sens du résultat

;bkjkl

#### 6.3.3.1 Evolution dans le temps

#### 6.3.3.2 Différence dans l'espace

### 6.3.4 Analyse des quanta

,bkjlihio

#### 6.3.4.1 Evolution dans le temps

#### 6.3.4.2 Différence dans l'espace

#### 6.3.4.3 Quantum demandé vs. quantum accordé

## 6.4 Conclusion

hgfgh lkhk

# Conclusions Générales

## F.5 Evaluation des Contributions

Introduction de nouvelles tâches d'extraction d'information motivées par des applications au monde réel.

relier les obstacles rencontrés par les juristes à la qualité des résultats obtenus. (eg. la classification est assez précise pour retrouver rapidement des décisions en fonction des catégories de demande)

Ouverture de la réflexion sur la nécessité ou pas de définir des approches propres NLP au domaine juridique.

Annotation manuelle de données

modélisation

expérimentation

## F.6 Critique du travail

Quelle représentativité ont les données utilisées dans les expérimentations

## F.7 Travaux futurs de recherche

## F.8 Perspectives du domaine

Le conflit entre la qualité des données et l'automatisation est important. Galgani *et al.* [2015] montrent par exemple qu'il est possible en un temps raisonnable d'annoter manuellement un nombre considérable de texte. Il se pose alors la question de savoir à quel point l'exhaustivité est-elle nécessaire pour contraindre les experts à supporter la marge d'erreurs infligée par les outils d'extraction automatique.

Premier pas pour d'autres voies de recherche : legal / norm Citation network analysis, Anonymisation, analyse des arguments (raison influençant le sens d'un résultat,

Cas d'utilisation : exhaustivité, rapidité, et perspectives multiples dans l'analyse des décisions, aide à la décision, assistance à l'enseignement du droit

Critiques : fiabilité des analyses descriptives (biais des données : nombre et type de documents analysés, biais d'erreur des modèles : faux négatifs (données manquées), faux positifs (données en trop), quelles marges d'erreur tolérées)

# Bibliographie


ACE. 2005. *Ace (automatic content extraction) english annotation guidelines for events*. 5.4.3 edn. Linguistic Data Consortium.

ACE. 2008. *Ace (automatic content extraction) english annotation guidelines for relations*. 6.2 edn. Linguistic Data Consortium. https ://www.ldc.upenn.edu/sites/www.ldc.upenn.edu/files/english-relations-guidelines-v6.2.pdf.

Afanador, Nelson Lee, Smolinska, Agnieszka, Tran, Thanh N, & Blanchet, Lionel. 2016. Unsupervised random forest : a tutorial with case studies. *journal of chemometrics*, **30**(5), 232–241.

Afzali, Maedeh, & Kumar, Suresh. 2018. An extensive study of similarity and dissimilarity measures used for text document clustering using k-means algorithm. *I.J. Information Technology and Computer Science*, **9**, 64–73.

Ahn, David. 2006. The stages of event extraction. *Pages 1–8 of : Proceedings of the workshop on annotating and reasoning about time and events*. Association for Computational Linguistics.

Aletras, Nikolaos, Tsarapatsanis, Dimitrios, Preoţiuc-Pietro, Daniel, & Lampos, Vasileios. 2016. Predicting judicial decisions of the European Court of Human Rights : A Natural Language Processing perspective. *Peerj computer science*, **2**, e93.

Alfred, Rayner, Leong, Leow Chin, On, Chin Kim, & Anthony, Patricia. 2014. Malay named entity recognition based on rule-based approach. *International Journal of Machine Learning and Computing*, **4**(3), 300.

Amami, Rimah, Ayed, Dorra Ben, & Ellouze, Noureddine. 2015. Practical selection of svm supervised parameters with different feature representations for vowel recognition. *Corr*, **abs/1507.06020**.

Amarappa, S., & Sathyanarayana, S. V. 2015. Kannada named entity recognition and classification (NERC) based on multinomial naïve bayes (MNB) classifier. *International Journal on Natural Language Computing (IJNLC)*, **4**(4).

Ancel, Pascal. 2003. *Les décisions d'expulsion d'occupants sans droit ni titre - connaissance empirique d'un contentieux hétérogène*. Tech. rept. [Rapport de recherche] Ministère de la Justice.

Andrew, Judith Jeyafreeda, & Tannier, Xavier. 2018. Automatic extraction of entities and relation from legal documents. *Pages 1–8 of : Proceedings of the seventh named entities workshop*.

Ashley, Kevin D., & Brüninghaus, Stefanie. 2009. Automatically classifying case texts and predicting outcomes. *Artificial intelligence and law*, **17**(2), 125–165.

Bakkelund, Daniel. 2009. An LCS-based string metric. *Olso, norway : University of oslo*.

Balabantaray, Rakesh Chandra, Sarma, Chandrali, & Jha, Monica. 2015. Document clustering using k-means and k-medoids. *arxiv preprint arxiv :1502.07938*.

Baldwin, Breck. 2009. *Coding chunkers as taggers : IO, BIO, BMEWO, and BMEWO+*.

Baraldi, Andrea, & Blonda, Palma. 1999. A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition. i. *Ieee transactions on systems, man, and cybernetics, part b (cybernetics)*, **29**(6), 778–785.

Bazzoli, Caroline, & Lambert-Lacroix, Sophie. 2018. Classification based on extensions of ls-pls using logistic regression : application to clinical and multiple genomic data. *Bmc bioinformatics*, **19**(1), 314.

Ben-Hur, Asa, & Weston, Jason. 2010. A user's guide to support vector machines. *Chap. 13, pages 223–239 of : Data mining techniques for the life sciences*. Totowa, NJ : Humana Press.

Berka, Petr. 2011. Nest : A compositional approach to rule-based and case-based reasoning. *Advances in artificial intelligence*, **2011**, 15.

Bezdek, James C, Ehrlich, Robert, & Full, William. 1984. Fcm : The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & geosciences*, **10**(2-3), 191–203.

Blei, David M., Ng, Andrew Y., & Jordan, Michael I. 2003. Latent Dirichlet Allocation. *the Journal of Machine Learning Research*, **3**, 993–1022.

Bommarito, II, Michael, J, Katz, Daniel Martin, & Detterman, Eric M. 2018. Lexnlp : Natural language processing and information extraction for legal and regulatory texts. *arxiv preprint arxiv :1806.03688*.

Bray, J Roger, & Curtis, John T. 1957. An ordination of the upland forest communities of southern wisconsin. *Ecological monographs*, **27**(4), 325–349.

Breiman, Leo. 2001. Random forests. *Machine learning*, **45**(1), 5–32.

Brown, Ralf D. 2013. Selecting and weighting n-grams to identify 1100 languages. *Pages 475–483 of : International conference on text, speech and dialogue*. Springer.

Cardellino, Cristian, Teruel, Milagro, *et al.* . 2017. A low-cost, high-coverage legal named entity recognizer, classifier and linker. *Pages 9–18 of : Proceedings of the 16th edition of the international conference on articial intelligence and law*. ACM.

Charlet, Delphine, & Damnati, Geraldine. 2017a. Simbow at semeval-2017 task 3 : Soft-cosine semantic similarity between questions for community question answering. *Pages 315–319 of : Proceedings of the 11th international workshop on semantic evaluation (semeval-2017)*.

Charlet, Delphine, & Damnati, Géraldine. 2017b. Simbow : une mesure de similarité sémantique entre textes. *Pages 126–133 of : 24e conférence sur le traitement automatique des langues naturelles (taln)*.

Chau, Michael, Xu, Jennifer J, & Chen, Hsinchun. 2002. Extracting meaningful entities from police narrative reports. *Pages 1–5 of : Proceedings of the 2002 annual national conference on digital government research*. Digital Government Society of North America.

Chiticariu, Laura, Krishnamurthy, Rajasekar, Li, Yunyao, Reiss, Frederick, & Vaithyanathan, Shivakumar. 2010. Domain adaptation of rule-based annotators for named-entity recognition tasks. *Pages 1002–1012 of : Proceedings of the 2010 conference on empirical methods in natural language processing*. Association for Computational Linguistics.

Cohen, Jacob. 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement*, **20**(1), 37–46.

Cortes, Corinna, & Vapnik, Vladimir. 1995. Support-vector networks. *Machine learning*, **20**(3), 273–297.

Cover, Thomas, & Hart, Peter. 1967. Nearest neighbor pattern classification. *Ieee transactions on information theory*, **13**(1), 21–27.

Cretin, Laurette. 2014. L'opinion des français sur la justice. *Infostat justice*, **125**(Janvier).

Dong, Yan-Shi, & Han, Ke-Song. 2005. Boosting svm classifiers by ensemble. *Pages 1072–1073 of : Special interest tracks and posters of the 14th international conference on world wide web*. ACM.

Dozier, Christopher, Kondadadi, Ravikumar, Light, Marc, Vachher, Arun, Veeramachaneni, Sriharsha, & Wudali, Ramdev. 2010. Named entity recognition and resolution in legal text. *Pages 27–43 of : Semantic processing of legal texts*. Springer.

Duda, Richard O, Hart, Peter E, *et al.* . 1973. *Pattern classification and scene analysis*. Vol. 3. Wiley New York.

Dudani, Sahibsingh A. 1976. The distance-weighted k-nearest-neighbor rule. *Ieee transactions on systems, man, and cybernetics*, 325–327.

Durif, Ghislain, Modolo, Laurent, Michaelsson, Jakob, Mold, Jeff E, Lambert-Lacroix, Sophie, & Picard, Franck. 2017. High dimensional classification with combined adaptive sparse pls and logistic regression. *Bioinformatics*, **34**(3), 485–493.

Ester, Martin, Kriegel, Hans-Peter, Sander, Jörg, Xu, Xiaowei, *et al.* . 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Pages 226–231 of : Kdd*, vol. 96.

Finkel, Jenny Rose, Grenager, Trond, & Manning, Christopher. 2005. Incorporating non-local information into information extraction systems by Gibbs sampling. *Pages 363–370 of : Proceedings of the 43rd annual meeting on association for computational linguistics*. Association for Computational Linguistics.

Forgey, Edward. 1965. Cluster analysis of multivariate data : Efficiency vs. interpretability of classification. *Biometrics*, **21**(3), 768–769.

Frank, Eibe, Hall, MA, & Witten, IH. 2016. The weka workbench. *Data mining : Practical machine learning tools and techniques. burlington : Morgan kaufmann*.

Frantzi, Katerina, Ananiadou, Sophia, & Mima, Hideki. 2000. Automatic recognition of multi-word terms :. the c-value/nc-value method. *International journal on digital libraries*, **3**(2), 115–130.

Galavotti, Luigi, Sebastiani, Fabrizio, & Simi, Maria. 2000. Experiments on the use of feature selection and negative evidence in automated text categorization. *Pages 59–68 of : International conference on theory and practice of digital libraries*. Springer.

Galgani, Filippo, Compton, Paul, & Hoffmann, Achim. 2015. Lexa : Building knowledge bases for automatic legal citation classification. *Expert systems with applications*, **42**(17-18), 6391–6407.

Genesereth, Michael. 2015. Computational law : The cop in the backseat. *The standford center for legal informatics hosted the third annual futurelaw 2015 conference*.

Gou, Jianping, Xiong, Taisong, & Kuang, Yin. 2011. A novel weighted voting for k-nearest neighbor rule. *Jcp*, **6**(5), 833–840.

Grave, E, Mikolov, T, Joulin, A, & Bojanowski, P. 2017. Bag of tricks for efficient text classification. *Pages 427–431 of : Proceedings of the 15th conference of the european chapter of the association for computational linguistics*.

Grishman, Ralph, & Sundheim, Beth. 1996. Message understanding conference-6 : A brief history. *In : Coling 1996 volume 1 : The 16th international conference on computational linguistics*, vol. 1.

Halkidi, Maria, Batistakis, Yannis, & Vazirgiannis, Michalis. 2001. On clustering validation techniques. *Journal of intelligent information systems*, **17**(2-3), 107–145.

Hanisch, Daniel, Fundel, Katrin, *et al.* . 2005. ProMiner : rule-based protein and gene entity recognition. *BMC bioinformatics*, **6**(1), 14.

Harispe, Sébastien, Ranwez, Sylvie, Janaqi, Stefan, & Montmain, Jacky. 2013. The semantic measures library and toolkit : fast computation of semantic similarity and relatedness using biomedical ontologies. *Bioinformatics*, **30**(5), 740–742.

Hathaway, Richard J, Davenport, John W, & Bezdek, James C. 1989. Relational duals of the c-means clustering algorithms. *Pattern recognition*, **22**(2), 205–212.

Huang, Anna. 2008. Similarity measures for text document clustering. *Pages 9–56 of : Proceedings of the sixth new zealand computer science research student conference (nzcsrsc2008), christchurch, new zealand*, vol. 4.

Hubert, Lawrence, & Arabie, Phipps. 1985. Comparing partitions. *Journal of classification*, **2**(1), 193–218.

Im, Chan Jong, Mandl, Thomas, *et al.* . 2017. Text classification for patents : Experiments with unigrams, bigrams and different weighting methods. *International journal of contents*, **13**(2).

Jaccard, Paul. 1901. Étude comparative de la distribution florale dans une portion des alpes et des jura. *Bulletin de la société vaudoise sciences naturelles*, **37**, 547–579.

Jeandidier, Bruno, & Ray, Jean-Claude. 2006. Pensions alimentaires pour enfants lors du divorce - [ Les juges appliquent-ils implicitement un calcul fondé sur le coût de l'enfant ? ]. *Revue des politiques sociales et familiales*, **84**(1), 5–18.

Jones, K. Sparck, Walker, Steve, & Robertson, Stephen E. 2000. A probabilistic model of information retrieval : development and comparative experiments. *Information processing & management*, **36**(6), 809–840.

Katz, Daniel Martin, Bommarito, Michael James, & Blackman, Josh. 2014. Predicting the behavior of the supreme court of the united states : A general approach. *Available at ssrn 2463244*.

Katz, Daniel Martin, Bommarito II, Michael J, & Blackman, Josh. 2017. A general approach for predicting the behavior of the supreme court of the united states. *Plos one*, **12**(4), e0174698.

Kaufman, Leonard, & Rousseeuw, Peter J. 1987. Clustering by means of medoids. *Page 405–416 of :* Dodge, Yadolah (ed), *Statistical data analysis based on the l1-norm*. North Holland/Elsevier. Amsterdam.

Kim, Jin-Dong, Ohta, Tomoko, Tsuruoka, Yoshimasa, Tateisi, Yuka, & Collier, Nigel. 2004. Introduction to the bio-entity recognition task at JNLPBA. *Pages 70–75 of : Proceedings of the international joint workshop on natural language processing in biomedicine and its applications*. Association for Computational Linguistics.

Kitoogo, Fredrick Edward, & Baryamureeba, Venansius. 2007. A methodology for feature selection in named entity recognition. *Strengthening the role of ict in development*, 88.

Kittler, Josef, Hater, Mohamad, & Duin, Robert PW. 1996. Combining classifiers. *Pages 897–901 of : Proceedings of 13th international conference on pattern recognition*, vol. 2. IEEE.

Klinger, Roman, & Friedrich, Christoph M. 2009. Feature subset selection in conditional random fields for named entity recognition. *Pages 185–191 of : Proceedings of the international conference ranlp-2009*.

Konkol, Michal, & Konopík, Miloslav. 2015. Segment representations in named entity recognition. *Pages 61–70 of : International conference on text, speech, and dialogue*. Springer.

Krishnapuram, Raghu, Joshi, Anupam, Nasraoui, Olfa, & Yi, Liyu. 2001. Low-complexity fuzzy relational clustering algorithms for web mining. *Ieee transactions on fuzzy systems*, **9**(4), 595–607.

Kríž, Vincent, Hladká, Barbora, *et al.* . 2014. Statistical recognition of references in czech court decisions. *Pages 51–61 of :* Gelbukh, Alexander, Espinoza, Félix Castro, & Galicia-Haro, Sofía N. (eds), *Human-inspired computing and its applications : 13th mexican international conference on artificial intelligence, micai 2014, tuxtla gutiérrez, mexico, november 16-22, 2014. proceedings, part i*. Cham : Springer International Publishing.

Kumar, Sushanta, Reddy, P Krishna, Reddy, V Balakista, & Singh, Aditya. 2011. Similarity analysis of legal judgments. *Page 17 of : Proceedings of Compute 2011 - Fourth Annual ACM Bangalore Conference*. ACM.

Kuncheva, Ludmila I. 2004. *Combining pattern classifiers : methods and algorithms*. John Wiley & Sons.

Kusner, Matt, Sun, Yu, Kolkin, Nicholas, & Weinberger, Kilian. 2015. From word embeddings to document distances. *Pages 957–966 of : International conference on machine learning*.

Kvalseth, Tarald O. 1987. Entropy and correlation : Some comments. *Ieee transactions on systems, man, and cybernetics*, **17**(3), 517–519.

Lacroux, Alain. 2011. Les avantages et les limites de la méthode «partial least square»(pls) : une illustration empirique dans le domaine de la grh. *Revue de gestion des ressources humaines*, 45–64.

Lafferty, John, McCallum, Andrew, & Pereira, Fernando C. N. 2001. Conditional random fields : probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. *International Conference on Machine Learning*.

Lample, Guillaume, Ballesteros, Miguel, *et al.* . 2016. Neural architectures for named entity recognition. *arxiv preprint*. arXiv :1603.01360.

Lan, Man, Tan, Chew Lim, Su, Jian, & Lu, Yue. 2009. Supervised and traditional term weighting methods for automatic text categorization. *Ieee transactions on pattern analysis and machine intelligence*, **31**(4), 721–735.

Langlais, Eric, & Chappe, Nathalie. 2009. *Analyses économiques du droit : principes, méthodes, résultats*. Editions de Boeck Université. Chap. 4. Analyse économique de la résolution des litiges.

Le, Quoc, & Mikolov, Tomas. 2014. Distributed representations of sentences and documents. *Pages 1188–1196 of : International conference on machine learning*.

Leith, Philip. 2010. The rise and fall of the legal expert system. *European journal of law and technology*, **1**(1), 179–201.

Li, Jianqiang, Zhao, Shenhe, Yang, Jijiang, Huang, Zhisheng, Liu, Bo, Chen, Shi, Pan, Hui, & Wang, Qing. 2018. Wcp-rnn : a novel rnn-based approach for bio-ner in chinese emrs. *The journal of supercomputing*, 1–18.

Li, Yaoyong, Zaragoza, Hugo, Herbrich, Ralf, Shawe-Taylor, John, & Kandola, Jaz. 2002. The perceptron algorithm with uneven margins. *Pages 379–386 of : Icml*, vol. 2.

Liu, Dong C., & Nocedal, Jorge. 1989. On the limited memory BFGS method for large scale optimization. *Mathematical programming*, **45**(1), 503–528.

Liu, Huan, & Motoda, Hiroshi. 2012. *Feature selection for knowledge discovery and data mining*. Vol. 454. Springer Science & Business Media.

Liu, Jingjing, Pasupat, Panupong, Cyphers, Scott, & Glass, Jim. 2013. Asgard : A portable architecture for multilingual dialogue systems. *Pages 8386–8390 of : Acoustics, speech and signal processing (icassp), 2013 ieee international conference on*. IEEE.

Liu, Yushu, & Rayens, William. 2007. PLS and dimension reduction for classification. *Computational statistics*, **22**(2), 189–208.

Llewellyn, Karl Nickerson. 1962. *Jurisprudence : Realism in theory and practice*. The University of Chicago Press.

Love, Nathaniel, & Genesereth, Michael. 2005. Computational law. *Pages 205–209 of : Proceedings of the 10th international conference on artificial intelligence and law*. ACM.

Ma, Xuezhe, & Hovy, Eduard. 2016. End-to-end sequence labeling via bi-directional LSTM-CNNs-CRF. *In : Proceedings of ACL*.

Ma, Yinglong, Zhang, Peng, & Ma, Jiangang. 2018. An Efficient Approach to Learning Chinese Judgment Document Similarity Based on Knowledge Summarization. *arXiv preprint*, 23. arXiv :1808.01843.

Manning, Christopher D, Raghavan, Prabhakar, & Schütze, Hinrich. 2009a. Flat clustering. *Chap. 16, pages 349–375 of : Introduction to information retrieval*. Cambridge : Cambridge university press.

Manning, Christopher D, Raghavan, Prabhakar, & Schütze, Hinrich. 2009b. Scoring, term weighting and the vector space model. *Chap. 6, pages 109–133 of : Introduction to information retrieval*. Cambridge : Cambridge university press.

Martineau, Justin, Finin, Tim, *et al.* . 2009. Delta tfidf : An improved feature space for sentiment analysis. *Icwsm*, **9**, 106.

McCallum, Andrew Kachites. 2012. *MALLET : A Machine Learning for Language Toolkit*.

Medvedeva, Masha, Vols, Michel, & Wieling, Martijn. 2018. Judicial decisions of the european court of human rights : Looking into the crystal ball. *In : Proceedings of the conference on empirical legal studies*.

Mikheev, Andrei, Moens, Marc, & Grover, Claire. 1999. Named entity recognition without gazetteers. *Pages 1–8 of : Proceedings of the ninth conference on european chapter of the association for computational linguistics*. Association for Computational Linguistics.

Mochales, Raquel, & Moens, Marie-Francine. 2008. Study on the structure of argumentation in case law. *Pages 11–20 of : Proceedings of the 2008 conference on legal knowledge and information systems*.

Moens, Marie-Francine. 2002. What information retrieval can learn from case-based reasoning. *Pages 83–91 of : Legal knowledge and information systems.* Amsterdam : T.J.M. Bench-Capon, A. Daskalopulu and R.G.F. Winkels (eds.), for Jurix 2002 : The Fifteenth Annual Conference.

Moens, Marie-Francine, Boiy, Erik, Palau, Raquel Mochales, & Reed, Chris. 2007. Automatic detection of arguments in legal texts. *Pages 225–230 of : Proceedings of the 11th international conference on artificial intelligence and law*. ACM.

Mussard, Stéphane, & Souissi-Benrejab, Fattouma. 2018. Gini-pls regressions. *Journal of quantitative economics*, April, 1–36.

Nadeau, David, & Sekine, Satoshi. 2007. A survey of named entity recognition and classification. *Lingvisticae investigationes*, **30**(1), 3–26.

Nair, Akhil M., & Wagh, Rupali Sunil. 2018. Similarity Analysis of Court Judgements Using Association Rule Mining on Case Citation Data - A Case Study. *International Journal of Engineering Research and Technology*, **11**(3), 373–381.

Nallapati, Ramesh, Surdeanu, Mihai, & Manning, Christopher. 2010. Blind domain transfer for named entity recognition using generative latent topic models. *Pages 281–289 of : Proceedings of the nips 2010 workshop on transfer learning via rich generative models*.

Nazarenko, Adeline, & Wyner, Adam. 2017. Legal NLP Introduction. *Traitement automatique de la langue juridique / Legal Natural Language Processing - Revue TAL*, **58**(2), 7–19.

Ng, Hwee Tou, Goh, Wei Boon, & Low, Kok Leong. 1997. Feature selection, perceptron learning, and a usability case study for text categorization. *Pages 67–73 of : Acm sigir forum*, vol. 31. ACM.

Nguyen, Thien Huu, Cho, Kyunghyun, & Grishman, Ralph. 2016. Joint event extraction via recurrent neural networks. *Pages 300–309 of : Hlt-naacl*.

Nigam, Kamal, Lafferty, John, & McCallum, Andrew. 1999. Using maximum entropy for text classification. *Pages 61–67 of : Ijcai-99 workshop on machine learning for information filtering*, vol. 1.

Olkin, Ingram, & Yitzhaki, Shlomo. 1992. Gini regression analysis. *International statistical review/revue internationale de statistique*, 185–196.

Palm, Rasmus Berg, Hovy, Dirk, Laws, Florian, & Winther, Ole. 2017. End-to-end information extraction without token-level supervision. *In : Proceedings of the workshop on speech-centric natural language processing*.

Palmer, David D, & Day, David S. 1997. A statistical profile of the named entity task. *Pages 190–193 of : Proceedings of the fifth conference on applied natural language processing*. Association for Computational Linguistics.

Paltoglou, Georgios, & Thelwall, Mike. 2010. A study of information retrieval weighting schemes for sentiment analysis. *Pages 1386–1395 of : Proceedings of the 48th annual meeting of the association for computational linguistics*. Association for Computational Linguistics.

Pennington, Jeffrey, Socher, Richard, & Manning, Christopher. 2014. Glove : Global vectors for word representation. *Pages 1532–1543 of : Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (emnlp)*.

Persson, Caroline. 2012. *Machine learning for tagging of biomedical literature*. Closing project report, Technical University of Denmark,DTU Informatics.

Polifroni, Joe, & Mairesse, François. 2011. Using latent topic features for named entity extraction in search queries. *Pages 2129–2132 of : Interspeech*.

Price, Patti J. 1990. Evaluation of spoken language systems : The atis domain. *In : Speech and natural language : Proceedings of a workshop held at hidden valley, pennsylvania, june 24-27, 1990*.

Pudil, Pavel, Novovičová, Jana, & Kittler, Josef. 1994. Floating search methods in feature selection. *Pattern recognition letters*, **15**(11), 1119–1125.

Rabiner, Lawrence R. 1989. A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the ieee*, **77**(2), 257–286.

Raghuveer, K. 2012. Legal documents clustering using latent dirichlet allocation. *Iaes int. j. artif. intell*, **2**(1), 34–37.

Raman, Baranidharan, & Ioerger, Thomas R. 2003. Enhancing learning using feature and example selection. *Texas a&m university, college station, tx, usa*.

Rand, William M. 1971. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the american statistical association*, **66**(336), 846–850.

Raschka, Sebastian. 2014. Naive Bayes and Text Classification I : Introduction and Theory. *arxiv preprint arxiv :1410.5329*.

Rish, Irina. 2001. An empirical study of the naive bayes classifier. *Pages 41–46 of : Ijcai 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*, vol. 3. IBM New York.

Rousseeuw, Peter J. 1987. Silhouettes : a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of computational and applied mathematics*, **20**, 53–65.

Ruparel, Nidhi H, Shahane, Nitin M, & Bhamare, Devyani P. 2013. Learning from small data set to build classification model : A survey. *Internationla journal of computer applications*, **975**(8887), 23–26.

Sabzi, Akhtar, Farjami, Yaghoub, & ZiHayat, Morteza. 2011. An improved fuzzy k-medoids clustering algorithm with optimized number of clusters. *Pages 206–210 of : Proceedings of the 11th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS)*. IEEE.

Salton, Gerard, & Buckley, Christopher. 1988. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information processing & management*, **24**(5), 513–523.

Schechtman, Edna, & Yitzhaki, Shlomo. 2003. A family of correlation coefficients based on the extended gini index. *The journal of economic inequality*, **1**(2), 129–146.

Schmid, Helmut. 1994. *Treetagger - a part-of-speech tagger for many languages*.

Schütze, Hinrich, Hull, David A, & Pedersen, Jan O. 1995. A comparison of classifiers and document representations for the routing problem. *Pages 229–237 of : Proceedings of the 18th annual international acm sigir conference on research and development in information retrieval*. ACM.

Sharnagat, Rahul. 2014. *Named entity recognition : A literature survey*. Tech. rept. Center For Indian Language Technology.

Shi, Jianbo, & Malik, Jitendra. 2000. Normalized cuts and image segmentation. *Departmental papers (cis)*, 107.

Shulayeva, Olga, Siddharthan, Advaith, & Wyner, Adam. 2017. Recognizing cited facts and principles in legal judgements. *Artificial intelligence and law*, **25**(1), 107–126.

Sidorov, Grigori, Gelbukh, Alexander, Gómez-Adorno, Helena, & Pinto, David. 2014. Soft similarity and soft cosine measure : Similarity of features in vector space model. *Computación y sistemas*, **18**(3), 491–504.

Singh, Sonia, & Gupta, Priyanka. 2014. Comparative study ID3, CART and C4.5 decision tree algorithm : a survey. *Int j adv inf sci technol [internet]*, **27**, 97–103.

Siniakov, Peter. 2008. *Gropus an adaptive rule-based algorithm for information extraction*. Ph.D. thesis, Freie Universität Berlin.

Sparck Jones, Karen. 1972. A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of documentation*, **28**(1), 11–21.

Strehl, Alexander, Ghosh, Joydeep, & Mooney, Raymond. 2000. Impact of similarity measures on web-page clustering. *Page 64 of : Workshop on artificial intelligence for web search (aaai 2000)*, vol. 58.

Şulea, Octavia-Maria, Zampieri, Marcos, Malmasi, Shervin, Vela, Mihaela, P. Dinu, Liviu, & van Genabith, Josef. 2017a (June). Exploring the Use of Text Classification in the Legal Domain. *Page 5 of : Proceedings of 2nd Workshop on Automated Semantic Analysis of Information in Legal Texts*. ASAIL'2017, London, United Kingdom.

Şulea, Octavia-Maria, Zampieri, Marcos, Vela, Mihaela, & van Genabith, Josef. 2017b. Predicting the Law Area and Decisions of French Supreme Court Cases. *Pages 716–722 of : Proceedings of the International Conference Recent Advances in Natural Language Processing, RANLP 2017*.

Tenenhaus, Michel. 2005. La regression logistique PLS. *Chap. 12, pages 263–276 of :* Droesbeke, Jean-Jacques, Lejeune, Michel, & Saporta, Gilbert (eds), *Modèles statistiques pour données qualitatives*. Editions Technip.

Thakker, Dhaval, Osman, Taha, & Lakin, Phil. 2009. *Gate jape grammar tutorial*.

Thenmozhi, D., Kannan, Kawshik, & Aravindan, Chandrabose. 2017. A Text Similarity Approach for Precedence Retrieval from Legal Documents. *Pages 90–91 of : Proceedings of Forum for Information Retrieval Evaluation - FIRE (Working Notes)*.

Tjong Kim Sang, Erik F., & De Meulder, Fien. 2003. Introduction to the conll-2003 shared task : Language-independent named entity recognition. *Pages 142–147 of : Proceedings of the seventh conference on natural language learning at hlt-naacl 2003 - volume 4*. CONLL '03. Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics.

Tulyakov, Sergey, Jaeger, Stefan, Govindaraju, Venu, & Doermann, David. 2008. Review of classifier combination methods. *Pages 361–386 of : Machine learning in document analysis and recognition*. Springer.

Tumonis, Vitalius. 2012. Legal realism & judicial decision-making. *Jurisprudencija*, **19**(4).

Ulmer, S Sidney. 1963. Quantitative analysis of judicial processes : Some practical and theoretical applications. *Law and contemporary problems*, **28**(1), 164–184.

Van Asch, Vincent. 2013. Macro-and micro-averaged evaluation measures [[basic draft]]. *Belgium : CLiPS*, 1–27.

Vapnik, Vladimir N. 1995. The nature of statistical learning. *Theory*.

Viera, Anthony J, Garrett, Joanne M, *et al.* . 2005. Understanding interobserver agreement : the kappa statistic. *Fam med*, **37**(5), 360–363.

Vijaymeena, MK, & Kavitha, K. 2016. A survey on similarity measures in text mining. *Machine learning and applications : An international journal*, **3**(2), 19–28.

Vinh, Nguyen Xuan, Epps, Julien, & Bailey, James. 2010. Information theoretic measures for clusterings comparison : Variants, properties, normalization and correction for chance. *Journal of machine learning research*, **11**(Oct), 2837–2854.

Vinyals, Oriol, Fortunato, Meire, & Jaitly, Navdeep. 2015. Pointer networks. *Pages 2692–2700 of : Advances in neural information processing systems*.

Viterbi, Andrew James. 1967. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. *Ieee transactions on information theory*, **13**(2), 260–269.

Von Luxburg, Ulrike. 2007. A tutorial on spectral clustering. *Statistics and computing*, **17**(4), 395–416.

Wallach, Hanna M. 2004. *Conditional Random Fields : An Introduction*. Tech. rept. University of Pennsylvania Department of Computer and Information Science.

Waltl, Bernhard, Matthes, Florian, Waltl, Tobias, & Grass, Thomas. 2016. LEXIA - A Data Science Environment for Semantic Analysis of German Legal Texts. *In : Iris : Internationales rechtsinformatik symposium*. Salzburg, Austria.

Waltl, BERNHARD, Landthaler, Jörg, Scepankova, Elena, Matthes, FLORIAN, Geiger, THOMAS, Stocker, CHRISTOPH, & Schneider, CHRISTIAN. 2017a. Automated extraction of semantic information from German legal documents. *In : Iris : Internationales rechtsinformatik symposium. association for computational linguistics*.

Waltl, Bernhard, Bonczek, Georg, Scepankova, Elena, Landthaler, Jörg, & Matthes, Florian. 2017b. Predicting the outcome of appeal decisions in germany's tax law. *Pages 89–99 of : International conference on electronic participation*. Springer.

Waltl, Bernhard, Bonczek, Georg, & Matthes, Florian. 2018. Rule-based information extraction : Advantages, limitations, and perspectives. *Jusletter it*, Feb.

Wang, Fei, & Sun, Jimeng. 2015. Survey on distance metric learning and dimensionality reduction in data mining. *Data mining and knowledge discovery*, **29**(2), 534–564.

Wang, Sida, & Manning, Christopher D. 2012. Baselines and bigrams : Simple, good sentiment and topic classification. *Pages 90–94 of : Proceedings of the 50th annual meeting of the association for computational linguistics : Short papers-volume 2*. Association for Computational Linguistics.

Welch, Lloyd R. 2003. Hidden Markov models and the Baum-Welch algorithm. *Ieee information theory society newsletter*, **53**(4), 10–13.

Witten, Ian H, Bray, Zane, *et al.* . 1999. Using language models for generic entity extraction. *In : Proceedings of the icml workshop on text mining*.

Wold, Herman. 1966. Estimation of principal components and related models by iterative least squares. *Multivariate analysis*, 391–420.

Wu, Haibing, Gu, Xiaodong, & Gu, Yiwei. 2017. Balancing between over-weighting and under-weighting in supervised term weighting. *Information processing & management*, **53**(2), 547–557.

Wu, Harry, & Salton, Gerard. 1981. A comparison of search term weighting : term relevance vs. inverse document frequency. *Pages 30–39 of : Acm sigir forum*, vol. 16. ACM.

Wyner, Adam, & Peters, Wim. 2010. Lexical Semantics and Expert Legal Knowledge towards the Identification of Legal Case Factors. *Pages 127–136 of : JURIX*, vol. 10.

Wyner, Adam, Mochales-Palau, Raquel, Moens, Marie-Francine, & Milward, David. 2010. Approaches to text mining arguments from legal cases. *Pages 60–79 of : Semantic Processing of Legal Texts : where the Language of Law Meets the Law of Language*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag.

Wyner, Adam Z. 2010. Towards annotating and extracting textual legal case elements. *Informatica e diritto : special issue on legal ontologies and artificial intelligent techniques*, **19**(1-2), 9–18.

Xiao, Richard. 2010. Corpus creation. *Chap. 7, page 146–165 of :* Indurkhya, Nitin, & Damerau, Fred J . (eds), *Handbook of natural language processing*, second edn. Chapman and Hall.

Yadav, Vikas, & Bethard, Steven. 2018. A survey on recent advances in named entity recognition from deep learning models. *Pages 2145–2158 of : Proceedings of the 27th international conference on computational linguistics*.

Yang, Bishan, & Mitchell, Tom. 2016. Joint Extraction of Events and Entities within a Document Context. *Pages 289–299 of : Proceedings of naacl-hlt*.

Yang, Yiming, & Pedersen, Jan O. 1997. A comparative study on feature selection in text categorization. *Pages 412–420 of : Icml*, vol. 97.

Zeng, Xue-Qiang, Wang, Ming-Wen, & Nie, Jian-Yun. 2007. Text classification based on partial least square analysis. *Pages 834–838 of : Proceedings of the 2007 acm symposium on applied computing*. ACM.

Zhu, Xiaojin. 2010. *Conditional random fields*. CS769 Spring 2010 Advanced Natural Language Processing.