

Résumé

Mots clés : Analyse de données textuelles, corpus jurisprudentielle, extraction d'information, classification de documents,regroupement non supervisée de documents.

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 corpus, information extraction, text classification, text clustering

Table des matières

Résumé	i
Abstract	ii
Table des matières	iii
Liste des figures	ix
Liste des tableaux	xi
Introduction générale	1
i Contexte et motivations	1
ii Objectifs	3
ii.a Collecte, gestion et pré-traitement des documents . .	8
ii.b Extraction de connaissances	9
ii.c Analyse descriptive	10
iii Méthodologie	11
iv Résultats	11
v Structure de la thèse	12
Chapitre 1 Analyse automatique de corpus judiciaires	13
1.1 Introduction	13
1.2 Annotation et extraction d'information	16
1.3 Classification des jugements	18
1.4 Similarité entre décisions judiciaires	20
1.5 Conclusion	22
Chapitre 2 Annotation des sections et entités juridiques	23
2.1 Introduction	23

2.2	Extraction d'information par étiquetage de séquence	26
2.2.1	Les modèles graphiques probabilistes HMM et CRF	28
2.2.1.1	Les modèles cachés de Markov (HMM)	28
2.2.1.2	Les champs conditionnels aléatoires (CRF)	29
2.2.2	Représentation des segments atomiques	31
2.2.3	Schéma d'étiquetage	32
2.3	Architecture proposée	34
2.3.1	Définition de descripteurs candidats	35
2.3.1.1	Descripteurs pour la détection des sections	35
2.3.1.2	Descripteurs pour la détection d'entités	36
2.3.2	Sélection des descripteurs	38
2.3.2.1	Sélection pour le modèle CRF	38
2.3.2.2	Sélection pour le modèle HMM	39
2.4	Expérimentations et discussions	39
2.4.1	Conditions d'expérimentations	40
2.4.1.1	Annotation des données de référence	40
2.4.1.2	Mesures d'évaluation	40
2.4.1.3	Outils logiciels	42
2.4.2	Sélection du schéma d'étiquetage	42
2.4.3	Sélection des descripteurs	44
2.4.4	Evaluation détaillée pour chaque classe	44
2.4.5	Discussions	46
2.4.5.1	Confusion de classes	46
2.4.5.2	Redondance des mentions d'entités	47
2.4.5.3	Impact de la quantité d'exemples annotés	48
2.4.5.4	Descripteurs manuels vs. réseau de neurones	50
2.5	Conclusion	51
Chapitre 3	Extraction des données des demandes à base de terminologies extraites	53
3.1	Introduction	53
3.1.1	Données cibles à extraire	54
3.1.1.1	Catégorie de demande	54
3.1.1.2	Quantum demandé	54
3.1.1.3	Sens du résultat	55
3.1.1.4	Quantum obtenu ou résultat	55

3.1.2	Expression, défis et indicateurs d'extraction	55
3.1.3	Formulation du problème	57
3.2	Travaux connexes	58
3.2.1	Extraction d'éléments structurés	58
3.2.2	Approches d'extraction d'éléments structurés	59
3.2.3	Extraction de la terminologie d'un domaine	60
3.2.3.1	Métriques non-supervisées	61
3.2.3.2	Métriques supervisées	62
3.2.3.3	Discussions	64
3.3	Méthode	65
3.3.1	Détection des catégories par classification	65
3.3.2	Extraction basée sur la proximité entre sommes d'ar- gent et termes-clés	66
3.3.2.1	Pré-traitement	67
3.3.2.2	Apprentissage des termes-clés d'une caté- gorie	68
3.3.3	Application de l'extraction à de nouveaux documents	68
3.4	Résultats expérimentaux	69
3.4.1	Données d'évaluation	69
3.4.2	Métriques d'évaluation	70
3.4.3	Détection des catégories par classification	72
3.4.4	Extraction de données des paires demandes-résultats	72
3.4.5	Analyse des erreurs	74
3.5	Conclusion	76
Chapitre 4 Identification du sens du résultat par classification des documents		78
4.1	Introduction	78
4.2	Classification de documents	79
4.2.1	Algorithmes traditionnels de classification de données	80
4.2.1.1	Le Bayésien naïf (NB)	80
4.2.1.2	Machine à vecteurs de support (SVM)	81
4.2.1.3	k-plus-proches-voisins (kNN)	82
4.2.1.4	Arbre de décision	83
4.2.1.5	Analyses discriminantes linéaires et quadra- tiques	86

4.2.2	Algorithmes dédiés aux textes	87
4.2.2.1	NBSVM	87
4.2.2.2	FastText	88
4.2.3	Techniques d'amélioration de l'efficacité	88
4.3	Application du PLS à la classification des textes	89
4.3.1	L'opérateur Gini covariance	90
4.3.2	Gini-PLS	91
4.3.3	Régressions Gini-PLS généralisée	93
4.3.3.1	L'algorithme Gini-PLS généralisé	94
4.3.3.2	L'algorithme LOGIT-Gini-PLS généralisé	96
4.4	Expérimentations et résultats	97
4.4.1	Protocole d'évaluation	97
4.4.2	Classification de l'ensemble du document	99
4.4.3	Réduction du document aux régions comprenant le vocabulaire de la catégorie	100
4.5	Conclusion	101
Chapitre 5	Découverte des circonstances factuelles par regroupement non supervisé de documents	103
5.1	Introduction	103
5.2	Catégorisation non-supervisé de documents	104
5.2.1	Algorithmes de catégorisation non-supervisé	104
5.2.1.1	Partitionnement disjoint	104
5.2.1.2	Catégorisation avec chevauchements	106
5.2.1.3	Catégorisation hiérarchique	107
5.2.2	Métriques de dis-similarité (distances)	108
5.2.3	Représentation des textes	110
5.2.3.1	Modèle vectoriel	110
5.2.3.2	Réduction de dimension	111
5.2.4	Sélection du nombre optimal de clusters	113
5.2.5	Validation de la catégorisation	114
5.2.5.1	Métriques supervisées ou mesures externes	114
5.2.5.2	Métriques non-supervisées ou indices internes	116
5.3	Apprentissage d'une distance basée sur la transformation de document	117
5.3.1	Génération d'une base d'apprentissage	118

5.3.2	Entraînement de la métrique	118
5.3.3	Utilisation pour la catégorisation non supervisée des documents	119
5.4	Expérimentations et résultats	120
5.4.1	Données	120
5.4.2	Protocole et outils logiciels	121
5.4.3	Validité de la distance apprise	121
5.4.4	Sélection de la représentation optimale des textes . .	123
5.4.5	Catégorisation du corpus annotées manuellement . .	124
5.4.5.1	Nombre de clusters prédéfini	124
5.4.5.2	Nombre de clusters déterminé automatiquement	124
5.4.5.3	Autres algorithmes de catégorisation	126
5.4.6	Catégorisation des corpus non annotés manuellement	126
5.5	Conclusion	128
Chapitre 6 Application à l'analyse descriptive d'un grand corpus		130
6.1	Analyse du sens du résultat	131
6.2	Analyse des quanta	132
6.2.1	Evolution dans le temps	132
6.2.2	Différence dans l'espace	133
6.2.3	Quantum demandé vs. quantum accordé	134
6.3	Conclusion	135
Conclusion		136
i	Evaluation des contributions	136
ii	Critique du travail	137
iii	Travaux futurs de recherche	138
iv	Perspectives du domaine	138
Bibliographie		139

Liste des figures

1	Exemples de critères des moteurs de recherche juridique . . .	2
2	Organisation des institutions judiciaires françaises	4
3	La demande au centre de la compréhension des décisions . . .	6
4	Chaîne d’analyse du corpus jurisprudentiel à mettre en œuvre	7
2.1	Illustration des schémas d’étiquetage IO, BIO, IEO, BIEO . . .	33
2.2	Application des modèles entraînés pour l’étiquetage de sections et entités.	34
2.3	Entraînement des modèles.	35
2.4	Matrice de confusion entre méta-données d’entête avec le modèle CRF	48
2.5	Matrice de confusion entre lignes des sections avec le modèle CRF	48
2.6	Courbes d’apprentissages aux niveaux élément et entité . . .	49
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))	54
3.2	Illustration de la proximité des quantas et termes-clés	67
3.3	Répartitions des demandes dans les documents annotées. . .	70
4.1	Répartition des sens de résultat dans les données annotées. .	79
4.2	Hyperplan optimale et marge maximale d’un SVM.	81
4.3	Répartition des documents à une demande de la catégorie considérée.	98
5.1	Différence entre valeurs prédites et attendues par la distance apprise	122
5.2	Matrice des distances de la métrique apprise sur $\mathcal{D}_{\text{arcpa}}$. . .	122
5.3	Matrice de vérification de l’inégalité triangulaire	123

5.4	Evolution de la silhouette pour le k-means et la distance ap- prise	125
5.5	Évolution de la silhouette pour les C-moyennes floues pro- babilistes	126
6.1	Détails du module d'extraction d'information	130
6.2	Répartition des décisions	131
6.3	Evolution du sens du résultat des demandes STYX dans le temps à Paris, Lyon, Versailles, Angers, Bastia.	132
6.4	Comparaison des Paris, Lyon, Versailles, Angers, Bastia sur l'acceptation des demandes STYX à partir d'une visualisa- tion arborée.	133
6.5	Evolution des quanta moyens par année des demandes STYX entre 2000 et 2019.	133
6.6	Evolution des quanta accordés par année sur les demandes STYX entre 2000 et 2016 à Bastia et à Lyon.	134
6.7	Nuages des points (quantum accordé, quantum demandé) pour les demandes STYX entre 2000 et 2019 à Paris, Bastia, Angers et Lyon (quantum demandé < 10000)	135

Liste des tableaux

1	Nombre de décisions prononcées en France par an de 2013 à 2017	8
2.1	Exemples d’entités et statistiques sur la base d’exemples annotés manuellement	24
2.2	Mots représentatifs des 10 premiers thèmes sur les 100 inférés	42
2.3	Comparaison des schémas d’étiquetage.	43
2.4	Performances des sous-ensembles sélectionnés de descripteurs.	45
2.5	Précision, Rappel, F1-mesures pour chaque type d’entité et section au niveau atomique.	46
2.6	Précision, Rappel, F1-mesures pour chaque type d’entité et section au niveau entité.	47
2.7	Comparaison entre le CRF avec des descripteurs définis manuellement et le BiLSTM-CRF au niveau entité.	50
3.1	Exemples de catégories de demandes	55
3.2	Exemples d’analogie entre relations, évènements et demandes	58
3.3	Notation utilisée pour formuler les métriques	61
3.4	Métriques locales	66
3.5	Mots introduisant les énoncés de demandes et de résultats .	67
3.6	Extrait du tableau d’annotations manuelles des demandes. .	70
3.7	Résultats d’une 5-fold validation croisée pour la détection de catégories	72
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	73
3.9	Résultats détaillés pour l’extraction des données avec sélection automatique de la méthode d’extraction des termes-clés	74
3.10	Types et taux d’erreurs (pourcentage en moyenne sur les 6 catégories de demandes)	75

3.11	Taux de quanta demandés (q_d) mentionnés dans les documents annotés	75
3.12	Taux de quanta accordés (q_r) mentionnés dans les documents annotés	75
3.13	Premiers termes sélectionnés lors de la première itération de la validation croisée	76
4.1	Valeurs utilisées pour les méta-paramètres des algorithmes de classification.	99
4.2	Comparaison des algorithmes sur une représentation globale des documents pour la détection du sens du résultat. . .	99
4.3	Détails des résultats de FastText et NBSVM.	100
4.4	Détection du sens du résultat : Comparaison des réductions du document.	101
5.1	Tableau de contingence des chevauchement entre les catégorisations $X = \{X_1, X_2, \dots, X_r\}$ et $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_s\}$, $n_{i,j} = X_i \cap Y_j $	115
5.2	Terminologies de la catégorie <i>arcpa</i> , et de ses circonstances factuelles manuellement annotées.	120
5.3	Meilleures représentations sur la catégorisation manuelle. . .	123
5.4	Evaluation de la catégorisation par k-means et k-medoids sur \mathcal{D}_{arcpa} avec le nombre de clusters prédéfini à $K = 3$	124
5.5	Evaluation de la catégorisation par k-means et k-medoids sur \mathcal{D}_{arcpa} avec détermination du nombre de clusters avec la silhouette.	125
5.6	Evaluation de la catégorisation par d'autres algorithmes sur \mathcal{D}_{arcpa} avec détermination du nombre de clusters avec la silhouette.	126
5.7	Evaluation non-supervisée des k-means et k-medoids sur $\mathcal{D}_{acpa}, \mathcal{D}_{concdel}, \mathcal{D}_{danais}, \mathcal{D}_{dcppc}, \mathcal{D}_{doris}, \mathcal{D}_{styx}$	127
5.8	Terminologies des circonstances factuelles découvertes en combinant les k-medoids et la distance cosinus sur $\mathcal{D}_{concdel}$. .	128
5.9	Terminologies des circonstances factuelles découvertes en combinant les k-medoids et la distance cosinus sur \mathcal{D}_{doris} . . .	128

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 jurisprudence¹ 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. Elle 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

1. <http://www.toupie.org/Dictionnaire/Jurisprudence.htm>

gouvernementales, comme <http://data.gouv.fr> en France, <https://www.judiciary.uk> en Grande Bretagne, <http://www.scotusblog.com/> aux États-Unis, et <https://www.scc-csc.ca/> au Canada. Ces sites publient régulièrement des décisions récemment prononcées. Il existe aussi des moteurs de recherche juridiques qui permettent de retrouver des décisions intéressantes. Cependant, qu'ils soient payants (LexisNexis², Dalloz³, Lamyline⁴,...) ou gratuits (CanLII⁵, Légifrance⁶, ...), 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

2. <https://www.lexisnexus.fr/>

3. <http://www.dalloz.fr>

4. <http://lamyline.lamy.fr>

5. <https://www.canlii.org>

6. <https://www.legifrance.gouv.fr>

de l'énorme volume de documents existants. Au regard de la croissance rapide du nombre 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.

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]



Figure 2 – Organisation des institutions judiciaires françaises

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 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 Predictice⁷ et CASE LAW ANALYTICS⁸. 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).

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 ;

7. <http://predictice.com>

8. <http://caselawanalytics.com>



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

- l'objet qui représente ce qui a été demandé (par ex. dommages et intérêts);
- les circonstances factuelles dans lesquelles sont formulées les demandes; elles 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 litige, 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.



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

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).

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 Rapport⁹ (SDER). L'accès est payant pour les professionnels et gratuit pour les universités et centres de recherche en partenariat avec le SDER. Legifrance, le moteur de recherche du ministère de la justice, fournit quant à lui un accès public et gratuit à 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.

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

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 directement 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 événements 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 catégorisation non supervisée (*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 ré-

sultat 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 sur 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 juridique¹ ». 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 & Genereth, 2005]. Il vise à réduire la taille et la complexité de la loi pour la

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

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 réglementation contient-elle des règles en contradiction » (analyse 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 de raisonnement à base de cas qui se distingue du ceux à base de règles.

Les premiers outils automatiques d'anticipation des décisions étaient généralement des systèmes experts juridiques. Ces derniers raisonnent 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 [Breiman, 2001] sur les cas de 1946-1953 pour prédire si la Cour Suprême des États-Unis infirmera ou confirmera une décision de juridiction inférieure. Leur approche parvient à prédire correctement 69,7% des décisions finales pour 7700 cas des années 1953-2013. Ils ont légèrement amélioré ce résultat 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 États-Unis, Walzl *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'infirimation d'un jugement en appel avec un classifieur bayésien naïf. Par ailleurs, Ashley & Brüninghaus [2009] ont obtenu une précision de 91,8% pour la prédiction de 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 la grande diversité de catégories qu'on retrouve 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'entre 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/infirmier 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 dans l'introduction (§ ii.b).

1.2 Annotation et extraction d'information

L'annotation consiste à enrichir les documents pour les préparer à des 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 l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage automatique supervisé sur un

ensemble d'exemples annotés manuellement (résultats attendus). Parmi ces algorithmes, on retrouve par exemple les modèles probabilistes HMM (Modèles Cachés de Markov, cf. § 2.2.1.1) et CRF (Champs Aléatoires Conditionnels, cf. § 2.2.1.2) que nous étudions au 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 classifieur 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) [Walzl *et al.* , 2016, 2017a; Wyner, 2010]. Cardellino *et al.* [2017] ont par ailleurs utilisé un modèle CRF et des réseaux de neurones sur pour la reconnaissance d'entités nommées juridiques dans jugements de la Cour Européenne des Droits de l'Homme. Ils définissent une hiérarchie des entités nommées. Ils distinguent au niveau 1, les entités nommées et des non-entités, spécialisées par 6 classes au niveau 2 (par exemple, Personne, Document), spécialisées par 69 classes au niveau 3 (par exemple, Rôle Juridique, Règlement), spécialisées par 358 classes au niveau 4 (par exemple Juge, Code Juridique). Les basses performances qu'ils rapportent sur le corpus juridique illustrent bien la difficulté de la détection d'entités juridiques dans les décisions judiciaires (F1-mesures de 0.25, 0.08, 0.03 en moyenne respectivement pour les niveaux 2, 3, 4). Plus récemment encore, Andrew & Tannier [2018] proposent une approche pour l'extraction d'entités nommées d'une transaction d'investissement² et des relations qu'elles partagent dans des décisions du Luxembourg rédigées en français. Ils combinent un modèle CRF pour les entités à une grammaire GATE JAPE [Thakker *et al.* , 2009] pour les relations, et obtiennent un faible taux d'erreur pour le CRF de 3.12%.

2. Entités : Personne, Nom, Adresse, Société Principale, Société Secondaire, Rôle, Fonction, Type Société

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. Par exemple, par classification binaire avec une Machine à Vecteurs de Support (SVM) [Vapnik, 1995] à noyau linéaire (cf. §4.2.1.2), Aletras *et al.* [2016] identifient s'il y a eu une violation d'un article donné de la convention des droits de l'homme sur les jugements³ de la Court Européenne des Droits de l'Hommes (CEDH). Les vecteurs représentant les documents sont construits sur la base des 2000 n-grammes les plus fréquents. Certaines composantes sont les fréquences normalisées des n-grammes sélectionnés (modèle sac-de-mots [Salton *et al.*, 1975; Salton & McGill, 1983]), calculées distinctement pour différentes parties du document (Procédure, Circonstances, Faits, Loi applicable, la Loi et le document entier); ce qui résulte en une matrice document-terme C . D'autres composantes sont définies par la fréquence des thématiques extraites par une catégorisation non supervisée (*clustering*) avec la similarité cosinus des n-grammes les plus fréquents représentés par leurs vecteurs dans C , i.e. le vecteur de leurs scores d'occurrence dans les différentes parties précédemment citées du document. Aletras *et al.* [2016] obtiennent une précision moyenne de 79% sur les 3 articles qu'ils ont manipulés. 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 nécessaire 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 à neuf

3. HUDOC ECHR Database : <http://hudoc.echr.coe.int>

articles de loi, et 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 arrêts⁴ de la Cour Française de Cassation. Après un essai [Şulea *et al.* , 2017b] avec un SVM entraîné sur une représentation des documents par le modèle TF-IDF [Salton & Buckley, 1988], ils améliorent les résultats à l'aide d'un classifieur ensembliste de SVM à moyenne de probabilités⁵ (**comment seb : à détailler**) , parvenant ainsi à des F1-mesures de plus de 95% Şulea *et al.* [2017a]. Par ailleurs, Ashley & Brüninghaus [2009] définissent des 27 classes de description textuelles de faits appelés « Facteurs » qui sont en effet des motifs ou patrons de fait. Un Facteur s'applique à une affaire, si les faits de cette dernière contiennent le patron correspondant. Ils entraînent un classifieur (les plus-proches-voisins) pour un ensemble de 27 facteurs⁶ prédéfinis pour identifier ceux de ces facteurs qui s'appliquent 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 classification des décisions dans les formations judiciaires (par exemple, chambre civile, chambre commerciale, chambre sociale) ou l'identification de la période⁷ de la décision [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].

4. Documents de <https://www.legifrance.gouv.fr>

5. Plusieurs modèles SVM sont entraînés. Lors de la prédiction, chacun produit une probabilité d'appartenance du document classifié à chaque classe. La classe votée pour le document est celle dont la probabilité moyenne est maximale sur l'ensemble des modèles.

6. Les facteurs catégorisent les faits **Qu'est ce qu'un facteur? Comment il s'applique à une décision? Est-il pertinent pour la prédiction de la décision? Exemple?**

7. Intervalle d'années dans laquelle la décision a été prononcée

1.4 Similarité entre décisions judiciaires

La similarité entre textes est indispensable pour des applications qui nécessitent de regrouper des textes traitant de sujets similaires, et séparer 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 (aucune évaluation statistique) que les documents qui sont fréquemment cités ensemble sont similaires, et cette relation permet par transitivité de retrouver les documents pertinents dans une base de données. Certaines métriques traditionnelles ont été utilisées sur les décisions judiciaires mais sans toujours rencontrer un réel succès comme par exemple la distance cosinus [Thenmozhi *et al.*, 2017]. La raison peut venir notamment de la représentation des textes qui doit accentuer la sémantique visée par la similarité. 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 démenageur de mot » ou WMD (*Word Mover's Distance*) de Kusner *et al.* [2015] (cf. § 5.2.2). L'amélioration est observée sur une tâche de classification des jugements Chinois relatifs aux crimes de la circulation routière dans quatre catégories correspondant à des sentences d'emprisonnement⁸ (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, Ku-

8. Détention, emprisonnement à durée déterminée de moins de 3 ans, emprisonnement de durée déterminée de 3 à 7 ans et emprisonnement de plus de 7 ans.

mar *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 : (1) TF-IDF des concepts (noms), (2) TF-IDF des concepts et relations (verbes), (3) et la moyenne des *Word2Vec* [Le & Mikolov, 2014] des concepts et relations. Au regard des performances obtenues (0.1795, 0.178, 0.0755 de précision@10⁹ et 0.681, 0.661, 0.435 de rappel@10 respectivement pour les méthodes 1, 2, et 3), la première représentation semble mieux capter la similarité par rapport à l'utilisation des verbes et de la représentation distribuée.

En synthèse, la similarité entre documents est utilisée pour répondre à plusieurs tâches, comme par exemple, la recherche de décisions similaires

9. Précision@N, rappel@N : précision et rappel calculées sur les N premiers résultats retournés par un système de recherche d'information.

[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]. Dans la littérature, nous remarquons 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.

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 BOUS-QUEL »	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	<i>mot ne faisant partie d'aucune mention d'entité</i>	-	-

^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

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 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 apparaissent 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 civile » 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 systèmes 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 HMM¹ est une machine à états finis définie par un ensemble d'états $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$. Un modèle HMM a pour fonction d'affecter une probabilité jointe $P(T, L) = \prod_i P(l_i | l_{i-1}) P(t_i | l_i)$ 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

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

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 $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ et un alphabet ou vocabulaire $\{o_1, o_2, \dots, o_k\}$;
- 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 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 $Z = \sum_{l_{1:n} \in L(T)} \exp \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^F \lambda_j f_j(l_{i-1}, l_i, t_{1:n}, i) \right)$ 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 $l_i = \text{NORME}$ 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 $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_F)$ à partir de textes annotés manuellement $\{(T_1, L_1), \dots, (T_M, L_M)\}$, T_k étant un texte et L_k la séquence de labels correspondants. La valeur optimale de λ 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/dddd* 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.

Étant 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*) com-

parent 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 sont décrits par Konkol & Konopík [2015]. Le principe de ces

	<i>composée</i>	<i>de</i>	<i>Madame</i>	<i>Martine</i>	<i>JEAN</i>	<i>,</i>	<i>Président</i>	<i>de</i>	<i>chambre</i>	<i>,</i>	<i>de</i>
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

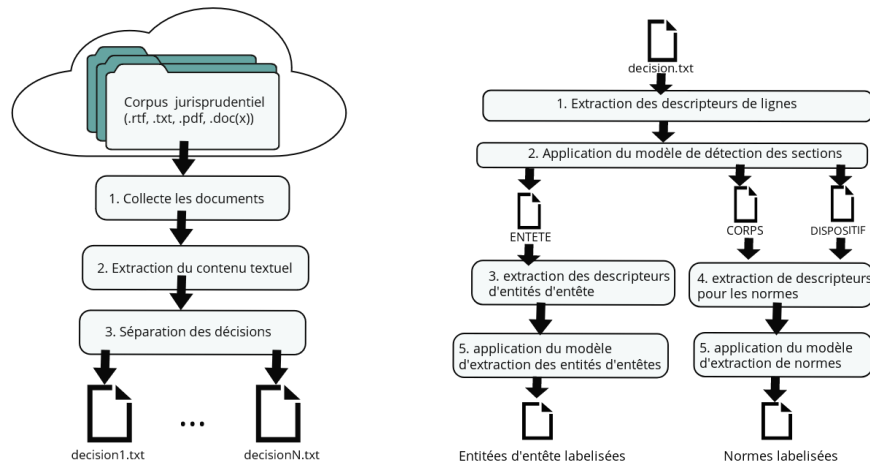
Figure 2.1 – Illustration des schémas d’étiquetage IO, BIO, IEO, BIEO

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, *beginning 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.



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.

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 formatés (.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

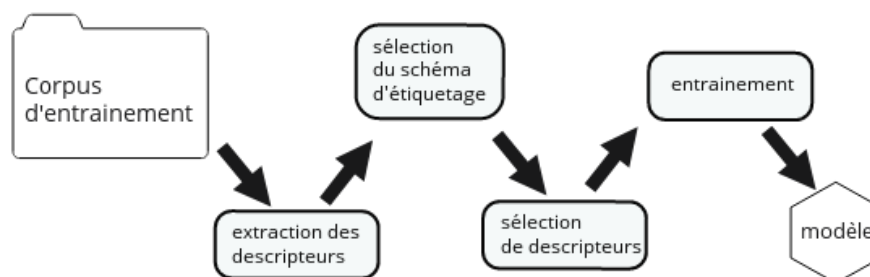


Figure 2.3 – Entraînement des modèles.

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).

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 LQ3 ($12 < longueur \leq 14$). 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 (t_0 , t_1 , t_2), 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 (p_0 , p_1) et suivantes (n_0 , n_1), 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 ($lemmaW_i$). La lemmatisation homogénéise les va-

riantes 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

```

1 Démarrer la SFS avec  $Y_{F_0} = \emptyset$ ;
2 Démarrer la SBS avec  $Y_{B_0} = X$ ;
3  $k = 0$ ;
4 tant que  $Y_{F_k} \neq Y_{B_k}$  faire
5    $x^+ = \operatorname{argmax}_{x \in Y_{B_k} \setminus Y_{F_k}} F1(Y_{F_k} + x); Y_{F_{k+1}} = Y_{F_k} + x^+ // \text{SFS};$ 
6    $x^- = \operatorname{argmax}_{x \in Y_{B_k} \setminus Y_{F_{k+1}}} F1(Y_{F_k} - x); Y_{B_{k+1}} = Y_{B_k} - x^- // \text{SBS};$ 
7    $k = k + 1$ ;
8 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. 2.4.1). 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 présente dans Y_{B_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).

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

```

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 Developer². 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. *<jurisdiction> cour d'appel </jurisdiction> l* contre *<jurisdiction> cour d'appel </jurisdiction>*), ou bien les annotateurs pourraient ne pas être d'accord si une apostrophe doit être incluse 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'information. La F1-mesure se calcule à l'aide de la formule

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

suivante :

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Rappel}{Precision + Rappel}. \quad (2.4.1)$$

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 :

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

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

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 labélisés. Les valeurs de précision et rappel sont calculés sur les données de test pour chaque classe d'entité e comme suit :

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

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

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 :

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

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

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 TreeTagger³ [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-2002⁴. 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,

3. <http://www.cis.uni-muenchen.de/~schmid/tools/TreeTagger>

4. <http://www.cnts.ua.ac.be/conll2002/ner/bin/conlleval.txt>

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 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 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 longueur 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 as-

Tâche	Modèle	niveau atomique ^a			niveau entité ^a			Sous-ensemble sélectionné
		Précision	Rappel	F1	Précision	Rappel	F1	
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
Entités d'entête	CRF	37.59	37.59	37.59	18.81	18.81	18.81	token
		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}
	HMM	86.86	78.96	82.73	80.84	65.17	72.17	token
		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} Sélection par BDS pour les sections (07 descripteurs) : { p0, n0, relNum, absLength, t0, t1, t2 }

^{b2} Sélection 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} Sélection 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} Sélection 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} Sélection 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} Sélection par SFFS pour les normes (04 descripteurs) : { POSW1, lemmaW-2, w-1, DIGIT-IN }

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

sur la convergence lors de l'entraînement même si les modèles HMM ne convergeaient jamais après 500 itérations. Les Tableaux 2.5 et 2.6 pré-

sentent les résultats d’une validation croisée à 5 itérations, respectivement aux niveaux atomique et entité.

	HMM			CRF		
	<i>Precision</i>	<i>Rappel</i>	<i>F1</i>	<i>Precision</i>	<i>Rappel</i>	<i>F1</i>
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.

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’en-

	HMM			CRF		
	<i>Precision</i>	<i>Rappel</i>	<i>F1</i>	<i>Precision</i>	<i>Rappel</i>	<i>F1</i>
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
jugé	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.

tête (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 (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).

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.

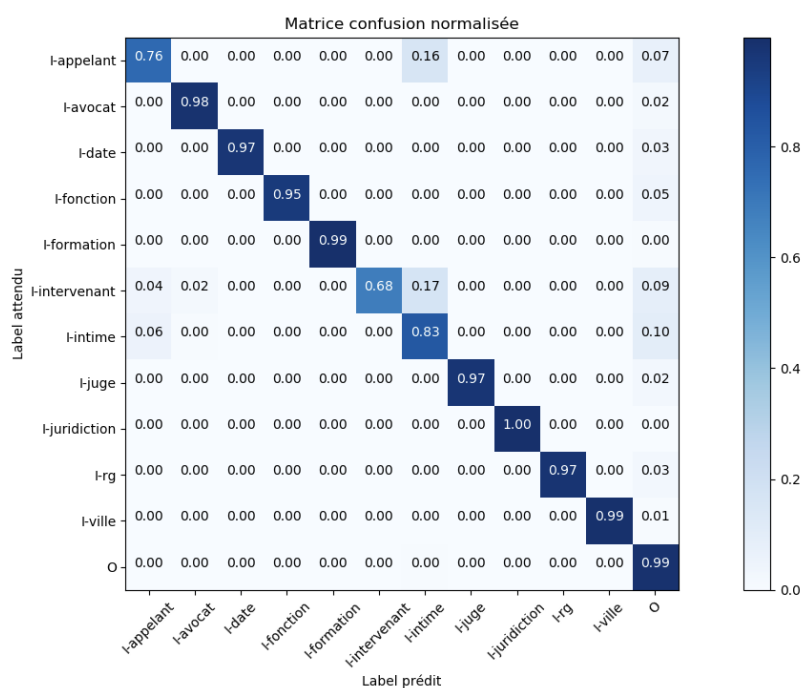


Figure 2.4 – Matrice de confusion entre méta-données d’entête avec le modèle CRF

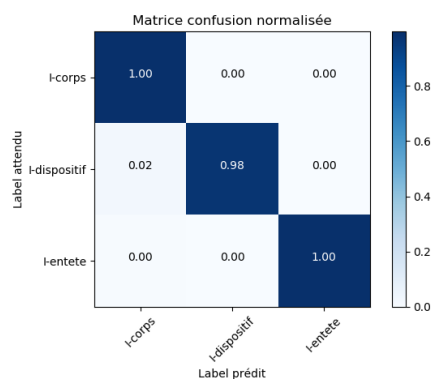
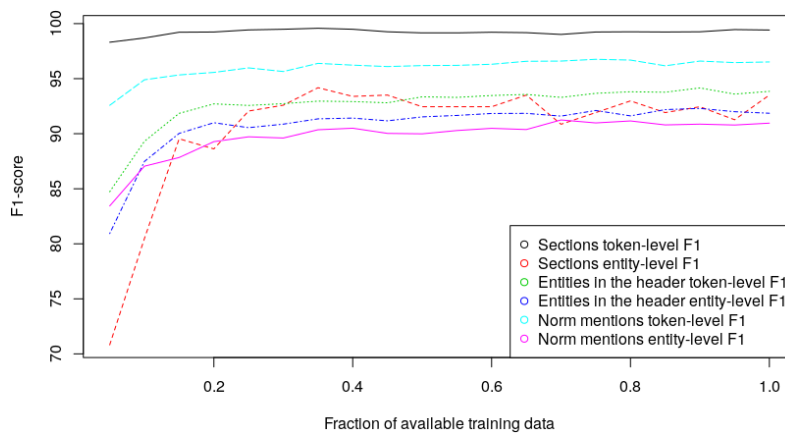


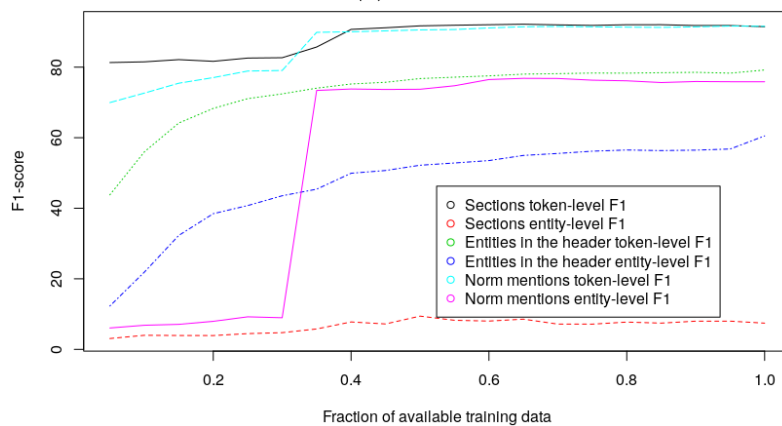
Figure 2.5 – Matrice de confusion entre lignes des sections avec le modèle CRF

2.4.5.3 Impact de la quantité d’exemples annotés

Des expérimentations ont été menées pour évaluer la manière dont les modèles s’améliorent lorsqu’on augmente le nombre de données d’entraî-



(a) CRF



(b) HMM

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

nement. 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		
	<i>Precision</i>	<i>Rappel</i>	<i>F1</i>	<i>Precision</i>	<i>Rappel</i>	<i>F1</i>
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'implémentation⁵ de Le & Mikolov [2014]. Les vecteurs obtenus ont une dimension de 300. Etant donné que les décisions sont des documents particuliè-

5. <https://code.google.com/archive/p/word2vec/>

rement 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). Étant 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 fonctionnalités 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'issue 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).

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

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 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).

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.

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

3.1.1.3 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. "*infirmier ... 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 nombreuses¹ 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 men-

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

tionné 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 :

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 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)	<i>Card graduated from the University of South Carolina</i>	"Il est mort hier d'une insuffisance rénale."	(Figure 3.1)
Déclencheur (trigger)	-	"mort"	"procédure abusive"
Participants ou Arguments (arguments)	Arg1="Card" Arg2="the University of South Carolina"	Victim-Arg="il" Time-Arg="hier"	Quantum-demandé="3000€" 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 déclencheurs² 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 réalisée 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

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

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 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 événements. 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)
\bar{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 $
$D_{\bar{c}}$	ensemble des documents de \bar{c} de taille $ D_{\bar{c}} $
N_t	nombre de documents contenant t
$N_{\bar{t}}$	nombre de documents ne contenant pas t
$N_{t,c}$	nombre de documents de c contenant $t = a$
$N_{\bar{t},c}$	nombre de documents de c ne contenant pas t
$N_{t,\bar{c}}$	nombre de documents de \bar{c} contenant t
$N_{\bar{t},\bar{c}}$	nombre de documents de \bar{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 :

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

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 :

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

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 $D_{\bar{c}}$. Elles sont ainsi mieux adaptées à la distinction entre catégories. Parmi les nombreuses métriques existantes, nous avons expérimenté les suivantes :

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

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

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 :

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

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 $D_{\bar{c}}$, plus il contribue à distinguer les documents de c de ceux de \bar{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 χ^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 corrélation ngl de Ng, Goh et Low [Ng *et al.* , 1997] est la racine carrée positive du χ^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 a priori du label des éléments).

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

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

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 SML³ [Harispe *et al.*, 2013] lors des expérimentations.

3.3 Méthode

3.3.1 Détection des catégories par classification

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 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 utili-

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

sée.

Description	Formule
Décompte brute du terme [Salton & Buckley, 1988]	$tf(t, d) = \text{nombre d'occurrences de } t \text{ dans } d$
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	$\log tf(t, d) = 1 + \log (tf(t, d))$
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 <i>et al.</i> , 2009b] (avg représente la moyenne)	$\log ave(t, d) = \frac{1 + \log tf(t, d)}{1 + \log \text{avg}_{t \in T} tf(t, d)}$

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 paraît 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 annotées, 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 ci-vile</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 En-tête, Litige, Motifs, Dispositif;
2. annoter les sommes d'argent (en chiffre) à l'aide de l'expression régulière « $[0-9] ([0-9] | [', .] | \backslash s) * \backslash s * ([Ee] uro [s] \{0, 1\} | franc [s] \{0, 1\} | € | F | XPF | CFP | EUR | EUROS | [i]) (| \$) \gg$ »;
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.

ajouter une colonne résultat_a

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

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

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 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 $D_{\bar{c}}$ 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 $D_{\bar{c}}$ 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 $D_c \cup D_{\bar{c}}$. 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 paire 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 $D_{\bar{c}}$ 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;

Toutes les demandes du corpus $D_c \cup D_{\bar{c}}$ 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.

	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)
	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
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.

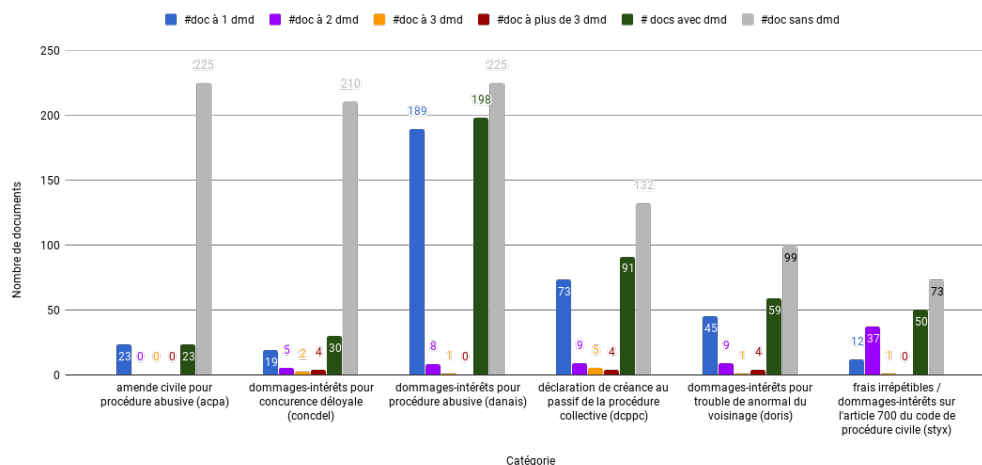


Figure 3.3 – Répartitions des demandes dans les documents annotées.

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) calculées 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).

$$Precision_{c,x,D} = \frac{TP_{c,x,D}}{TP_{c,x,D} + FP_{c,x,D}} \quad (3.4.1)$$

$$Rappel_{c,x,D} = \frac{TP_{c,x,D}}{TP_{c,x,D} + FN_{c,x,D}} \quad (3.4.2)$$

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

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 $FN_{c,x,d}$ 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'appellation 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 \bar{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).

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

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 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.

<i>c</i>	Données	$ V_c $	Données d'entraînement				Données de test			
			P	R	F1	%Docs	P	R	F1	%Docs
<i>acpa</i>	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
<i>concdel</i>	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
<i>danais</i>	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
<i>dcppc</i>	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
<i>doris</i>	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
<i>styx</i>	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)

 $|V_c|$: 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

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

	# 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

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 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	Les
<i>acpa</i>	amende civile	
<i>concdel</i>	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	
<i>danais</i>	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	
<i>dcppc</i>	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,	
<i>doris</i>	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	
<i>styx</i>	700 du code de procédure, article 700 du code, 700 du code, article 700, 700	

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 la terminologie

de la catégorie des demandes à extraire 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. Même si nos résultats ont été obtenus à partir de terminologies apprises, une liste de termes fournis par les experts pourrait être plus précise et mettrait à l'abris des biais liés aux échantillons d'apprentissage. 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 entraîner un algorithme à reconnaître 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.

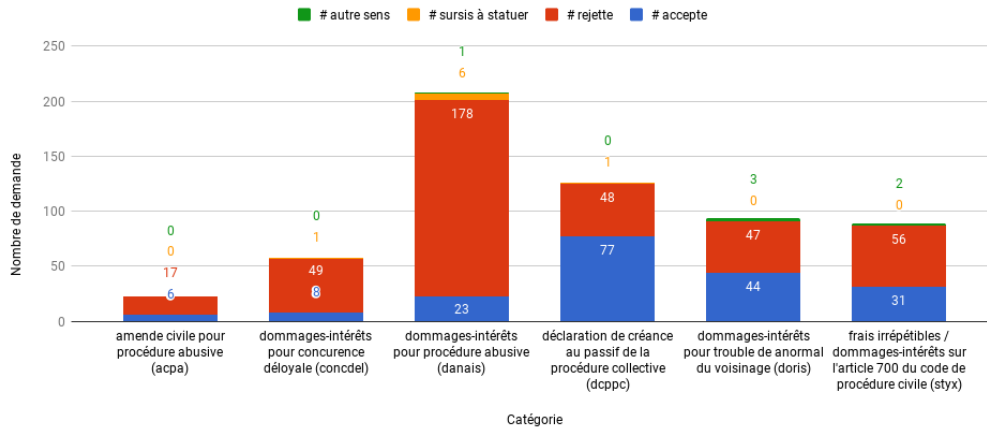


Figure 4.1 – Répartition des sens de résultat dans les données annotées.

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

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 basées 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 ?? 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 estime 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 :

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

La phase d'entraînement, appliqué à des exemples déjà labellisés, permet d'estimer les paramètres $\mathbb{P}(c)$ et $\mathbb{P}(d|c)$ 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 $\{t_1, \dots, t_K\}$, alors grâce à l'hypothèse 4.2.1, $\mathbb{P}(d|c) = \mathbb{P}(t_1, \dots, t_K|c) = \prod_{k=1}^K \mathbb{P}(t_k|c)$, 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 : $\mathbb{P}(t_k|c) = \frac{N_{t_k c}}{|D_c|}, \forall k \in \{1, \dots, K\}$.

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 côté 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 marge¹ est maximale (Figure 4.2²).

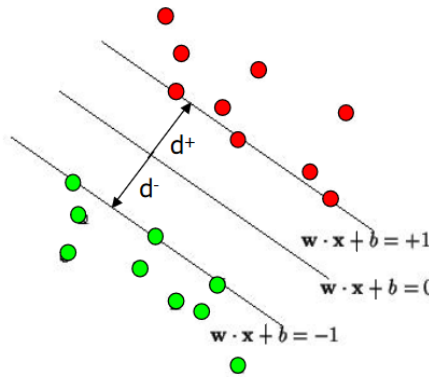


Figure 4.2 – Hyperplan optimale et marge maximale d'un SVM.

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] :

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>

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

où C est la constante de régularisation pour éviter un sur-apprentissage ou le sous-apprentissage, les ξ_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*) $K : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{F}$ 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 conséquent, la fonction de classification s'écrit

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

où les α_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 RBF³ ($K(x, x_i) = \exp -\gamma \|x - x_i\|$), 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'entraînement $\{(x_i, y_i)\}_{1:k}$, 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'entraînement 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 ;

3. *radial base function*

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 :

$$— y' = \operatorname{argmax}_c \sum_{(x_i, y_i)} \frac{1}{\operatorname{Dis}(x', x_i)^2} \times I(c = y_i) \text{ [Dudani, 1976]}$$

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

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

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

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).

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

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

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

```

1  $n := \text{racine}(A)$  ;
2 tant que  $n$  n'est pas une feuille faire
3   | Effectuer sur  $x$  le test associé à  $n$ ;
4   |  $n :=$  noeud fils de  $n$  correspondant au résultat du test ;
5 retourner le label associé à la feuille  $n$ ;

```

de plus en plus pures⁴. 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 :

- 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} :

4. homogénéité des labels

$$gr(S_t, t, a) = \frac{ig(S_t, t, a)}{h_t(S_t)} \text{ avec } h_t(S_t) = \sum_i \frac{|S_{t_i}|}{|S_t|} \log_2 \left(\frac{|S_{t_i}|}{|S_t|} \right)$$

- le critère binaire de "doublage" (*twoing criteria*) qui ne s'emploie que pour les arbres binaires :

$$tc(t) = \frac{P(S_{t_R}|S_t)P(S_{t_L}|S_t)}{4} \left[\sum_{c \in C} |p(c|t_L) - p(c|t_R)| \right]^2 \text{ où } P(S_{t_R}|S_t) \text{ et } P(S_{t_L}|S_t)$$

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-apprentissage⁵, et une forte complexité temporelle et spatiale 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-élagage⁶ 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 $\frac{\text{erreur}(\text{elagage}(A, A'), S) - \text{erreur}(A, S)}{\| \text{feuille}(A) \| - \| \text{feuille}(\text{elagage}(A, A')) \|}$ (« 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

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

d'attributs, les valeurs manquantes et extrêmes. Singh & Gupta [2014] comparent ainsi les deux algorithmes CART (critère de « double », 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 $P(X|Y)$ suit une loi normale multidimensionnelle :

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

μ_k étant le centre de gravité conditionnelle, et Σ_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. :

$$\forall j, k \in \{1, \dots, K\}, \Sigma_j = \Sigma_k = \Sigma.$$

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 $-\ln [P(X|y_k)] \propto -\frac{1}{2}(X - \mu_k)' \Sigma^{-1} (X -$

$\mu_k)'$, on déduit une fonction discriminante (ou de classement) linéaire proportionnelle à $P(y_k|X)$:

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

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

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

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

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 $\hat{f}^{(k)}$ en réalisant leur produit élément à élément ($\tilde{f}^{(k)} = r \circ \hat{f}^{(k)}$) 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 ($x^{(k)} = \tilde{f}^{(k)}$) en entrée d'un SVM classique. La classe de $x^{(k)}$ est prédite par : $y^{(k)} = \text{sign}(\mathbf{w}^T x^{(k)} + b)$, \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 $\mathbf{w}' = (1 - \beta)\bar{\mathbf{w}} + \beta\mathbf{w}$, où $\bar{\mathbf{w}} = \|\mathbf{w}\|_1/|V|$ 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 $-\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n \cdot \log f(B \cdot A \cdot x_n)$ 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 γ 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 $X = x_1, x_2, \dots, x_p$ (dites explicatives ou indépendantes). Elle consiste principalement à transformer les variables explicatives en un nombre réduit de composantes principales orthogonales t_1, t_2, \dots, 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 $t_h = w_{h1}x_1 + \dots + w_{hj}x_j + \dots + w_{hp}x_p$ dont les coefficients w_{hj} sont à estimer. L'analyse PLS présente plusieurs avantages [Lacroux, 2011] dont la robustesse au problème de haute-dimension⁷ 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-occurents 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 :

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

où $\hat{F}(x_k)$ est la fonction de répartition de x_k , \bar{F}_{x_k} sa moyenne, avec $\ell \neq k = 1, \dots, K$. Lorsque $k = \ell$ le co-Gini mesure la variabilité entre une variable et elle-même (l'équivalent de la variance mesurée sur la norme ℓ_2). Le co-Gini est une mesure basée sur la distance de Manhattan (distance de métrique ℓ_1), en effet :

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

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 :

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

Définissons les rangs croissants d'une variable aléatoire 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,

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

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-Benrejeb [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 $\{t_1, t_2, \dots\}$ est construit de telle sorte que le lien entre les variables explicatives $X = [x_1, x_2, \dots]$ 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 ℓ_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,

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

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

La pondération est équivalente à :

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

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

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

• **Étape 2 :** On régresse le vecteur rang de chaque régresseur $R(x_k)$ sur la composante t_1 par moindres carrés ordinaires afin de récupérer les résidus $\hat{U}_{(1)k}$:

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

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

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

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} :

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

D'où, après maximisation :

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

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

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

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

Pour mesurer la robustesse du modèle, on mesure l'écart 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 $r_k = (R_{\downarrow}(x_{1k}), \dots, R_{\downarrow}(x_{Nk}))$ 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 ν :

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

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] :

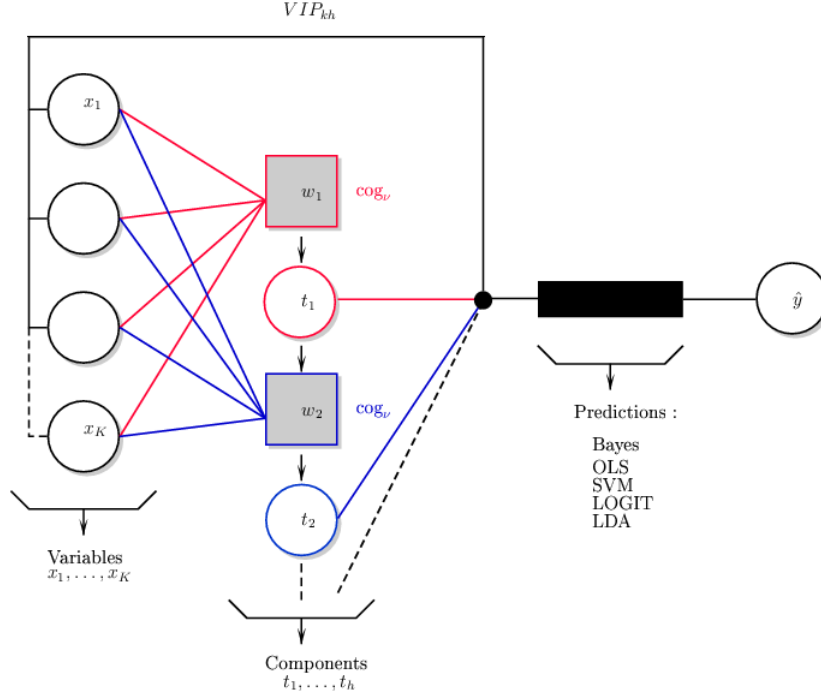
- (i) $GC_\nu(x_\ell, x_k) \leq 1$.
- (ii) Si les variables x_ℓ et x_k sont indépendantes, pour tout $k \neq \ell$, alors $GC_\nu(x_\ell, x_k) = GC_\nu(x_k, x_\ell) = 0$.
- (iii) Une transformation monotone des données φ n'affecte pas le coefficient de corrélation, $GC_\nu(x_\ell, \varphi(x_k)) = GC_\nu(x_\ell, x_k)$.
- (iv) Pour une transformation linéaire φ , $GC_\nu(\varphi(x_\ell), x_k) = GC_\nu(x_\ell, x_k)$ [comme le coefficient de corrélation de Pearson].
- (v) Si x_k et x_ℓ 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 $\nu \rightarrow 1$, la variabilité des variables est atténuée de telle sorte que $\text{cov}_\nu(x_k, x_\ell)$ tend vers zéro (même si les variables x_k et x_ℓ sont fortement corrélées). Au contraire, si $\nu \rightarrow \infty$ alors $\text{cov}_\nu(x_k, x_\ell)$ permet de se focaliser sur les queues de distribution x_ℓ . 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 ν , 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 ν 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-Benrejeb [2018] avec renforcement du pouvoir de débruitage par l'intermédiaire du paramètre ν .



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 :

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

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 :

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

et

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

où $cor^2(y, t_\ell)$ est le coefficient de corrélation de Pearson entre y et la composante t_ℓ . 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'entraînement. 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 $\{t_1, \dots, t_{h^*}\}$.

Algorithme 4 : Gini-PLS Généralisé

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

- 1 **répéter**
- 2 **répéter**
- 3 $\max \text{cog}_v(y, w_h X)$ s.t. $\|w_h\| = 1 \Rightarrow$ poids w_h de X ;
- 4 MCO équation : $y = \sum_h c_h t_h + \varepsilon_h$;
- 5 MCO équation : $R(x_j) = \sum_h \beta_h t_h + \varepsilon_k \forall k = 1, \dots, K$;
- 6 $X := (\hat{e}_1, \dots, \hat{e}_K)$ $y := \hat{e}_h$;
- 7 **jusqu'à** $h = 10$ [$h = h + 1$] ;
- 8 Mesurer VIP_{kh}, Q_h^2 ;
- 9 Sélectionner le nombre optimal de composantes h^* ;
- 10 **jusqu'à** $v = 14$ [$v = v + 2$] ;
- 11 Dédire le paramètre optimal v^* qui minimise l'erreur ;
- 12 **retourner** Prédiction \hat{y} avec Gini-PLS (h^*, v^*) ;
- 13 **retourner** Prédiction \hat{y} avec SVM, LOGIT, Bayes, LDA sur les composantes (t_1, \dots, 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 la 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 :

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

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 β se fait maximum de

vraisemblance. On en déduit alors les pondérations w_j :

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

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

Algorithme 5 : LOGIT-Gini-PLS Généralisé

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

```

1  répéter
2      répéter
3          LOGIT équation :  $\Rightarrow$  poids  $w_j$  de  $X$  ;
4          MCO équation :  $y = \sum_h c_h t_h + \varepsilon_h$  ;
5           $X := (\hat{\varepsilon}_1, \dots, \hat{\varepsilon}_K)$   $y := \hat{\varepsilon}_h$  ;
6      jusqu'à  $h = 10$  [ $h = h + 1$ ];
7      Mesurer  $VIP_{kh}$ ,  $Q^2_h$  ;
8      Sélectionner le nombre optimal de composantes  $h^*$  ;
9  jusqu'à  $\nu = 14$  [ $\nu = \nu + 2$ ];
10 Dédire le paramètre optimal  $\nu^*$  qui minimise l'erreur ;
11 retourner Prédiction  $\hat{y}$  avec Gini-PLS ( $h^*$ ,  $\nu^*$ ) ;
12 retourner Prédiction  $\hat{y}$  avec SVM, LOGIT, Bayes, LDA sur les composantes  $(t_1, \dots, t_{h^*})$ ;
```

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 algorithmes 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.

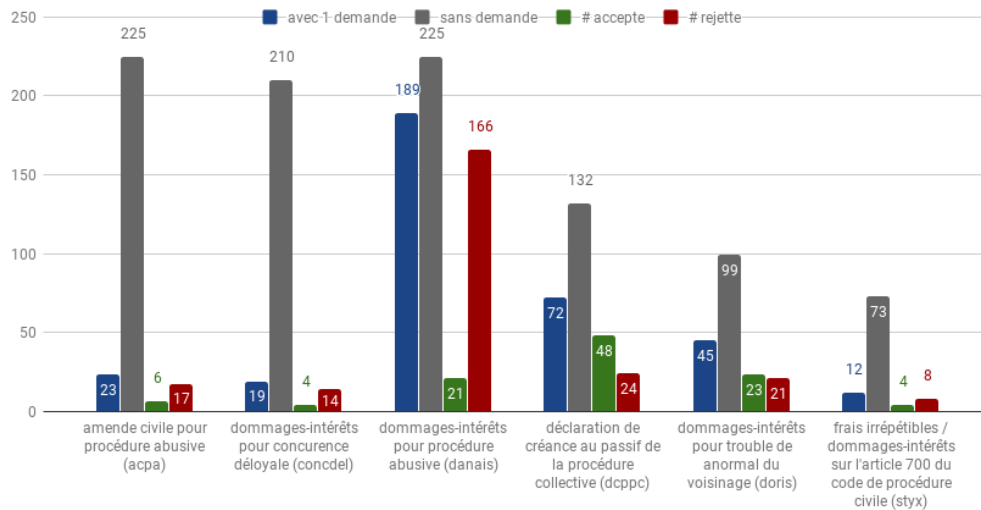


Figure 4.3 – Répartition des documents à une demande de la catégorie considérée.

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 de 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).

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

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

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 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
DELTADE*TF	GiniPLS	0.586	0.411	danais	0.837	dcppc	0.082	0.426	169
DELTADE*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'excèdent 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).

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.

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), paragraphes 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	DELTA*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
dcpcc	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-hoc¹⁰ 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-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 ont 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 DCPCC 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

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

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

Découverte des circonstances factuelles par regroupement non supervisé de documents

5.1 Introduction

Les circonstances factuelles définissent les contextes possibles dans lesquels une catégorie de demande peut être formulée (voir § 5.4.1 pour des exemples). 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 et 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 catégorisation (*clustering*) et des métriques de similarité. Ce chapitre propose aussi une méthode d'apprentissage d'une distance basée sur la transformation de documents, et montre

qu’une telle métrique permet de bien mesurer la (dis-) similarité sémantique définie par les circonstances factuelles.

5.2 Catégorisation non-supervisé de documents

Cette section fait une synthèse bibliographique des différents aspects rentrant dans la conception d’un système de catégorisation 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 de la catégorisation générée. L’ensemble des N documents est noté \mathcal{D} . Tout document $d \in \mathcal{D}$ est une séquence de mots $d = (d[1], d[2], \dots, d[|d|])$, où d_i est le mot à la position i dans d . Sa représentation vectorielle est notée $\vec{d} = (\vec{d}[1], \vec{d}[2], \dots, \vec{d}[m])$. Pour un modèle vectoriel TF-IDF de vocabulaire $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, $\vec{d}_i = w(t_i, d)$ est le poids du terme $t_i \in T$ dans le texte d (cf. § 3.3.1). La catégorisation obtenue est un ensemble de clusters $C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$, K étant le nombre de clusters formés.

5.2.1 Algorithmes de catégorisation non-supervisé

La catégorisation de documents a pour objectif d’identifier, sans supervision¹, 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 distinctes² (*hard clustering*), des algorithmes tels que celui des K-moyennes [Forgey, 1965] et celui des *K-medoids* [Kaufman & Rousseeuw, 1987] seront préférés [Balabantaray *et al.*, 2015]. Ces deux algorithmes fonctionnent de manière similaire, et nécessitent que

1. Sans utiliser des exemples annotés.

2. Chaque document n’appartient qu’à un seul cluster.

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 valeur minimale prédéfinie de l'erreur de catégorisation³ ou d'une mesure d'évaluation non supervisée (§ 5.2.5.2). La différence entre l'algorithme 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 catégorisation disjointe 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 ϵ autorisée entre deux points d'une même région, et le nombre maximal de points qui doivent être dans le voisinage de rayon ϵ 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 ϵ . Les points qui sont seuls dans leur cluster sont qualifiés d'*outliers*. En outre, la catégorisation spectrale est une autre méthode efficace de catégorisation 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 tra-

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 .

ditionnel 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.*, 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 catégorisation classique comme les K-moyennes.

5.2.1.2 Catégorisation 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 $P(X, Z) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k [u_{ij}r(x_i, z_j)]$ [Krishnapu-

ram *et al.*, 2001] améliorée par Sabzi *et al.* [2011] en :

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

$$\text{s.c.} \sum_{j=1}^k u_{ij} = 1, 0 \leq u_{ij} < 1$$

dont la valeur approximative 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 : $\forall j \in [1 \dots k], q = \underset{1 \leq l < s_j}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^{s_j} [u_{lj} r(x_l, z_j)]$, s_j étant le nombre de membres du cluster j .

Ainsi l'objectif de l'entraînement des algorithmes de catégorisation floue est double : déterminer les valeurs optimales de la matrice U des degrés d'appartenance et l'ensemble Z des centroïdes. Nefti & Oussalah [2004] proposent les C-moyennes floues probabilistes qui sont une variante du FCM pour laquelle la somme des degrés d'appartenance d'un document aux clusters est de 1.

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

5.2.1.3 Catégorisation hiérarchique

La catégorisation hiérarchique consiste à construire une hiérarchie de clusters. Le regroupement hiérarchique ascendant est une technique de catégorisation hiérarchique qui commence par autant de clusters que de documents (chacun des groupes comprenant un document). Ensuite, l'algorithme détecte et fusionne successivement les paires de groupes dont la fusion vérifie un critère (par exemple la paire minimise une distance dont

la distance est la plus petite et/ou proche d'une valeur seuil donnée, ou bien la fusion forme un groupe à inertie⁵), jusqu'à ce que tous les documents soient dans un unique groupe (racine). Pour déterminer le partitionnement optimal, le nombre de clusters doit être déterminé par l'une des diverses techniques existantes [Thorndike, 1953; Salvador & Chan, 2004].

5.2.2 Métriques de dis-similarité (distances)

Les algorithmes de catégorisation dépendent de la distance utilisée qui doit être bien choisie pour que les catégorisations 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 la catégorisation de textes [Huang, 2008; Vijaymeena & Kavitha, 2016; Afzali & Kumar, 2018]. Voici les quelques métriques de similarité syntaxique explorées dans ce chapitre :

— Les distances de Minkowski de forme générale $Dis(d, d') = \left\| \vec{d} - \vec{d}' \right\|_{Lp} =$

$$\sqrt[p]{\sum_{i=1}^m |\vec{d}_i - \vec{d}'_i|^p}, \text{ dont font partie la distance euclidienne } Dis_{euclidienne} (p = 2) \text{ et la distance de Manhattan } Dis_{manhattan} (p = 1).$$

— 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].

5. L'inertie d'un cluster est la variance de ses points c'est-à-dire la somme des erreurs au carré (distance d'un membre au centre) minimale

- La similarité cosinus est basée sur la mesure de l'angle entre \vec{d} et \vec{d}' par la formule : $Sim_{cos}(d, d') = \frac{\vec{d}^T \vec{d}'}{\|\vec{d}\| \|\vec{d}'\|}$. Pour un modèle vectoriel du type TF-IDF, cette formulation considère que tous les termes du vocabulaire T 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, la distance déduite $Dis_{cos}(d, d') = 1 - Sim_{cos}(d, d')$ est comprise entre 1 et 2.

- 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'estimation de la distance entre ces der-

niers. En effet, elle est la solution optimale du problème de transport suivant⁶ :

$$\begin{aligned} Dis_{wmd}(d, d') &= \min_{T \geq 0} \sum_{i,j=1}^m T_{ij} c(i, j) \\ \text{s.c.} \quad &\sum_{j=1}^m T_{ij} = \vec{d}_i, \forall i \in 1, \dots, m \\ &\sum_{i=1}^m T_{ij} = \vec{d}'_j, \forall j \in 1, \dots, m \end{aligned}$$

m 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 au mot j dans d' ("voyage"). $c(i, j)$ est la distance euclidienne entre les vecteurs des mots i et j ; \vec{d}_i et \vec{d}'_j sont les composantes aux mots i et j resp. des vecteurs normalisés sac-de-mots de d et d' reesp. i.e. $\vec{d}_i = \frac{\text{compte}(i,d)}{\sum_{k=1}^m \text{compte}(k,d)}$, où $\text{compte}(i,d)$ est le nombre d'occurrences du mot i dans d .

5.2.3 Représentation des textes

5.2.3.1 Modèle vectoriel

La formulation des distances exploite très souvent une représentation vectorielle des textes (cf. § 5.2.2). Le Chapitre 3 décrit différentes métriques de pondération des termes qui permettent de définir des variantes du modèle TF-IDF. Ces dernières sont explorées dans les expérimentations de ce chapitre. Cependant, il s'agit de modèles basés uniquement sur le lexique des textes, et par conséquent, les distances appliquées sur ces représentations sont correspondent à une similarité plus lexicale que sémantique. Il existe quelques techniques permettant de définir des dimensions par des thématiques transparaissant dans le corpus, et apportant par conséquent plus de sémantique à la représentation vectorielle.

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

5.2.3.2 Réduction de dimension

La réduction de dimension a généralement pour but de réduire la représentation de documents i.e. transformer leur vecteur de dimension originel m en un nouveau vecteur de dimension $q \ll m$. Les méthodes de réduction explorées ici sont toutes non supervisées⁷ et réalisent une extraction de caractéristiques⁸.

Analyse en composantes principales (ACP) L'analyse en composantes principales [Burrows, 1992] est une technique de transformation de l'espace originel en un espace de dimension réduite ($q < m$) préservant au mieux l'inertie du nuage originel⁹. L'intérêt de l'ACP se traduit par une meilleure interprétation des données dans le nouvel espace. Son principe consiste à construire successivement les composantes principales qui sont des combinaisons linéaires des observations, chaque composante étant orthogonale à la suivante. Plus précisément, les colonnes de la matrice document-terme A sont préalablement transformées en des variables centrées réduites¹⁰ résultant en une matrice \hat{A} . Ensuite, l'ACP décompose \hat{A} la matrice $N \times m$ en un produit de trois matrices : U la matrice $N \times N$ des vecteurs propres de $\hat{A}\hat{A}^T$, S la matrice diagonale $m \times m$ des valeurs propres de la plus grande à la plus petite, et V la matrice $m \times m$ des vecteurs propres de $\hat{A}^T\hat{A}$. Un nombre q de composantes (vecteurs propres $U_q = U[1, m; 1, q]$) peut être sélectionné pour la réduction de dimension suivant la variance totale qu'on souhaite conserver. Ainsi, tout vecteur \vec{d} est réduit à dimension en le multipliant par $U_q : \vec{d}_q = U_q\vec{d}$. Le nombre q de composantes peut-être sélectionné par la règle de Kaiser qui juge que seules les valeurs propres supérieures ou égales à la moyenne des valeurs propres sont plus informatives que les variables initiales.

Allocation latente de Dirichlet L'allocation latente de Dirichlet (ALD) [Blei *et al.*, 2003] est une technique qui extrait un nombre q de thématiques

7. Elles ne prennent en compte aucune classification prédéfinie des documents.

8. Par opposition aux algorithmes de sélection de caractéristiques comme le BDS et le SFFS expérimentées au Chapitre 2.

9. Distance entre les individus pris 2 à 2, ou dispersion autour du barycentre

10. Centrer-réduire une variable X d'espérance μ et d'écart-type σ revient à obtenir une variable \hat{X} d'espérance nulle et variance à 1 en calculant pour chaque valeur X_i de X , $\hat{X}_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma}$.

qui transparaissent dans un corpus. Elle introduit les "variables latentes" comme pont pour modéliser les relations entre les textes et les termes. Chaque document est caractérisé comme une distribution de Dirichlet sur les variables latentes (thématiques), et chaque thématique est caractérisée par une autre distribution de Dirichlet sur tous les termes. La réduction de dimension est déduite de la première distribution en obtenant pour chaque document, un vecteur de taille q représentant la distribution de probabilité des thématiques dans le document. Un des défis de la modélisation thématiques est la détermination d'une valeur optimale du nombre de thèmes q . Parmi plusieurs valeurs candidates, celle qui maximise la cohérence du modèle peut être choisie. La cohérence du modèle est la moyenne des cohérences des thèmes. La cohérence de chaque thème peut être considérée comme étant la moyenne de la similarité entre les paires de termes de la description du thème¹¹. Fang *et al.* [2016] démontrent que la cohérence est mieux estimée avec la similarité cosinus des plongements lexicaux des termes, qu'avec les métriques basées sur l'information mutuelle ponctuelle et sur l'analyse latente sémantique.

Analyse latente sémantique L'analyse latente sémantique (ALS) [Dumais *et al.*, 1988; Deerwester *et al.*, 1990] réalise une décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice A des scores de co-occurrence document-terme où chaque cellule contient le poids du terme dans le document correspondant (par exemple TF-IDF). Plus précisément, l'ALS applique la décomposition SVD directement sur A , contrairement à l'ACP qui centre-réduit cette dernière au préalable. L'ALS permet ainsi de réduire la grande dimension lexicale des documents à un espace de thématiques défini par le nombre de valeurs propres choisies. Comme pour l'ALD, le nombre q de composantes (ou thématiques) peut être sélectionné comme étant celui qui maximise la cohérence.

Factorisation de matrice non-négative Un algorithme de factorisation de matrice non-négative (FMN) [Paatero & Tapper, 1994] factorise la matrice A des scores non-négatifs de co-occurrence document-terme, en deux matrices W et H sans élément négatif, dont le produit est une approximation de A . Il s'agit en effet d'une méthode de modélisation de thématiques dans laquelle W est décrite comme la matrice $N \times q$ terme-thème i.e. la

11. les premiers termes les plus fréquents du thème

matrice de la relation entre les termes et les thèmes découverts dans les documents de A , et H est la matrice $q \times m$ thème-document i.e. les poids d'appartenance des documents aux thèmes. Le calcul de W et H consiste à minimiser la fonction objective : $\frac{1}{2} \|A - WH\|_F^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (A_{ij} - (WH)_{ij})^2$, où $\|\cdot\|_F$ désigne la norme matricielle de Frobenius¹², et $A_{ij} = w(t_j, d_i)$, $d_i \in \mathcal{D}$. Comme pour l'ALD, le nombre q de composantes (ou thématiques) peut être sélectionné comme étant celui qui maximise la cohérence.

Barycentre des termes A partir de vecteurs de mots apprise d'entraînement à l'aide de méthodes comme Word2Vec [Mikolov *et al.*, 2013] ou GloVe [Pennington *et al.*, 2014], il est souvent proposé de considérer le document comme le barycentre des mots qu'il contient, et de le représenter comme la moyenne des vecteurs de termes pondérés par leur poids dans le document (par exemple TF-IDF) [Le & Mikolov, 2014; Charlet & Damnati, 2017b; Arora *et al.*, 2017]. En effet, tout vecteur \vec{d} est réduit en un vecteur \vec{d}_q de q dimensions, ce dernier étant le nombre de dimensions des vecteurs de termes : $\vec{d}_q[k] = \frac{1}{\sum_{i=1}^m \vec{d}[i]} \sum_{i=1}^m \vec{d}[i] * \vec{t}_i[k]$.

5.2.4 Sélection du nombre optimal de clusters

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. 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 : $J(K) = \sum_{j=1}^K \sum_{d_i \in C_j} \|\vec{d}_i - \vec{\bar{d}}_j\|^2$, C_j étant ensemble des objets du cluster j , et $\vec{\bar{d}}_j$ le centre du cluster j . La méthode du coude consiste à essayer différentes valeurs consécutives 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

12. $\|X\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m |X_{ij}|^2}$

sur le coude par exemple).

La méthode de la silhouette moyenne [Rousseeuw, 1987] est une alternative moins ambiguë qui consiste à choisir comme valeur optimale de K , celle qui maximise le critère de la largeur moyenne de la silhouette :

$\overline{s_K}(C) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^N s(d)$. La largeur $s(d)$ de la silhouette est un indice qui compare la ressemblance d'un document d aux autres membres de son cluster C_t par rapport à ceux d'autres clusters $C_l, l \neq t$:

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

où $a(d) = \frac{1}{|C_t|} \sum_{d' \in C_t} \text{Dis}(d, d')$, et $b(d) = \min_{l \neq t} \frac{1}{|C_l|} \sum_{d' \in C_l} \text{Dis}(d, d')$, pour $d \in C_t$.

K est optimal lorsque la largeur moyenne $\overline{s_K}(C)$ est maximale. Les valeurs de ce dernier 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.

5.2.5 Validation de la catégorisation

La validation d'une catégorisation 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

Les métriques couramment employées mesurent la ressemblance entre deux catégorisations $X = \{X_1, X_2, \dots, X_r\}$ et $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_s\}$:

- l'indice ajusté par chance de Rand (*adjusted Rand index* - ARI) [Hubert & Arabie, 1985] corrige l'indice de Rand (RI) [Rand, 1971] pour obtenir une valeur très proche de 0.0 pour les catégorisations 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	\dots	Y_s	Σ
X_1	n_{11}	n_{11}	\dots	n_{11}	a_1
X_2	n_{21}	n_{21}	\dots	n_{21}	a_2
\dots	\dots	\dots	\ddots	\dots	\dots
X_r	n_{r1}	n_{r1}	\dots	n_{r1}	a_r
Σ	b_1	b_2	\dots	b_s	

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

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

- L'information mutuelle normalisée (NMI) [Kvalseth, 1987; Strehl *et al.*, 2000; Vinh *et al.*, 2010] normalise l'information mutuelle entre les catégorisations X et Y par une agrégation de leur entropie respective. Par exemple, l'incertitude symétrique [Kvalseth, 1987] utilise la moyenne comme agrégateur : $NMI(X, Y) = \frac{2 \cdot I(X, Y)}{H(X) + H(Y)}$,

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). La meilleure catégorisation est celui qui a la plus grande valeur.

- Au regard de leur formulation, les métriques ARI et NMI vérifie la différence des proportions entre les clusters de deux catégorisations 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 [Manning *et al.*, 2009a] :

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

Ces scores prennent leurs valeurs dans $[0; 1]$. 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.

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 erreurs¹³ dans les clusters : $WCSS(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{x \in C_j} (Dis(x, m_j))^2$, où $C = \{C_1, C_1, \dots, C_K\}$ est l'ensemble des clusters de la catégorisation, 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 compacts, 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

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

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 la catégorisation. Le coefficient de silhouette de Rousseeuw [1987] (cf. § 5.2.4) combine les idées de cohésion et séparation mais pour chaque objet.

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 à un autre d' :

$$\begin{aligned} Dis_{\mathcal{M}} : \mathcal{D} \times \mathcal{D} &\rightarrow \mathbb{R} \\ d, d' &\mapsto Dis_{\mathcal{M}}(d, d') = f(\mathcal{M}_{d,d'}). \end{aligned} \quad (5.3.1)$$

\mathcal{D} est le corpus. $\mathcal{M}_{d,d'}$ est l'ensemble des modifications de d permettant pour obtenir d' i.e. les paires de mots différents (d_k, d'_k) telles que le mot d_k à la position k dans d a été remplacé par d'_k à la position k dans d' . 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 :

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

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 modifications, 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 de l'ensemble W de mots).

5.3.1 Génération d'une base d'apprentissage

La génération de la base synthétique nécessite de définir une formulation de la fonction $f(\mathcal{M}_{d,d'})$ 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) :

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

d_i est un document du corpus original \mathcal{D} , et d' est le document synthétique obtenu par modifications contrôlées de d_i . \vec{d}_k désigne le plongement lexical du mot d_k . Pour garantir la symétrie et la réflexivité de la métrique, nous imposons respectivement $Dis_{\mathcal{M}}(d, d') = Dis_{\mathcal{M}}(d', d_i)$ et $Dis_{\mathcal{M}}(d_i, d_i) = Dis_{\mathcal{M}}(d', d') = 0, \forall d_i \in \mathcal{D}$ 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).

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

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

Données : document $d_i \in \mathcal{D}$, valeur seuil p , ensemble W des mots
Résultat : $d', \mathcal{M}_{(d,d')}$

```

1  $d' = []$ ;
2  $\mathcal{M}_{(d,d')} = \emptyset$ ;
3 pour  $k \in [1 .. |d_i|]$  faire
4    $v = \text{random}(0, 1)$ ;
5   si  $v < p$  alors
6      $d'_k = \text{modifier\_mot}(d_k, W)$ ; // mot aléatoire de  $W$  différent de  $d_k$ ;
7      $\mathcal{M}_{d_k, d'_k} = \mathcal{M}_{(d,d')} \cup \{(d_k, d'_k)\}$ ;
8   sinon
9      $d'_k = d_k$ ;
10 retourner  $d', \mathcal{M}_{(d,d')}$ ;

```

dans un algorithme de catégorisation comme celui 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' 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 : $\text{Dis}_{\mathcal{M}}(d, d') = \text{Reg}_{\mathcal{M}}(\vec{d}_i - \vec{d}_j)$.

5.3.3 Utilisation pour la catégorisation non supervisée des documents

Nous proposons dans un premier temps de sélectionner la représentation vectorielle pour laquelle la distance sépare au mieux les groupes manuellement annotées et rapproche au mieux les éléments à l'intérieur de ces groupes. La représentation¹⁴ optimale maximise la largeur moyenne de la silhouette de la catégorisation manuelle. L'idée étant d'avoir une représentation qui optimise à la fois les métriques supervisées et non supervisées de validation. La représentation vectoriel ainsi déterminée est utilisée ensuite pour la catégorisation des corpus non annotés.

14. Combinaison modèle vectoriel et méthode de réduction

5.4 Expérimentations et résultats

5.4.1 Données

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" (*arcpa*) qui concerne les contentieux impliquant des avocats. L'expert annotateur a annoté 81 documents¹⁵ avec 6 documents appartenant chacun à 2 circonstances factuelles (chevauchements) parmi les 4 identifiées :

- cas *a* (46 documents) : il s'agit d'un avocat qui est négligent et envoie son assignation de manière tardive ;
- cas *b* (20 documents) : il s'agit d'un avocat qui n'a pas donné un conseil opportun, qui n'a pas soulevé le bon argument ;
- cas *c* (18 documents) : un avocat qui n'a pas rédigé un acte valide ou réussi à obtenir un avantage fiscal ;
- cas *d* (3 documents) : il s'agit d'un avocat attaqué par son adversaire et non par son propre client.

Les terminologies des différents cas se distinguent bien (Tableau 5.2), et par conséquent, une représentation des documents qui mettrait en évidence ces différents termes permettrait de retrouver les circonstances factuelles associées.

Corpus	Terminologie
<i>arcpa</i>	perte de chance, responsabilité civile professionnelle, civile professionnelle, chance d'obtenir, faute de l'avocat,
<i>cas a</i>	obtenir gain, obtenir gain de cause, perte de chance, perdu une chance, chances
<i>cas b</i>	avocat au barreau de dijon, 412 du code de procédure, barreau de dijon, 412 du code, devoir de compétence
<i>cas c</i>	avocat rédacteur d'un acte, qualité de rédacteur d'acte, rédacteur d'acte, rédacteur d'un acte, avocat rédacteur
<i>cas d</i>	instances introduites, chaque mois sous, référé du 5 mai, réunies car, référé renvoyons

5 premiers termes de 1 à 5 mots sélectionnés à l'aide du coefficient de corrélation *ngl* (cf. § 3.2.3.2)

Tableau 5.2 – Terminologies de la catégorie *arcpa*, et de ses circonstances factuelles manuellement annotées.

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.

15. Sur 85 documents disponibles de catégorie *arcpa*

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 et outils logiciels

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}_{arcpa} restreint aux 74 documents n'appartenant qu'à l'un des cas $L = \{a, b, c\}$. 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 pré-traitement consiste à sectionner les documents (chapitre 2), à n'utiliser que la section Motifs, à mettre en minuscule et lemmatiser ce contenu, puis à éliminer la ponctuation et des mots inutiles (*stop words*) car ils sont généralement indépendants de toute catégorie. Après pré-traitement, les documents ont une taille allant de 208 à 3812 mots dont une moyenne de 1381 mots. Pour générer les données d'entraînement de Dis_M , le vocabulaire W utilisé est restreint au mots du corpus original D sur lequel il faut appliquer les catégorisations. La représentation vectorielle emploie les modèles de types TF-IDF (poids local \times poids global) avec des n-grammes de 1 à 3 mots. Les poids globaux sont appris sur la discrimination entre deux corpus \mathcal{D}_C (85 documents) et $\mathcal{D}_{\bar{C}}$ (427) i.e. la terminologie d'une catégorie de demande C . 427 documents forment $\mathcal{D}_{\bar{arcpa}}$.

La librairie Python Scikit-Learn [Pedregosa *et al.*, 2011] a été utilisée pour les implémentations des algorithmes de réduction de dimension. La distance WMD est celle implémentée dans la librairie Gensim de Řehůřek & Sojka [2010]. Le modèle de vecteurs de mots est un modèle GLoVE de Pennington *et al.* [2014] entraîné sur un corpus de +800k décisions de justice lemmatisées, à l'aide de vecteurs de dimension 300 obtenu sur une taille de fenêtre de contexte égale à 15 mots. Le vecteur \vec{t} d'un terme t de n mots (w_1, w_2, \dots, w_n) est obtenu en concaténant leur vecteur respectif de la droite vers la gauche : $\vec{t} = [\vec{w}_1 \vec{w}_2 \dots \vec{w}_n]$.

5.4.3 Validité de la distance apprise

La base d'entraînement B comprend 935 documents dont 10 documents synthétiques générés pour chacun des 85 documents. Sur un modèle TF-IDF, la régression linéaire approxime bien la distance proposée Dis_M car

elle a un faible taux d'erreur (Figure 5.1).

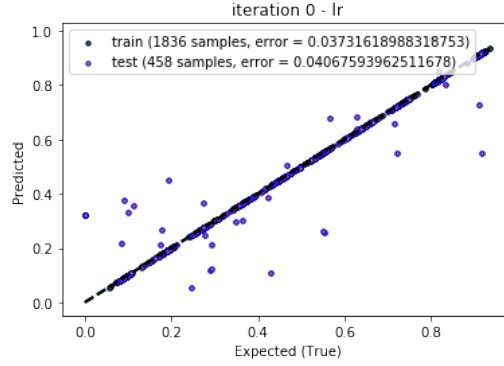


Figure 5.1 – Différence entre valeurs prédites et attendues par la distance apprise

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 $\mathcal{D}_{\text{arcpa}}$ (Figure 5.2), la "non-négativité", l'identité discernable, et la symétrie sont respectées 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 $\text{Sim}_{\mathcal{M}} = 1 - \text{Dis}_{\mathcal{M}}$).

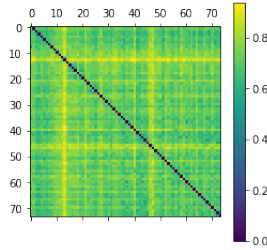


Figure 5.2 – Matrice des distances de la métrique apprise sur $\mathcal{D}_{\text{arcpa}}$

L'inégalité triangulaire est vérifiée car $\text{Dis}_{\mathcal{M}}(d, d'') - (\text{Dis}_{\mathcal{M}}(d, d') + \text{Dis}_{\mathcal{M}}(d', d'')) \leq 0, \forall (d, d', d'') \in \mathcal{D}_{\text{arcpa}} \times \mathcal{D}_{\text{arcpa}} \times \mathcal{D}_{\text{arcpa}}$ (Figure 5.3).

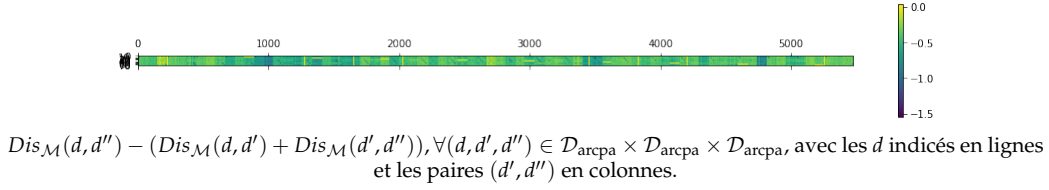


Figure 5.3 – Matrice de vérification de l'inégalité triangulaire

5.4.4 Sélection de la représentation optimale des textes

En considérant la catégorisation manuelle de \mathcal{D}_{arcpa} , différentes représentation vectorielles peuvent être comparées, à l'aide de la silhouette, sur leur habilité à séparer les clusters manuels de documents dans l'espace. Nous comparons ici les combinaisons de différents poids locaux (Tableau 3.4), poids globaux (cf. § 3.2.3) et méthodes de réduction de dimensions (cf. § 5.2.3.2). Le Tableau 5.3 présente la représentation de largeur moyenne optimale de silhouette sur les données annotées pour chaque distance.

Distance	Base ^a	Silhouette optimale (pondération, réduction, dim.)
$Dis_{jaccard}$	0.001	0.212 (TP-NGL, FNM, 4)
Dis_{cos}	0.002	0.202 (TP-NGL, FNM, 4)
Dis_M	-0.049	0.195 (TP-NGL, FNM, 4)
$Dis_{braycurtis}$	0.002	0.182 (TP-NGL, FNM, 4)
$Dis_{euclidienne}$	0.001	0.168 (TP-NGL, FNM, 4)
$Dis_{manhattan}$	-0.019	0.17 (TP-NGL, FNM, 4)
$Dis_{pearson}$	0.014	0.057 (TP-CHI2, aucun, 19763)
Dis_{wmd}	-0.096	-

^a occurrence de mots pour Dis_{wmd} , et TF-IDF pour les autres

Tableau 5.3 – Meilleures représentations sur la catégorisation manuelle.

Le modèle vectoriel TP-NGL réduit à 4 dimensions par la factorisation de matrice non négative (FNM) est préférée par la majorité des distances. Nous remarquons que la pondération globale supervisée (NGL et CHI2) met en évidence non seulement la terminologie de la catégorie de demande mais aussi celle des circonstances factuelles associées. La FNM marche mieux en moyenne pour toutes les classes avec des silhouettes maximales comprises entre 0.052 et 0.212, suivie de l'ALS (0.048 – 0.119) et de l'ACP (0.029 – 0.079). Les performances maximales observées par l'ALD (-0.032 – -0.001) sont moins bonnes la représentation sans réduction (0.001 – 0.008). Les représentations sélectionnées sont utilisées dans les sections suivantes.

5.4.5 Catégorisation du corpus annotées manuellement

5.4.5.1 Nombre de clusters prédéfini

Le Tableau 5.4 présente les mesures ARI, NMI et F1-mesure de la catégorisation par k-means et k-medoids sur \mathcal{D}_{arcpa} , avec $K = 3$.

Distance	Algorithme	Silhouette	ARI	NMI	R	P	F1
dis_m	kmeans	0.403	0.411	0.427	0.574	0.648	0.607
dis_m	kmedoids	0.398	0.321	0.340	0.483	0.591	0.532
dis_braycurtis	kmeans	0.370	0.364	0.382	0.545	0.603	0.570
dis_braycurtis	kmedoids	0.358	0.272	0.292	0.444	0.540	0.487
dis_cosine	kmeans	0.422	0.389	0.406	0.556	0.616	0.583
dis_cosine	kmedoids	0.448	0.437	0.455	0.656	0.598	0.626
dis_euclidean	kmeans	0.372	0.417	0.434	0.591	0.603	0.592
dis_euclidean	kmedoids	0.369	0.392	0.409	0.566	0.672	0.615
dis_jaccard	kmeans	0.442	0.371	0.389	0.554	0.600	0.574
dis_jaccard	kmedoids	0.431	0.440	0.455	0.529	0.645	0.581
dis_manhattan	kmeans	0.390	0.376	0.394	0.567	0.582	0.571
dis_manhattan	kmedoids	-0.059	0.097	0.127	0.479	0.422	0.448
dis_pearson	kmeans	0.434	0.088	0.117	0.585	0.487	0.530
dis_pearson	kmedoids	-0.019	0.111	0.136	0.421	0.476	0.447
dis_wmd	kmedoids	0.105	-0.004	0.024	0.333	0.401	0.364

Tableau 5.4 – Evaluation de la catégorisation par k-means et k-medoids sur \mathcal{D}_{arcpa} avec le nombre de clusters prédéfini à $K = 3$.

Les valeurs de silhouette se reflètent plus sur les indices ARI et NMI, mais moins sur la F1-mesure. Dis_M et Dis_{cos} semblent les mieux adaptées pour le k-means, et Dis_{cos} et $Dis_{jaccard}$ pour les k-medoids. Suivant les métriques ARI et NMI,

5.4.5.2 Nombre de clusters déterminé automatiquement

Nous comparons ici l'emploi de la statistique d'écart et de la silhouette pour la détermination du nombre de cluster pour chaque distance. La sélection est effectuée pour les valeurs 2 et 30. Même si Dis_m retrouve le nombre attendu avec le k-means, 4 est la plus valeur la plus choisie par les distances, et elle semble meilleure avec une F1-mesure maximale à 0.551 et un ARI de 0.398 avec Dis_{cosine} . Les valeurs déterminées (entre 2 et 6) sont très proches de la valeur attendue 3 pour toutes les distance. Notons aussi que l'efficacité de Dis_M et Dis_{cos} reste presque aussi élevée qu'avec un K prédéfini (Tableau 5.4). Dis_M et Dis_{cos} semblent ainsi former de bonnes combinaison avec respectivement les k-means et les k-medoids.

Par ailleurs, seules $Dis_{manhattan}$ et Dis_{wmd} obtiennent de très faibles valeurs des indices supervisés ARI et NMI. Même si ces valeurs sont inférieures pour les autres distances, ces dernières, en particulier Dis_M , $Dis_{jaccard}$ et Dis_{cos} , parviennent quand même à un bon compromis entre les 3 critères ARI, NMI et F1. $Dis_{jaccard}$ et Dis_{cos} sont efficaces autant avec les k-means qu'avec les k-medoids, et elles parviennent à associer une bonne validation non-supervisée (silhouette) à une bonne validation non-supervisée.

Distance	Algorithme	K	Silhouette	ARI	NMI	R	P	F1
dis_m	kmeans	3	0.438	0.407	0.423	0.552	0.654	0.599
dis_m	kmedoids	6	0.453	0.359	0.395	0.298	0.669	0.413
dis_braycurtis	kmeans	4	0.473	0.383	0.407	0.446	0.658	0.532
dis_braycurtis	kmedoids	5	0.448	0.344	0.375	0.331	0.645	0.437
dis_cosine	kmeans	4	0.528	0.383	0.407	0.446	0.658	0.532
dis_cosine	kmedoids	4	0.526	0.398	0.421	0.464	0.680	0.551
dis_euclidean	kmeans	5	0.478	0.365	0.395	0.341	0.670	0.452
dis_euclidean	kmedoids	5	0.456	0.313	0.346	0.335	0.619	0.434
dis_jaccard	kmeans	4	0.570	0.367	0.391	0.439	0.643	0.522
dis_jaccard	kmedoids	4	0.560	0.389	0.412	0.451	0.666	0.538
dis_manhattan	kmeans	4	0.482	0.376	0.400	0.452	0.657	0.535
dis_manhattan	kmedoids	5	0.452	0.368	0.397	0.345	0.675	0.456
dis_pearson	kmeans	2	0.611	0.054	0.072	0.746	0.453	0.564
dis_pearson	kmedoids	2	0.171	0.152	0.166	0.598	0.482	0.534
wmdistance	kmedoids	2	0.332	-0.016	0.002	0.545	0.397	0.459

Tableau 5.5 – Evaluation de la catégorisation par k-means et k-medoids sur \mathcal{D}_{arcpa} avec détermination du nombre de clusters avec la silhouette.

La Figure 5.4 montre l'évolution de la valeur de la silhouette en fonction du nombre de clusters pour Dis_M utilisé dans le k-means.

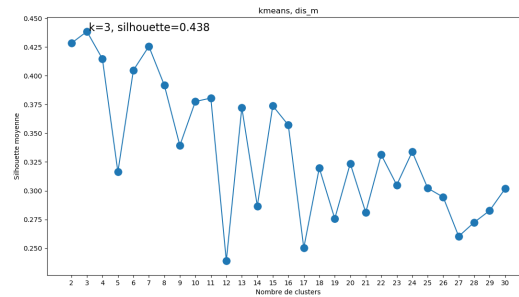


Figure 5.4 – Evolution de la silhouette pour le k-means et la distance apprise

5.4.5.3 Autres algorithmes de catégorisation

Avec la représentation sélectionnée TP-NGL, nous appliquons d'autres algorithmes de catégorisation sur \mathcal{D}_{arcpa} (Tableau 5.6). Seules le regroupement hiérarchique et les C-moyennes floues probabilistes parviennent à trouver un nombre de clusters (4) assez proche de ce celui attendu (3). Les forêts aléatoires ont une très basse F1-mesure du fait du grand nombre de clusters déterminé. Par ailleurs, la tâche ne semble pas correspondre pour la catégorisation par densité qui tend toujours à mettre tous les documents dans un même cluster.

Algorithme	K	Silhouette	ARI	NMI	R	P	F1
Spectral Clustering	19	0.352	0.193	0.317	0.069	0.632	0.124
DBSCAN	2	-1.000	0.000	0.000	1.000	0.398	0.570
Agglomerative Clustering	4	0.475	0.355	0.381	0.428	0.567	0.487
Probabilistic Fuzzy-CMeans	4	0.521	0.394	0.417	0.444	0.657	0.530
Random Forest	11	0.272	0.228	0.303	0.127	0.598	0.210

Tableau 5.6 – Evaluation de la catégorisation par d'autres algorithmes sur \mathcal{D}_{arcpa} avec détermination du nombre de clusters avec la silhouette.

La silhouette des C-moyennes floues probabilistes a une décroissance plus rapide et plus monotone que notre implémentation des k-means (Tableaux 5.4 et)

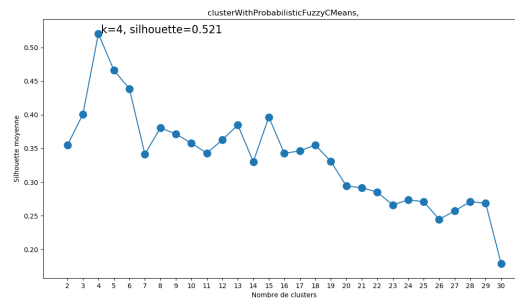


Figure 5.5 – Évolution de la silhouette pour les C-moyennes floues probabilistes

5.4.6 Catégorisation des corpus non annotés manuellement

Les matrices document-terme des autres catégories sont construites à base des mêmes représentations sélectionnées sur la catégorisation ma-

nuel (cf. §5.4.4). Le tableau 5.7 présente les valeurs de silhouette (s) obtenues par le k-means et le k-medoid sur ces matrices. Les nombres déterminés de clusters restent bas (entre 2 et 6) malgré le fait qu'ils soient sélectionnés entre 2 et 30.

\mathcal{D}	Distance	Algorithme	K	s	\mathcal{D}	Distance	Algorithme	K	s
\mathcal{D}_{acpa} (21*)	dis_m	kmedoids	2	0.769	\mathcal{D}_{dcppc} (91)	dis_m	kmedoids	2	0.451
	dis_m	kmeans	2	0.769		dis_m	kmeans	2	0.781
	dis_cosine	kmedoids	5	0.694		dis_cosine	kmedoids	2	0.549
	dis_cosine	kmeans	3	0.762		dis_cosine	kmeans	2	0.925
	dis_jaccard	kmedoids	2	0.499		dis_jaccard	kmedoids	2	-0.016
	dis_jaccard	kmeans	3	0.769		dis_jaccard	kmeans	3	0.820
$\mathcal{D}_{concdel}$ (30)	dis_m	kmedoids	4	0.639	\mathcal{D}_{doris} (59)	dis_m	kmedoids	2	0.509
	dis_m	kmeans	4	0.624		dis_m	kmeans	3	0.527
	dis_cosine	kmedoids	4	0.675		dis_cosine	kmedoids	5	0.549
	dis_cosine	kmeans	4	0.632		dis_cosine	kmeans	4	0.586
	dis_jaccard	kmedoids	5	0.719		dis_jaccard	kmedoids	3	0.600
	dis_jaccard	kmeans	5	0.702		dis_jaccard	kmeans	4	0.645
\mathcal{D}_{danais} (198)	dis_m	kmedoids	4	0.403	\mathcal{D}_{styx} (50)	dis_m	kmedoids	2	0.669
	dis_m	kmeans	2	0.442		dis_m	kmeans	2	0.669
	dis_cosine	kmedoids	4	0.475		dis_cosine	kmedoids	5	0.695
	dis_cosine	kmeans	4	0.471		dis_cosine	kmeans	4	0.705
	dis_jaccard	kmedoids	3	0.483		dis_jaccard	kmedoids	6	0.635
	dis_jaccard	kmeans	3	0.482		dis_jaccard	kmeans	4	0.690

* Nombre de documents

s : largeur moyenne de la silhouette

Tableau 5.7 – Evaluation non-supervisée des k-means et k-medoids sur \mathcal{D}_{acpa} , $\mathcal{D}_{concdel}$, \mathcal{D}_{danais} , \mathcal{D}_{dcppc} , \mathcal{D}_{doris} , \mathcal{D}_{styx} .

La silhouette étant bonne en générale, on s'attend à ce que les groupes soit en majorité formés de décisions partageant les mêmes circonstances factuelles. Il est possible de se faire une idée des circonstances factuelles découverts en observant leur terminologie qu'on peut extraire à l'aide d'une pondération globale supervisée comme le coefficient NGL. Considérons par exemple le regroupement avec les k-medoids combinés à la distance cosinus qui marche assez bien sur \mathcal{D}_{acpa} . Pour la catégorie CONCDDEL¹⁶, on obtient 4 circonstances factuelles dont les champs lexicaux (Tableau 5.8) semblent définir les cas de contrefaçon pour le cluster 0, de publicité déloyale pour le cluster 1, de recrutement d'un salarié par un concurrent pour le cluster 2, et de contrats avec des partenaires pour le dernier cluster.

Pour la catégorie DORIS¹⁷, on obtient 5 circonstances factuelles dont

16. CONDEL : dommages-intérêts pour concurrence déloyale

17. DORIS : dommages-intérêts pour trouble anormal de voisinage

Cluster	Terminologie
0	distinctif, reproduire, code propriété intellectuel, contrefaçon, attaque, dépôt marque, circonstance intervenir, intervenir jugement, intervenir jugement déférer, caractère distinctif
1	publicitaire, action concurrence, défaut qualité agir, action concurrence déloyal, qualité agir, fichier client, force chose juger, fonder demande titre, date transfert, celui-ci fonder
2	acte concurrence, acte concurrence déloyal, clause non concurrence, non concurrence, clause non, entreprise concurrent, démarchage, démarcher, salarié, massif
3	non concurrencer, clause non concurrencer, tout droit, résilier contrat, marcher, préjudice invoquer, détournement, compte entre partie, contrat @card@ juillet, compte entre

10 premiers termes de 1 à 3 mots sélectionnés à l'aide du coefficient de corrélation ngl (cf. § 3.2.3.2)

Tableau 5.8 – Terminologies des circonstances factuelles découvertes en combinant les k-medoids et la distance cosinus sur $\mathcal{D}_{concdel}$.

les champs lexicaux (Tableau 5.9) semblent définir les cas d'excès de trouble pour le cluster 0, de différents entre copropriétaires d'un immeuble pour le cluster 1, de toit dépassant la limite entre deux habitations pour le cluster 2, et d'ouvrage dépassant la hauteur limite autorisée pour le dernier cluster. Le cluster 3 est plus difficile à interpréter même s'il semble s'agir du droit de jouir d'une propriété.

Cluster	Terminologie
0	excéder inconvénient, inconvénient normal, excéder inconvénient normal, normal voisinage, inconvénient normal voisinage, inconvénient, trouble excéder inconvénient, trouble excéder, excéder, normal
1	copropriétaire, syndicat copropriétaire, syndicat, condamner in, anormal voisinage, trouble anormal voisinage, in, trouble anormal, syndic, jouissance subir
2	deux fond fonds, séparatif deux fond fonds, limite séparatif deux, ordonner démolition, séparatif deux, implanter, condamner démolir, devoir établir toit, devoir établir, toit manière
3	manière plus, chose manière plus, chose manière, usage prohiber loi, prohiber loi règlement, prohiber loi, absolu, usage prohiber, manière plus absolu, plus absolu,
4	situer zone, hauteur @card@ mètre, hauteur dépasser, appel contester, vitrer, dont hauteur dépasser, urbaniser, recevabilité <unknown> appel, cahier charge lotissement, charge lotissement,

10 premiers termes de 1 à 3 mots sélectionnés à l'aide du coefficient de corrélation ngl (cf. § 3.2.3.2)

Tableau 5.9 – Terminologies des circonstances factuelles découvertes en combinant les k-medoids et la distance cosinus sur \mathcal{D}_{doris} .

5.5 Conclusion

Les circonstances factuelles catégorisent les décisions d'une même catégorie de demande mais sont illimités car ils correspondent aux faits courants de la vie. Leur découverte est indispensable afin de rapprocher les litiges non décidés des cas similaires de la jurisprudence. Ce chapitre aborde

ce problème comme une tâche de catégorisation non supervisée de documents. La proposition faite ici est double : (i) l'apprentissage d'une métrique de dis-similarité en considérant qu'un document est obtenu par transformation de tout autre document, (ii) l'exploitation de la faible quantité de catégorisations manuelles pour sélectionner la représentation de texte qui correspond au mieux à la sémantique des circonstances factuelles. Le schéma sélectionné permet de transformer de nouveaux corpus non annotés afin d'y découvrir les circonstances factuelles par catégorisation non supervisée. Les expérimentations montrent une amélioration considérable par rapport au modèle de base TF-IDF. La silhouette reste néanmoins faible. Ce qui signifie que la réduction de dimension par FNM est efficace mais il faudrait la combiner avec de meilleurs modèles vectoriels ou mieux l'intégrer au processus de catégorisation comme le fait Xie & Xing [2013] avec l'allocation latente de Dirichlet. Néanmoins cette sélection de représentation permet d'obtenir une assez bonne efficacité de catégorisation sur le corpus annoté (0.626 et 0.551 de F1-mesure, et 0.44 et 0.39 de ARI avec le kmedoids pour un nombre de clusters respectivement prédéfini et automatiquement déterminé). Ces résultats se traduisent aussi sur la largeur moyenne de la silhouette autant pour le corpus annoté (0.448 et 0.456 respectivement) que pour les six corpus non annotés utilisés (entre 0.403 et 0.770 pour toutes les catégories). Par ailleurs, la métrique apprise s'accorde mieux avec les k-means que les autres distances selon différents indices de validation, et même pour la détermination du nombre de clusters.

Dans ce chapitre, la représentation vectorielle n'est sélectionnée que sur un seul corpus. Il serait intéressant à l'avenir d'annoter plusieurs corpus pour sélectionner la représentation qui correspond le mieux en moyenne aux circonstances factuelles sur l'ensemble de ces catégorisations manuelles. De plus, les expérimentations doivent être étendues au regroupement à chevauchement pour les affaires concernant plus d'une circonstance factuelle.

Chapitre 6

Application à l’analyse descriptive d’un grand corpus

Ce chapitre décrit des résultats d’analyses statistiques observés lors de l’application de la chaîne proposée (Figure 4) sur un corpus formé de la base CAPP de la DILA [2019] (+65k XML sur 1997-2019), et plus de 10k autres documents de cours d’appels. Le module d’extraction d’information (Figure 6.1) est un système qui comprend les modèles développés durant les expérimentations de cette thèse.

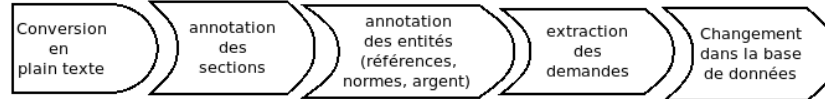


Figure 6.1 – Détails du module d’extraction d’information

Après extraction, la base de données comprend environ 65k documents répartis dans l’espace (ville) comme sur la figure 6.2a et dans le temps comme sur la figure 6.2b. Les demandes extraites se répartissent par catégorie comme suit : 476 ACPA, 409 CONCDEL, 160 DANAIS, 0 DCPPC, 34 DORIS, et 45928 STYX.

La structuration des données dans la base de données permet de mieux comprendre la jurisprudence à l’aide de graphiques appropriés. Une application de visualisation a notamment été développée suivant les besoins d’un expert juriste par PRYSIAZHNIUK [2017]. Les analyses des sections suivantes sont restreintes aux 5 villes ayant les plus grands nombres de décision : Paris, Lyon, Versailles, Angers, Bastia ; sur la période 2000-2019

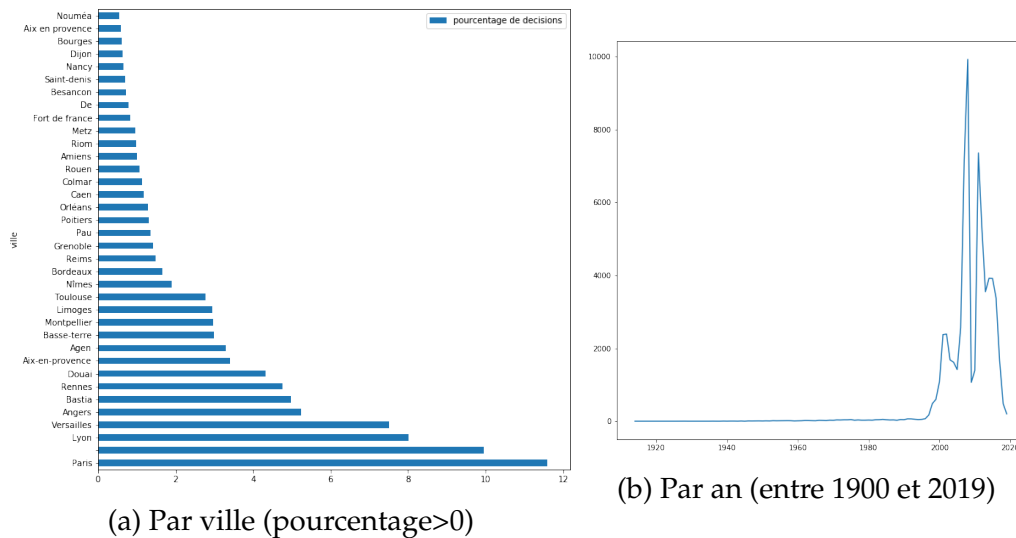


Figure 6.2 – Répartition des décisions

6.1 Analyse du sens du résultat

A partir de la base des données extraites, l'évolution du pourcentage de demandes acceptées peut être observée sur une courbe. En traçant une telle courbe pour chaque ville il est possible de comparer les villes. Par exemple, pour les dommages intérêts sur l'article 700 du Code de Procédure Civile (STYX), la Figure 6.3 compare l'évolution du sens du résultat entre les villes citées précédemment. On remarque que les demandes sont beaucoup plus rejetées qu'acceptées. La courbe du nombre total de demandes doit y être associée pour savoir si le pourcentage de succès est considérable¹.

La visualisation par l'application de PRYSIAZHNIUK [2017] permet de comparer les villes en observant sur un arbre l'épaisseur des branches associées aux catégories de demande (Figure 6.4). On peut ainsi facilement observer quelles villes acceptent les demandes d'une certaine catégorie plus que d'autres par exemple.

1. Pour une année où une seule demande est extraite et acceptée, le pourcentage est à 100%, mais ce n'est pas considérable.



Figure 6.3 – Evolution du sens du résultat des demandes STYX dans le temps à Paris, Lyon, Versailles, Angers, Bastia.

6.2 Analyse des quanta

6.2.1 Evolution dans le temps

De même l'évolution des quanta demandés et accordés peut être facilement visualisée par un diagramme en barre comme celui de la Figure 6.5 qui correspond aux demandes STYX entre 2000 et 2019. Même si le nombre total de demandes est à prendre en compte, un tel diagramme donne un aperçu des sommes d'argent demandés et accordés chaque année.

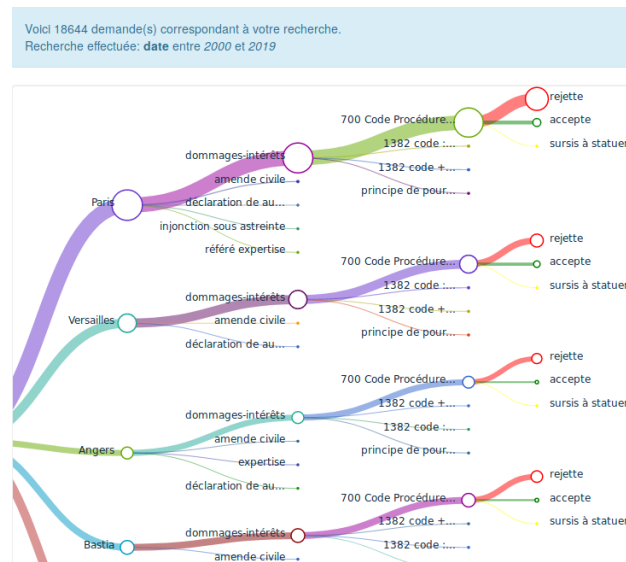


Figure 6.4 – Comparaison des Paris, Lyon, Versailles, Angers, Bastia sur l’acceptation des demandes STYX à partir d’une visualisation arborée.

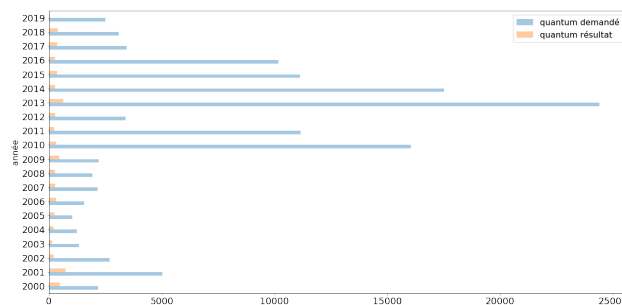


Figure 6.5 – Evolution des quanta moyens par année des demandes STYX entre 2000 et 2019.

6.2.2 Différence dans l’espace

Pour avoir une idée du montant qu’on peut recevoir sur pour une catégorie de demande, l’évolution des valeurs généralement accordés peut être comparée entre deux villes en visualisant les diagrammes boîtes (*box-plot*) des quanta accordés dans ces villes. La Figure 6.6 permet d’effectuer une comparaison entre Bastia et Lyon.

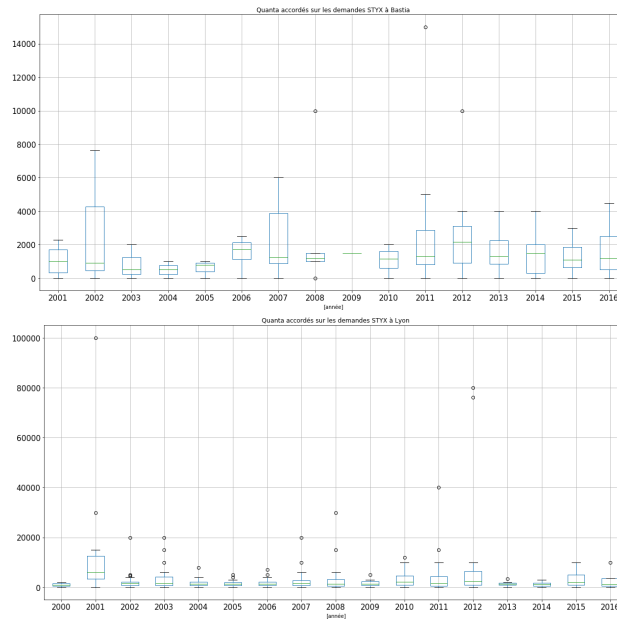


Figure 6.6 – Evolution des quanta accordés par année sur les demandes STYX entre 2000 et 2016 à Bastia et à Lyon.

6.2.3 Quantum demandé vs. quantum accordé

La méthode de prédiction du quantum résultat doit définir un modèle dont la forme s'accorde avec celle du nuage de points (x = quantum demandé, y = quantum accordé) correspondant. D'après les nuages de points observés pour Paris, Bastia, Angers et Lyon (Figure 6.7), le quantum demandé ne semble pas suffisant seul pour déterminer le quantum accordé². Il sera ainsi nécessaire de tenir compte des circonstances factuelles et autres spécificités du cas traité qui permettront de filtrer les décisions sur lesquelles se basera la modélisation. On remarque néanmoins une ressemblance de forme entre les nuages de points des différentes villes.

2. Différentes valeurs de quantum résultat sont observées pour la même valeur de quantum demandé.

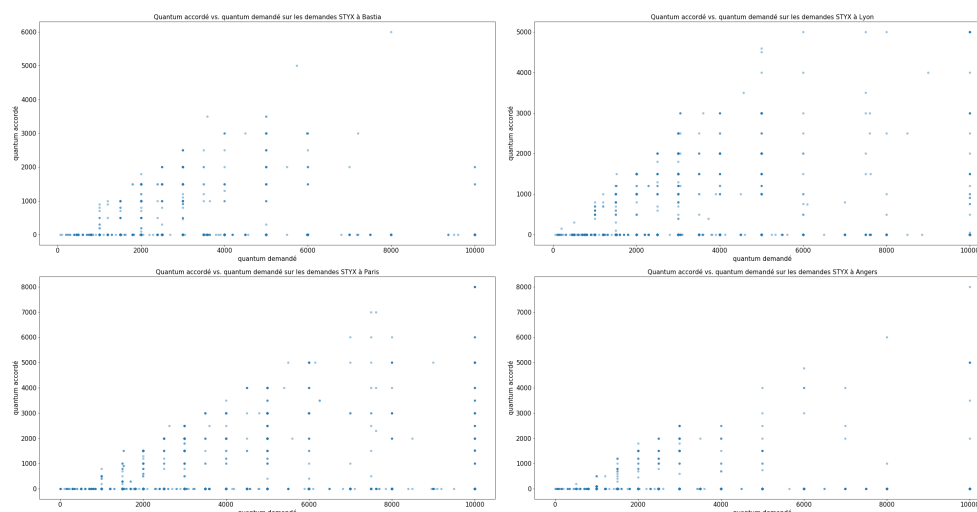


Figure 6.7 – Nuages des points (quantum accordé, quantum demandé) pour les demandes STYX entre 2000 et 2019 à Paris, Bastia, Angers et Lyon (quantum demandé < 10000) .

6.3 Conclusion

Les démonstrations de ce chapitre donnent quelques exemples de statistiques qui informent de l'état de la jurisprudence à partir d'informations extraites à l'aide des approches proposées dans cette thèse. Les analyses du sens du résultat et des quanta sont les principales applications directes de la chaîne de traitement développée. Ce chapitre se limite aux filtres sur l'année, la ville, et la catégorie de demande, mais les analyses peuvent déjà être affinées en associant d'autres filtres comme des mot-clés, les normes appliqués, ou le type de juridiction. Les analyses pourront être plus riches grâce l'extraction future de nouvelles informations comme les motivations des juges et de meilleurs modèles de circonstances factuelles.

Conclusions générales

i Evaluation des contributions

Cette thèse porte essentiellement sur la proposition et l'exploration d'approches adressant des problèmes d'analyses de données textuelles rencontrés en lors de l'analyse de corpus jurisprudentiels par les experts juristes. Trois problèmes principaux y sont abordées. Premièrement, l'annotation, dans les documents, des sections de textes et des entités nommées propres au domaine judiciaire utile qui peuvent aider à se repérer dans le document et à améliorer la recherche d'information. Le chapitre 2 démontrent empiriquement, sur des documents annotées pour la circonstance, que l'efficacité de l'application de modèles probabilistes d'étiquetage de séquence, HMM et CRF, sur les deux tâches. En second, l'extraction de données relatives aux demandes, suivant leur catégorie juridique, est discutée dans les chapitres 3 et 4. Le problème est imposé d'effectuer les extractions pour une catégorie de demande à la fois car il est impossible d'annoter suffisamment de données pour toutes les catégories prédéfinies. Pour cela nous proposons de filtrer à l'entrée les documents de la catégorie à traiter par classification binaire. Ensuite, il est d'abord proposé une approche ad-hoc identifiant d'une part les données quant à demandés et accordés à l'aide de la position de termes clés appris sans exemple grâce à des métriques de pondération des termes, et d'autre part le sens du résultat à l'aide d'un ensemble prédéfini de mots-clés particulier à la rédaction des résultats. Cette méthode, bien que dépendante d'heuristiques, parvient à reconnaître un grand nombre de demande avec plus ou moins de difficultés suivant les catégories traitées. Ensuite, la classification de document est expérimentée comme approche plus généraliste. Sur l'ensemble des algorithmes explorés, les extensions de l'analyse PLS, appliquées ici pour la première fois sur du texte, démontrent une efficacité proche de celle du meilleur algorithme, l'arbre de décision. L'utilité de la restriction des documents à des passages relatifs à la catégorie est aussi démontré

empiriquement. En troisième, le chapitre 5 aborde la problématique de similarité entre deux textes dans la catégorisation non supervisée des documents dans le but de révéler les circonstances factuelles faisant appel à une catégorie de demande particulière. Une approche d'apprentissage de distance est proposée en considérant qu'une transformation d'un des deux textes permet d'obtenir l'autre. Cette distance est comparée à d'autres métriques avec l'algorithme des K-moyennes dans des expérimentations qui explorent différents aspects des problèmes de regroupement comme la détermination du nombre de clusters ou la représentation de documents. En somme, les problématiques abordées sont certes variées mais indispensables aux différents maillons de la chaîne complète de traitement automatique de corpus de décisions dont le chapitre 6 montre l'utilité pour visualiser l'état de la jurisprudence, une des nombreuses applications possibles des données extraites.

ii Critique du travail

Au delà des nombreuses problématiques abordées et expérimentations discutées, cette thèse reste limitée par son niveau de contribution théorique d'une part. La proposition globale est une chaîne de traitement employant à chaque niveau des approches soit existantes soit plus techniques. Aussi, un très grand nombre de méthodes de la littérature sont absentes, surtout les plus récentes ; ceci est dû fait à l'ampleur du travail et à la multitudes d'approches existantes. D'autre part, les études menées ont rencontrées comme obstacles la disponibilité d'exemples de référence annotées manuellement. La lenteur et la pénibilité de l'identification des informations à la main se traduit par la faible quantité des données employées pour les expérimentations. De plus, ne disposant que d'un expert, le degré d'accord entre annotateurs n'a été analysé que pour la première problématique de reconnaissance d'entités et de sections. Par conséquent, certaines subtilités propres à l'expert ou des données manquées lors de l'annotation manuelle, peuvent biaiser les résultats observés. Néanmoins, les nombreux résultats obtenus servent de base pour la continuité des études.

iii Travaux futurs de recherche

Les propositions données dans la conclusion des chapitres 2 à 6 pour continuer les travaux peuvent être résumées en 4 catégories principale. En premier, l'exploration de méthodes récentes que celles étudiées permettra d'étendre les résultats expérimentaux. Ensuite, la formalisation des problèmes abordées permettra de définir des approches plus théoriques. Par exemple, la formalisation des demandes comme des relations, entre quantum demandé et quantum accordé, permettra d'explorer le cadre probabiliste et neuronale de la littérature en matière d'extraction des relations. Puis, l'exploration d'autres formulation des problèmes permettra probablement de découvrir des méthodes plus efficaces. Par exemple, on peut percevoir la détermination des circonstances factuelles comme une tâche de modélisation de thématiques (*topic modeling*). Enfin, l'exploration plus approfondie d'autres aspects des problèmes. Par exemple, la reconnaissance d'entités nommées comprend l'identification que nous avons étudiée, et la résolution qui unifie les mentions variantes d'une entité.

Il faut aussi remarquer qu'il reste encore des types d'information dont l'extraction n'est pas abordés par cette thèse. Par exemple, les raisons, qui font penchés les jugés en faveur d'une décision sur une demande, sont indispensables pour être capable d'anticiper la conclusion des juges. L'extraction des raisons concernera l'extraction et l'analyse des arguments des parties que les motivations des juges.

Par ailleurs, il s'agira aussi de mieux évaluer la qualité des annotations manuelles expertes ce qui révélera le niveau d'accord non seulement sur les données annotées mais aussi sur leur perception des informations ciblées comme les circonstance factuelles qui semblent subjectives.

iv Perspectives du domaine

D'une part, le conflit entre la qualité des données annotées manuellement et la rapidité, mais l'imprécision, de l'automatisation est important. Galgani *et al.* [2015] supportent, 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.

D'autre part, cette thèse est l'un des premiers travaux de recherche de cet ampleur sur les décisions françaises. Ainsi, elle ouvre la voie à bien des problématiques comme l'analyse des réseaux de normes, l'anonymisation des décisions, ou l'analyse des arguments, déjà largement étudiés dans d'autres pays, notamment aux États-Unis. En cela, cette thèse encourage la recherche en analyse de donnée textuelle à s'intéresser à l'analyse automatique de la jurisprudence française dont les défis des données du monde réel, la disponibilité du grand volume de données et la lucrativité du domaine judiciaire ne rendent ce champ d'application que plus attractif. Les cas d'utilisation des données extraites sont très nombreuses dans la recherche en droit, l'aide à la décision des juristes, dans l'enseignement du droit, et surtout dans l'accessibilité des profanes au droit par une estimation automatique de leurs risques judiciaires.

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, Preotiuc-Pietro, Daniel, & Lamos, 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*.
- Arora, Sanjeev, Liang, Yingyu, & Ma, Tengyu. 2017. A simple but tough-to-beat baseline for sentence embeddings. *In : Proceedings of iclr 2017*.
- 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. *Oslo, 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.
- Burrows, John F. 1992. Not unles you ask nicely : The interpretative nexus between analysis and information. *Literary and linguistic computing*, **7**(2), 91–109.
- 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).
- Deerwester, Scott, Dumais, Susan T, Furnas, George W, Landauer, Thomas K, & Harshman, Richard. 1990. Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the american society for information science*, **41**(6), 391–407.
- DILA. 2019. *Base de donnéesCAPP*. Page d'accueil à <https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/capp/>, fichiers CAPP_20180315-195806.tar.gz à CAPP_20190805-214041.tar.gz et Freemium_capp_global_20180315-170000.tar.gz téléchargés à partir de <ftp://echanges.dila.gouv.fr/CAPP/>.
- 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.
- Dumais, Susan T., Furnas, George W., Landauer, Thomas K., Deerwester, Scott, & Harshman, Richard. 1988. Using latent semantic analysis to improve access to textual information. *Pages 281–285 of : Proceedings of the sigchi conference on human factors in computing systems*. Acm.
- 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 data-bases with noise. *Pages 226–231 of : Kdd*, vol. 96.
- Fang, Anjie, Macdonald, Craig, Ounis, Iadh, & Habel, Philip. 2016. Using word embedding to evaluate the coherence of topics from twitter data. *Pages 1057–1060 of : Proceedings of the 39th international acm sigir conference on research and development in information retrieval*. ACM.
- 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.
- Kříž, 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.
- Mikolov, Tomas, Chen, Kai, Corrado, Greg, & Dean, Jeffrey. 2013. Efficient estimation of word representations in vector space. *arxiv preprint arxiv :1301.3781*.
- 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. *Linguisticae 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.
- Nefti, Samia, & Oussalah, Mourad. 2004. Probabilistic-fuzzy clustering algorithm. *Pages 4786–4791 of : 2004 ieee international conference on systems, man and cybernetics (ieee cat. no. 04ch37583)*, vol. 5. IEEE.
- 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.
- Paatero, Pentti, & Tapper, Unto. 1994. Positive matrix factorization : A non-negative factor model with optimal utilization of error estimates of data values. *Environmetrics*, 5(2), 111–126.
- 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.

- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. 2011. Scikit-learn : Machine Learning in Python . *Journal of machine learning research*, **12**, 2825–2830.
- 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 : Inter-speech*.
- 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*.
- PRYSIAZHNIUK, Anastasiia. 2017. *Application Web permettant la recherche d'information dans les décisions de justice - Stage Master1 au LGI2P de l'IMT Mines Alès*.
- 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. *laes 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*.
- Řehůřek, Radim, & Sojka, Petr. 2010. Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora. *Pages 45–50 of : Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*. Valletta, Malta : ELRA. <http://is.muni.cz/publication/884893/en>.
- 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. *International 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.
- Salton, Gerard, & McGill, Michael J. 1983. *Introduction to modern information retrieval*. mcgraw-hill.
- Salton, Gerard, Wong, Anita, & Yang, Chung-Shu. 1975. A vector space model for automatic indexing. *Communications of the acm*, **18**(11), 613–620.
- Salvador, Stan, & Chan, Philip. 2004. Determining the number of clusters/segments in hierarchical clustering/segmentation algorithms.

- Pages 576–584 of : 16th ieee international conference on tools with artificial intelligence.* IEEE.
- 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, Advait, & 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.

- Șulea, 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.*
- Șulea, 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 on Recent Advances in Natural Language Processing, RANLP 2017.*
- Tenenhaus, Michel. 2005. La regression logistique PLS. *Chap. 12, pages 263–276 of : Driesbeke, 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).*
- Thorndike, Robert L. 1953. Who belongs in the family? *Psychometrika*, **18**(4), 267–276.
- 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. *Jus-letter 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 : Indurkha, Nitin, & Damerau, Fred J. (eds), Handbook of natural language processing*, second edn. Chapman and Hall.
- Xie, Pengtao, & Xing, Eric P. 2013. Integrating document clustering and topic modeling. *In : Proceedings of the twenty-ninth conference on uncertainty in artificial intelligence (uai2013)*.
- 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.