

Repérage et classification automatique des énoncés à modalité axiologique dans les textes

Jean-François Chartier¹, Malika Ould Slimane², Brahim Djioua²

¹LANCI-UQAM - C.P. 8888, Succ. Centre-Ville, Montréal, Québec, Canada, H3C 2P8.

²LaLIC-STIH, Université Paris-Sorbonne, 28 rue Serpente, Paris, France, 75006.

Abstract

Axiological modality is the expression in language of a moral judgment. It is a central topic in humanities and social sciences. The goal of this paper is a proof of concept. It seeks to demonstrate that pattern recognition of such semantic category is possible using supervised machine learning algorithms. We conduct empirical experiments in which four algorithms are evaluated: naive Bayes, k nearest neighbour, support vector machine and decision tree. We present and analyze the results pointing out the problem of semantic indeterminacy of modal markers.

Résumé

La modalité axiologique est l'expression dans le langage d'un jugement moral. Son étude est centrale dans les sciences humaines et sociales. L'objectif de cette étude est une preuve de concept. Nous cherchons à démontrer qu'une telle catégorie sémantico-discursive peut faire l'objet d'une méthode de classification automatique à l'aide d'algorithmes d'apprentissage machine supervisé. Nous menons des expérimentations empiriques dans lesquelles sont évalués quatre algorithmes : naïf bayésien, k plus proche voisin, machine à support vectoriel et arbre de décision. Nous présentons et analysons les résultats en soulignant notamment la problématique de l'indétermination sémantique des marqueurs modaux.

Keywords: Axiological modality; Text classification; Machine learning; Semantic indeterminacy.

Introduction

L'étude de la moralité est au cœur des enquêtes des sciences humaines et sociales depuis leurs origines (e.g. la « physique des mœurs » de Durkheim, la « rationalité axiologique » de Weber). Elle connaît actuellement un renouveau d'intérêt dans plusieurs domaines (Hitlin et Vaisey 2010). L'étude de la moralité est également au centre de l'analyse de discours. L'expression de jugements axiologiques se retrouve dans de nombreux discours, notamment électoraux, propagandistes, religieux, historiques, scientifiques et bien d'autres.

À notre connaissance, il n'existe aucune méthode informatique pour l'analyse automatique des jugements axiologiques dans les textes. Certes, on trouve une littérature technique abondante liée à des problématiques connexes comme la fouille d'opinion. Bien qu'intéressantes, les méthodes de fouille d'opinion sont d'une pertinence limitée pour les chercheurs qui s'intéressent spécifiquement à la catégorie sémantico-discursive des jugements axiologiques. La raison en

est que le concept d'opinion y est défini de manière beaucoup trop vague, par exemple de cette manière :

« Opinions are usually subjective expressions that describe people's sentiments, appraisals or feelings toward entities, events and their properties. The concept of opinion is very broad. »
(Liu 2010 : 1)

D'autres chercheurs ont récemment proposé de remplacer les notions vagues d'opinion ou de sentiment par les catégories sémantico-discursives des théories linguistiques de l'énonciation modale (Vernier *et al.* 2009). Malheureusement, ces chercheurs n'ont pas distingué la modalité axiologique de la modalité appréciative. Ils ont subsumé la première dans la deuxième, et ce qu'ils appellent « l'orientation axiologique » est réduit à la connotation (positive ou négative) d'un énoncé.

Est-il possible de développer une méthode informatique spécifiquement dédiée au repérage automatique des énoncés à modalité axiologique dans les textes? C'est la question à laquelle nous souhaitons répondre dans cette recherche. Ce texte présente une expérience de faisabilité de la chose, autrement dit, une preuve de concept qu'une telle méthode est possible.

Le texte se divise en 4 sections. Dans la première, nous nous donnons une définition de travail de la modalité axiologique inspirée des théories linguistiques de l'énonciation modale. Dans la seconde, nous présentons la méthode utilisée pour mener notre preuve de concept. Nous faisons appel à des algorithmes classiques de classification automatique avec apprentissage machine supervisé. Nous présentons ensuite les résultats de plusieurs expérimentations. Finalement, dans la quatrième partie, nous discutons et analysons les résultats obtenus.

1. Problématique : La modalité axiologique

Le concept de modalité est issu des théories de l'énonciation en linguistique (Bally 1932; Benveniste 1974; Martin 2005). Classiquement, la modalité marque dans un énoncé l'attitude (le *modus*) d'un énonciateur à propos d'un contenu propositionnel (le *dictum*). À la suite de Desclés (2009), on peut également préciser que la modalité est un acte de langage exprimant une *prise en charge* par un énonciateur d'un jugement évaluatif. Cette prise en charge implique notamment de distinguer l'énonciation modale de l'assertion et de l'énonciation rapportée. L'énoncé (1) par exemple, est une assertion simple et n'exprime aucun jugement de la part de l'énonciateur. Contrairement aux énoncés (2) et (3) où un contenu propositionnel est jugé, en l'occurrence axiologiquement et épistémologiquement. Dans (4), l'énonciateur ne prend en charge aucune évaluation, mais rapporte le jugement d'un autre locuteur.

- (1) Le catholicisme est une religion.
- (2) C'est injuste que les femmes gagnent moins que les hommes.
- (3) Il est probable qu'il pleuve demain.
- (4) Mathieu dit du catholicisme qu'il n'est pas tolérant.

On trouve également dans la littérature, différentes typologies des catégories modales. Elles incluent généralement les modalités aléthique, épistémique, appréciative, boulique, déontique et axiologique. L'intérêt pour la modalité axiologique en linguistique est relativement récent

et a fait l'objet de peu d'études. Elle n'est pas toujours clairement distinguée de la modalité appréciative (notamment chez Le Querler 1996 : 85; Galatanu 2004 : 217). Gosselin la définit de la manière suivante :

« Les modalités axiologiques sont propres aux jugements de valeur de nature morale, idéologique et/ou légale, qui, quoique orientés vers l'action, conservent un aspect descriptif : ils évaluent le caractère louable ou blâmable de comportements, d'actions, et/ou de situations contrôlées par des agents. » (Gosselin 2010 : 343)

À la suite de Gosselin (2010 : 337), nous pensons qu'il faut distinguer clairement la modalité axiologique des autres types de jugements modaux. L'énoncé (5) par exemple, est marqué par une modalité déontique exprimant une obligation. Bien qu'on puisse parfois inférer un jugement de valeur d'un jugement déontique, il faut les distinguer, car cette inférence n'est pas toujours nécessaire. On peut juger de la valeur obligatoire d'un comportement sans pour autant en juger la valeur morale (Putnam 2002 : 38). Les énoncés (6) et (7) sont quant à eux des énoncés à modalité appréciative jugeant la valeur de désirabilité d'une proposition (*aimé* ou *détesté*, *utile* ou *nuisible*, *beau* ou *laid*, *agréable*, *désagréable*, etc.).

(5) Je dois absolument aller voter.

(6) On aimerait tous que nos enfants partagent nos propres croyances religieuses.

(7) Ce film n'est d'aucun intérêt.

(8) C'est bien que la cour condamne ce crime.

Nous nous donnons comme hypothèse de travail que la modalité axiologique marque dans un énoncé la prise en charge par un énonciateur d'un jugement sur la valeur morale (*bien* ou *mal*, *bon* ou *mauvais*, *injuste* ou *juste*, *coupable* ou *innocent*, *blâmable* ou *louable*, *digne* ou *indigne*, etc.) d'une proposition. C'est un jugement exprimant l'attribution par l'énonciateur d'une *faute* ou d'un *mérite*, d'une *vertu* ou d'un *vice* à une agentivité¹ : une personne, un groupe, un comportement, une situation, une manière d'être, une idée, une institution, etc. Les énoncés (2) et (8) sont jusqu'à maintenant les seuls à satisfaire cette définition.

De plus, et contrairement à Gosselin (2010), nous considérons les jugements juridiques comme ne relevant pas d'une prise en charge modale. En effet, un jugement juridique est toujours rapporté (d'une institution), et un énonciateur peut toujours s'en distancer. Il est vrai qu'un énonciateur peut marquer sa prise en charge d'une énonciation rapportée comme dans (8), mais alors dans ce cas, ce qui est jugé axiologiquement, c'est un autre jugement rapporté de l'institution juridique.

Enfin, notons que les marqueurs d'un jugement axiologique peuvent être intrinsèques ou extrinsèques à la proposition. Un marqueur intrinsèque est un mot ou un syntagme qui porte intrinsèquement une valeur morale.² L'utilisation de ces marqueurs par un énonciateur se fait au détriment d'autres mots à valence opposée comme *courageux* au lieu de *téméraire*, *généreux* au lieu de *dépendant*, *avare* au lieu de *économe*, *fier* au lieu de *incorrigible*, etc. Les marqueurs

1 Il n'y a de morale que si on peut attribuer une responsabilité à quelqu'un ou quelque chose.

2 Un marqueur qui porte intrinsèquement une valeur axiologique n'implique pas qu'à chaque fois qu'un énonciateur l'utilise il énonce un tel jugement. Comme nous le verrons, beaucoup de marqueurs ont une valeur sémantique indéterminée.

extrinsèques agissent comme opérateur sur la proposition. Ils sont externes à la proposition comme « *il est juste que* » ou « *c'est bien de* ».

1.1. Hypothèse

Méthodologiquement, la preuve de concept menée dans cette étude reprend intégralement l'hypothèse distributionnaliste en linguistique, également appelée en informatique l'hypothèse du « sac de mots ». Selon cette hypothèse, il est suffisant pour modéliser le contenu sémantique d'un énoncé de ne retenir que la distribution des mots qui y occurrent, ignorant toutes autres structures linguistiques. Les limites de cette hypothèse sont bien connues, notamment le problème de l'homonymie, de la synonymie, le postulat d'indépendance statistique entre chaque mot d'une phrase et la perte de la structure linéaire du texte.

Malgré ces limites, c'est encore l'hypothèse majoritairement défendue, et avec succès, dans de nombreux domaines de traitement automatique du langage naturel (Widdows 2004). C'est une hypothèse qui implique un minimum de contraintes linguistiques pour la modélisation informatique. Appliquer à l'étude de la modalité axiologique, on peut reformuler cette hypothèse de la manière suivante :

L'expression d'un jugement à modalité axiologique se manifeste dans les textes par la distribution de mots spécifiques (statistiquement) à cette catégorie sémantico-discursive, et uniquement par cela.

Autrement dit, nous formulons l'hypothèse que les énoncés à modalité axiologique dans les textes contiennent des marqueurs, c'est-à-dire des mots, qui leur sont suffisamment spécifiques statistiquement pour que des algorithmes puissent les identifier automatiquement.

Il s'agit d'une hypothèse forte, car il n'est pas évident a priori que les énoncés à modalité axiologique présentent suffisamment de régularité statistique pour qu'on puisse clairement les distinguer des autres énoncés d'un corpus. Par exemple, il semble que des méthodes classiques d'analyse factorielle soient incapables d'accomplir une telle chose. Dans la figure 1 sont représentés un échantillon de 200 énoncés axiologiques et 200 énoncés non axiologiques. Comme on le voit, aucune partition saillante ne s'en dégage.

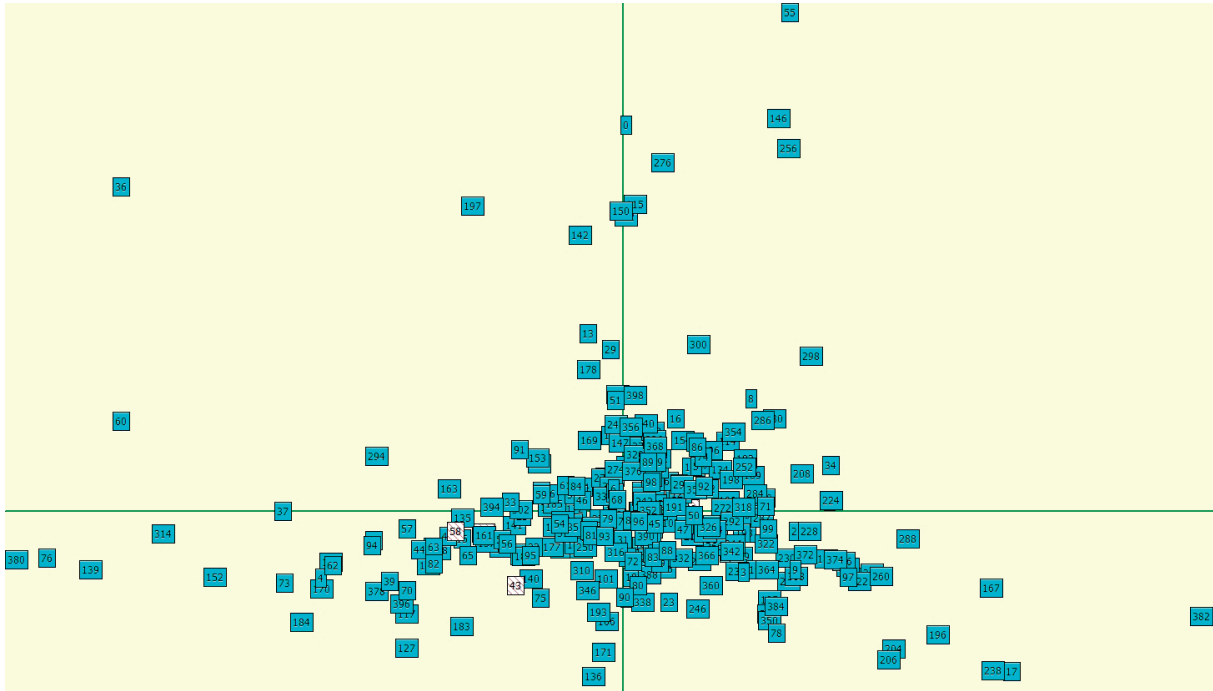


Figure 1: Analyse factorielle sur un échantillon de 400 énoncés, dont la moitié exprime un jugement axiologique et l'autre moitié non. Les énoncés représentés par un nombre inférieur à 200 représentent les énoncés axiologiques.

La méthode que nous utilisons est basée sur des algorithmes de classification automatique avec apprentissage machine supervisé. La méthodologie devient alors la suivante : à partir d'un échantillon d'apprentissage composé d'énoncés à modalité axiologique et d'énoncés qui ne sont pas à modalité axiologique, tous préalablement catégorisé manuellement, l'objectif est d'évaluer si ces algorithmes peuvent reproduire sur un nouvel échantillon de test la fonction de classification qu'ils ont « apprise ».

Ce genre de méthode nous permet d'évaluer statistiquement, via des mesures de rappel et de précision (définies plus loin), si notre preuve de concept est réussie ou non. Nous présentons plus en détail la méthode dans la section suivante.

2. La méthode : La classification automatique par apprentissage supervisé

Nous n'aborderons pas ici le détail des algorithmes et restons à un haut niveau de description de la méthode.³ Une méthode de classification automatique avec apprentissage machine supervisé comporte deux phases : une phase d'apprentissage machine et une phase de test.

Dans la phase d'apprentissage, il faut dans un premier temps deux ensembles : un ensemble $E = \{e_1 \dots e_n\}$ de n énoncés qui représente notre corpus de textes; et un ensemble $C = \{c_1 \dots c_k\}$

3 La lectrice et le lecteur trouveront une littérature technique abondante sur le sujet, par exemple (Theodoridis et Koutroubas 2009). Pour une introduction à ces algorithmes appliqués à un contexte de classification textuelle, voir notamment (Sebastiani 2002; Mooney 2003)

de k catégories. Dans notre contexte d'étude, $k = 2$ et représente les deux catégories que nous appelons AXIOLOGIQUE et NON_AXIOLOGIQUE.

On forme ensuite un ensemble dit « d'apprentissage » $A = \bigcup \{ \langle e_i, c_j \rangle \in E \times C \}$ composé des associations entre chaque énoncé $e_i \in E$ et une catégorie $c_j \in C$. Dans notre contexte d'étude, un énoncé est associé à l'une ou l'autre des deux catégories selon qu'il exprime ou non un jugement axiologique. L'ensemble d'apprentissage A contient des relations de ce genre:

$\langle e_i, c_1 \rangle = \langle \text{Le rabbin Sfar est un homme bon qui vit avec sa fille, la charmante Zlabya, un perroquet bruyant et un chat raisonneur, amoureux de sa maîtresse, AXIOLOGIQUE} \rangle$

$\langle e_j, c_2 \rangle = \langle \text{Même lorsqu'il évoque le caractère flamand de son parti, Tom sort des sentiers battus, NON_AXIOLOGIQUE} \rangle$

On dénote par $\Phi : E \rightarrow C$ la fonction de classification effective à l'ensemble d'apprentissage qui mappe chaque énoncé à une catégorie. Nous utilisons ensuite un algorithme d'apprentissage machine supervisé pour *approximer* (apprendre) cette fonction Φ . Le processus d'apprentissage machine est dénoté par $\Gamma(A) = \check{\Phi}$, qui prend en argument l'ensemble d'apprentissage A et retourne une approximation $\check{\Phi}$ de la fonction de classification. L'objectif est de faire coïncider le plus possible Φ et $\check{\Phi}$.

Il est utile d'illustrer la méthode par un diagramme de Venn comme dans la figure 2, où sont représentées extensionnellement la fonction effective Φ et la fonction d'approximation $\check{\Phi}$. La zone grise correspond à l'adéquation des deux fonctions, alors que les deux zones blanches correspondent à deux types d'erreurs, à gauche ce qu'on appelle le « silence » et à droite le « bruit ».

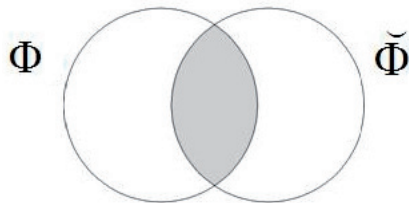


Figure 2: Diagramme de Venn représentant l'adéquation entre la fonction de classification effective Φ et la fonction de classification approximée par apprentissage machine $\check{\Phi}$.

Une fois calculée la fonction d'approximation $\check{\Phi}$, commence la phase de test qui consiste en une évaluation à l'aide d'un test statistique d'hypothèse nulle. Cette évaluation est effectuée par des mesures de rappel et de précision. Le rappel r calcule le nombre d'énoncés correctement catégorisé par la fonction d'approximation $\check{\Phi}$ divisé par le nombre d'énoncés catégorisé par la fonction effective Φ :

$$r = \frac{|\check{\Phi} \cap \Phi|}{|\Phi|}.$$

La précision p calcule le nombre d'énoncés correctement catégorisé par la fonction $\check{\Phi}$ divisé par le nombre total d'énoncés catégorisé par $\check{\Phi}$:

$$p = \frac{|\check{\Phi} \cap \Phi|}{|\check{\Phi}|}.$$

L'évaluation s'effectue également par une mesure qui combine le rappel et la précision comme la F-mesure :

$$F = \frac{2p}{p+r}.$$

Un score de 1 signifie que la fonction d'approximation $\check{\Phi}$ est identique à la fonction effective Φ . Un score de 0 signifie qu'elles sont complètement différentes et que, par conséquent, l'apprentissage machine est un échec.

Le processus d'apprentissage machine $\Gamma(A) = \check{\Phi}$ peut être calculé par de nombreux algorithmes différents, comme les algorithmes à apprentissage bayésien, à base de règles, à base d'exemplaires, les algorithmes de régressions linéaires, les réseaux connexionnistes et d'autres (Sebastiani 2002). Dans notre contexte d'étude, notre preuve de concept sera réussie si nous pouvons montrer que ces algorithmes sont capables d'approximer une fonction de classification des énoncés à modalité axiologique avec un rappel et une précision significative.

3. Expérimentations

Notre corpus d'expérimentation est composé de 1988 phrases que nous avons regroupées en deux catégories disjointes $C = \{\text{AXIOLOGIQUE}, \text{NON_AXIOLOGIQUE}\}$ selon la définition que nous avons donnée en introduction de la modalité axiologique. Le corpus est composé de phrases de langue française récupérées de journaux Français, Belge et Canadien Les Echos⁴, Le Soir, La Presse, Le Devoir et Le Soleil. Il comprend 595 phrases qui expriment un jugement à modalité axiologique et 1393 phrases qui n'expriment pas un tel jugement.⁵

Le corpus a fait l'objet de différents prétraitements linguistiques, comme un filtre des nombres, des singletons, des mots fonctionnels ainsi qu'une opération de racinisation des mots selon l'algorithme de Porter. Après ce prétraitement, le vocabulaire de notre corpus contient 5616 mots (racines) de formes différentes.

4 Ces 702 phrases ont été colligées par Bestgen et ses collègues (Bestgen *et al.* 2004).

5 L'objectif dans la collecte de ces 1393 phrases de la catégorie non_axiologique était de regrouper le plus de phrases hétérogènes possible. C'est une classe qui regroupe par exemple des assertions simples, des discours rapportés ou des phrases exprimant d'autres types de jugement comme la modalité épistémique, appréciative, déontique, etc.

On a également utilisé un filtre statistique à l'aide d'un coefficient d'entropie appelé « l'information mutuelle ». Ce filtre permet de mesurer la dépendance statistique entre deux variables nominales, ici un mot et une catégorie. Le coefficient permet de sélectionner pour la phase d'apprentissage que les mots les plus informatifs (au sens probabiliste) de chaque catégorie et de les utiliser pour représenter le contenu sémantique des phrases. L'information mutuelle d'un mot v_i pour une catégorie c_j est dénotée par $I(v_i, c_j)$ et se calcul de cette manière :

$$I(v_i, c_j) = \sum_{v_i \in \{1,0\}} \sum_{c_j \in \{1,0\}} P(v_i, c_j) \log \frac{P(v_i, c_j)}{P(v_i)P(c_j)},$$

où $P(v_i, c_j)$ prend quatre valeurs : soit la probabilité qu'une phrase qui contient le mot v_i soit membre de la catégorie c_j ; la probabilité qu'une phrase qui contient v_i ne soit pas membre de c_j ; la probabilité qu'une phrase qui ne contient pas v_i soit membre de c_j ; et la probabilité qu'une phrase qui ne contient pas v_i ne soit pas membre de c_j .⁶

Dans nos expérimentations, nous avons fait varier la taille du vocabulaire de 50, 300, 600 et 5616 formes. Nous avons évalué quatre algorithmes: la classification bayésienne naïve (NB), l'algorithme des k plus proches voisins (KNN), l'algorithme des machines à support vectoriel (SVM) et l'algorithme des arbres de décisions (J48)⁷. Puisque le corpus d'expérimentation est relativement petit, nous avons utilisé une technique d'échantillonnage à des fins de validation croisée avec 10 groupes (« 10-fold cross-validation »).

3.1. Résultats

La présentation des résultats est résumée dans les tableaux 1(a) et 1(b). Le tableau 1(a) présente les résultats au rappel, à la précision et à la F-mesure pour la catégorie AXIOLOGIQUE. Les meilleurs scores obtenus sont respectivement 0,618, 0,776 et 0,641 tous avec l'algorithme SVM. Le tableau 1(b) présente les résultats au rappel, à la précision et à la F-mesure pour la catégorie NON_AXIOLOGIQUE. Les meilleurs scores obtenus sont respectivement 0,962, 0,842 et 0,868 avec les algorithmes SVM et KNN.

		V=50	V=300	V=600	V=5616
Rappel	NB	0,503	0,529	0,526	0,573
	KNN	0,331	0,338	0,358	0,267
	SVM	0,398	0,479	0,466	0,618
	J48	0,262	0,267	0,272	0,351
Précision	NB	0,562	0,571	0,571	0,552
	KNN	0,719	0,776	0,732	0,75
	SVM	0,729	0,762	0,776	0,664

6 Dans le cas d'une catégorisation binaire, les mots les plus informatifs d'une catégorie sont également ceux de l'autre catégorie. C'est-à-dire que si l'occurrence d'un mot dans une catégorie est très informative, sa non-occurrence l'est également pour l'autre catégorie.

7 Nous avons utilisé les implémentations de la plate-forme WEKA 3.6.4.

	J48	0,582	0,582	0,589	0,601
F-mesure	NB	0,531	0,549	0,548	0,562
	KNN	0,453	0,471	0,481	0,394
	SVM	0,515	0,588	0,582	0,641
	J48	0,362	0,366	0,372	0,443

(a) *Catégorie AXIOLOGIQUE*

		V=50	V=300	V=600	V=5616
Rappel	NB	0,833	0,83	0,831	0,801
	KNN	0,945	0,958	0,944	0,962
	SVM	0,937	0,936	0,943	0,866
	J48	0,92	0,918	0,919	0,9
Précision	NB	0,797	0,805	0,804	0,815
	KNN	0,768	0,772	0,775	0,755
	SVM	0,785	0,808	0,805	0,842
	J48	0,745	0,746	0,747	0,765
F-mesure	NB	0,814	0,817	0,818	0,808
	KNN	0,847	0,855	0,851	0,846
	SVM	0,854	0,867	0,868	0,854
	J48	0,823	0,823	0,824	0,827

(b) *Catégorie NON_AXIOLOGIQUE*

Tableau 1: Résultats de la classification automatique des catégories AXIOLOGIQUE (a) et NON_AXIOLOGIQUE (b). Les performances des algorithmes bayésiens naïfs (NB), $k=1$ plus proche voisin (KNN), machine à support vectoriel (SVM) et arbre de décision (J48) sont évaluées au rappel, à la précision et à la F-mesure. V est la taille du vocabulaire sélectionnée. Les meilleurs scores sont indiqués en gras.

4. Discussion

Notre question de recherche était de savoir s'il était possible ou non d'utiliser des méthodes algorithmiques pour le repérage automatique dans les textes des énoncés à modalité axiologique. L'objectif était une preuve de concept pour démontrer que la chose était effectivement réalisable. Notre hypothèse de travail était que l'expression des jugements axiologiques présente des régularités statistiques sous forme de distribution lexicale spécifique à cette catégorie sémantico-discursive. Nos expérimentations ont été menées à l'aide d'une méthode de classification automatique avec apprentissage machine supervisé.

Nos résultats corroborent partiellement notre objectif et notre hypothèse. Les scores obtenus pour la catégorie NON_AXIOLOGIQUE sont très élevés, par contre, ils sont plus modestes en ce qui concerne la catégorie AXIOLOGIQUE, notamment pour le rappel. En d'autres mots, la classification automatique de la catégorie AXIOLOGIQUE est caractérisée par un silence non négligeable, mais par un bruit tolérable. En première analyse, il semble qu'il soit plus facile pour des algorithmes d'apprentissage machine d'approximer comment *ne s'exprime pas* un énoncé à modalité axiologique que l'inverse.

Il est cependant difficile à ce stade de tirer des conclusions définitives. À notre connaissance, il s'agit d'une première recherche du genre, et par conséquent, il n'existe pas de barème de référence pour la comparaison de nos résultats. Dans le domaine connexe de la fouille d'opinion, un standard plus ou moins implicite est environ 0,80 pour le rappel et la précision. Nos résultats pour la catégorie AXIOLOGIQUE seraient donc légèrement en dessous. Nous considérons néanmoins que les résultats présentés ici sont très encourageants pour une première recherche.

4.1. Éléments d'analyse

La discussion qui suit reste à un haut niveau d'analyse méthodologique. Nous n'aborderons pas, par exemple, la question technique de savoir pourquoi c'est l'algorithme SVM qui a performé le mieux. Notre analyse cherche à illustrer intensionnellement — sous forme de règles très simples — la fonction d'approximation $\tilde{\Phi}$ calculée avec plus ou moins de succès par les quatre algorithmes utilisés. Autrement dit, nous cherchons à décrire sous forme de règles comment les algorithmes ont « appris » à classer, et discuter le cas échéant pourquoi ces règles sont parfois insuffisantes.

Tout d'abord, il est utile de regarder quels sont les mots (racines) statistiquement les plus importants du vocabulaire de notre corpus, c'est-à-dire, les mots porteurs de la plus grande quantité d'information tel que mesuré par le coefficient d'information mutuelle défini précédemment. Le tableau 2 présente une liste décroissante des cent mots les plus informatifs.

<p>courag, respect, homm, libert, droit, <i>tom</i>, honneur, racism, <i>luc</i>, scandal, célebr, discrimin, fondamental, <i>max</i>, bon, <i>pierr</i>, égal, <i>lutt</i>, <i>comm</i>, <i>femm</i>, integr, <i>societ</i>, <i>québécois</i>, <i>démocrat</i>, intoler, valeur, <i>religion</i>, toler, <i>annonc</i>, <i>march</i>, violenc, <i>jean</i>, <i>marc</i>, <i>plus</i>, <i>accommod</i>, <i>humain</i>, <i>fair</i>, mal, <i>autr</i>, <i>doit</i>, <i>élit</i>, <i>laïcité</i>, <i>consist</i>, <i>princip</i>, <i>religi</i>, <i>proteg</i>, crim, autor, <i>indiqu</i>, <i>euros</i>, <i>contr</i>, mauv, brutal, <i>quas</i>, violent, <i>sex</i>, <i>minor</i>, racist, <i>fondateur</i>, <i>sauv</i>, séver, terror, <i>rien</i>, mérit, extrem, <i>popul</i>, <i>programm</i>, <i>bruxel</i>, <i>défens</i>, <i>bourgmestr</i>, <i>québec</i>, <i>citoyen</i>, bien, <i>équip</i>, <i>inculp</i>, <i>journal</i>, <i>chambr</i>, <i>eau</i>, <i>charg</i>, <i>conférent</i>, <i>officiel</i>, <i>chanc</i>, <i>évoqu</i>, <i>elis</i>, <i>déclar</i>, <i>tour</i>, émissair, bouc, <i>reconnais</i>, <i>train</i>, <i>anné</i>, <i>villeepin</i>, <i>allmen</i>, <i>listing</i>, <i>foi</i>, <i>gergorin</i>, solennel, hain, malheur, indign.</p>
--

Tableau 2: Liste décroissante des 100 mots les plus importants statistiquement des catégories AXIOLOGIQUE et NON_AXIOLOGIQUE tel que calculé à partir d'un coefficient d'information mutuelle

On peut observer dans cette liste deux principaux types de mots qui ont chacun une valeur sémantique spécifique. Le premier type, indiqué en gras, correspond à des marqueurs lexicaux spécifiques à la modalité axiologique. Le deuxième type, indiqué en italique, correspond à des marqueurs lexicaux de discours rapporté. Les autres mots sont soit des marqueurs déontiques comme « doit », des marqueurs de jugement juridique comme « inclup » et ou des mots contingents aux thématiques traitées dans les documents qui composent le corpus d'expérimentation.

Ces observations nous mènent à l'interprétation suivante : la fonction d'approximation $\tilde{\Phi}$ calculée par les algorithmes peut être décrite par deux règles très simples:

$$(x \subset y \wedge z \not\subset y) \rightarrow \text{AXIOLOGIQUE},$$

$$(x \not\subset y) \vee (x \subset y \wedge z \subset y) \rightarrow \text{NON_AXIOLOGIQUE},$$

où x est un marqueur axiologique, z un marqueur de discours rapporté et y un énoncé. La règle de la catégorie NON_AXIOLOGIQUE suppose une conclusion quelque peu surprenante. Il semble que les algorithmes d'apprentissage machine aient « appris » qu'il est suffisant pour déterminer qu'un énoncé *n'exprime pas* de jugement axiologique de vérifier d'abord qu'il ne contient pas de marqueur axiologique saillant, et ensuite, s'il en contient, de vérifier qu'il contient également un marqueur de discours rapporté. Ce genre de règle très simple semble suffisant dans la très grande majorité des cas et avec une précision très élevée.

La règle de la catégorie AXIOLOGIQUE suppose quant à elle que les algorithmes ont « appris » qu'on peut déterminer si un énoncé exprime un jugement axiologique s'il contient un marqueur axiologique saillant et s'il ne contient pas de marqueur de discours rapporté. Ce genre de règle a cependant un rappel et une précision plus modeste que la précédente.

La difficulté de la classification des énoncés axiologiques s'explique en partie par la pauvreté du modèle linguistique implicite dans la méthode utilisée. Ce modèle rencontre des limites dans le traitement de marqueurs polysémiques comme « *bon, bien, bas, haut, valeur, faute, mal, mauvais, moral, vertu, vice, vol, anti, grand, juste, estime, laid, loué, salué, sale, victime, accusé, estimé* », etc. Par exemple, les phrases (9) et (10) récupérées de notre corpus ont toutes les deux une occurrence du mot « estime », mais dans (9) ce mot est un marqueur de modalité axiologique alors que dans (10) il a une valeur sémantique très différente. La même observation peut être faite pour le mot « moral » dans les phrases (11) et (12), le mot « bon » pour (13) et (14) et le mot « juste » pour (15) et (16).

- (9) « Ce dimanche, effectivement, Tom était un homme heureux et s'il est évident qu'il a surtout remporté un succès contre lui-même en ralliant Dakar tout seul au volant de son Toyota de série, il n'en a pas moins conquis, ou plutôt conforté, une estime unanime dans le monde des rallyes-raids.
- (10) « Ils ont estimé que s'il existait un lien possible pour les gliomes et les neurinomes de l'acoustique, il n'était pas possible de tirer des conclusions pour les autres types de cancer. »
- (11) « Depuis il boîte mais garde le moral. »
- (12) « Soit ces rumeurs « sont dénuées de tout fondement », et c'est grave pour la politique et la morale [...].
- (13) « Le rabbin Sfar est un homme bon qui vit avec sa fille, la charmante Zlabya, un perroquet bruyant et un chat raisonneur, amoureux de sa maîtresse. »
- (14) « Le marché limite néanmoins ses pertes alors que les actions sont jugées bon marché en Europe. »
- (15) « Je veux, avec méthode, porter un projet pour une France juste, devant tous les Français. »
- (16) « Les Pays Bas, premier producteur européen, juste avant l'Espagne, se sont joints à ses réclamations. »

5. Conclusion

Comme nous l'avons dit en introduction, l'étude empirique de la moralité et de ses modalités d'expression dans le langage est au cœur des enquêtes des sciences humaines et sociales. Notre recherche a montré qu'il est possible de développer une méthode algorithmique pour le repérage et la classification automatique des énoncés à modalité axiologique dans les textes. Nous sommes arrivés à la conclusion quelque peu surprenante que des règles très simples peuvent décrire comment les algorithmes ont « appris » à classer. Il faut cependant être prudent dans cette interprétation. Un algorithme bayésien par exemple, n'apprend pas des règles propositionnelles, il apprend à approximer une fonction de classification en calculant des probabilités conditionnelles entre chaque mot et chaque catégorie.

Notre recherche s'est terminée en rencontrant le problème complexe de l'indétermination sémantique des marqueurs modaux. Nous avons seulement souligné le problème sans l'aborder de front, car de nouvelles recherches sont nécessaires. Des chercheurs ont récemment proposé de traiter la problématique en introduisant davantage de contraintes linguistiques dans la méthode (Desclés et Le Priol 2009). Il est possible en effet que l'hypothèse linguistique minimaliste — le « sac de mots » — que nous avons défendue soit insuffisante pour obtenir des scores de performances supérieures.

Références

- Bally, C. (1932). *Linguistique générale et linguistique française*, Paris, Leroux.
- Bestgen, Y., Fairon, C., et Kevers, L. (2004). Un baromètre affectif effectif. In Purnelle, G., Fairon, C et Dister, A. (eds.). *Actes des 7es Journées internationales d'Analyse statistique des Données Textuelles*, Louvain-la-Neuve, Presses universitaires de Louvain, p. 182- 191.
- Desclés J.-P., Le Priol F. (eds.) (2009). *Annotations automatiques et recherche d'informations*, Paris, Hermes.
- Desclés, J.-P., (2009). « Prise en charge, engagement et désengagement », *Langue Française*, 162.
- Galatanu, O. (2004). *La sémantique des possibles argumentatifs et ses enjeux pour l'analyse de discours*. In Salinero Cascante, M. J. et Inarrea Las Veras, I. (éds.), *Actes du Congrès International d'Etudes Françaises, La Rioja, Croisée des Chemins, 7-10 mai 2002*, Lagrano, Espagne, p. 213-225.
- Hitlin S, Vaisey S. (eds.) (2010). *Handbook of The Sociology of Morality*, Springer
- Liu, B. (2010). Sentiment Analysis and Subjectivity. In Indurkha, N. and Damerau F. J. *Handbook of Natural Language Processing, Second Edition*, p. 1-38.
- Martin, R. (2005). « Définir la modalité », *Revue de Linguistique Romane* 69, 7-18.
- Mooney, R.J. (2003). Machine Learning. In Mitkov, R. (dir). *The Oxford Handbook of Computational Linguistics*, Oxford, Oxford University Press, p. 376-394.
- Putnam, H. (2002). *The Collapse of the Fact/Value Dichotomy*, Harvard University Press.
- Sebastiani, F. (2002). « Machine learning in automated text categorization ». *ACM Computing Surveys*. 34, 1, p. 1-47.
- Theodoridis, S. et Koutroubas, K. (2009). *Pattern Recognition. Fourth Edition*. London, Academic Press.
- Vernier M., Monceaux L., Daille B., Dubreil E. (2009), « Catégorisation des évaluations dans un corpus de blogs multi-domaine », Numéro spécial de la revue RNTI (Revue des Nouvelles Technologies de l'Information) - fouille de données d'opinion, pp. 45-70.
- Widdows, D. (2004). *Geometry and Meaning*, Stanford (USA), CSLI Publications.