

# Intensité de Contradiction dans les Commentaires



Ismaïl BADACHE

LIS UMR 7020 – Université Aix-Marseille

# Plan



1 Introduction

2 Vue d'ensemble : Etat de l'art

3 Détection & intensité de contradiction

4 Prédiction de l'intensité (supervisé)

5 Conclusion



## 1.1. Contexte : contradiction textuelle

### **Contradiction :**

*Une situation où il est extrêmement improbable que deux phrases soient vraies lorsqu'elles sont considérées ensemble.*

### **Exemples :**

1. **Négation** : « I love you --- I do not love you »

2. **Mots opposés** : « hot --- cold, light --- dark »

3. **Discordance numérique** :

« There are 7 wonders of the world --- the number of wonders of the world are 9 »

# 1.1. Contexte : contradiction textuelle

Dog Emotion and Cognition

À propos de ce cours : Dog Emotion and Cognition will introduce you to the exciting new study of dog psychology, what the latest discoveries tell us about how dogs think and feel about us, and how we can use this new knowledge to further strengthen our relationship with our best friends.

Créé par : Université Duke



Enseigné par : Brian Hare, Associate Professor  
Evolutionary Anthropology




Enseignant



Etudiant (1)



Passionate speaker and truly amazing things to learn about dogs!



Etudiant (2)



The lecturer was an annoying speaker and very repetitive.

## 1.2. Questions de recherche

1

Comment identifier une contradiction sur un aspect dans les commentaires?

2

Comment mesurer le degré de contradiction entre les commentaires?

3

Quel est l'impact de la prise en compte conjointe de la polarité et du rating des commentaires sur la mesure de l'intensité de la contradiction?

## 2. Vue d'ensemble : état de l'art

### Détection de controverses

- Wikipédia (Wang et al., 2014), les "news" (Tsytsarau et al., 2014), lors de l'analyse de débat (Qiu et al., 2013) ou de manière générique sur le Web (Jang et Allan, 2016).

### Détection d'aspects

- les HMM (Hidden Markov Models) ou les CRF (Conditional Random Fields) comme (Hamdan et al., 2015).
- non supervisée (Kim, 2013), règles statistiques (Poria, 2014).

### Analyse de sentiments

- lexiques (Turney, 2002) ou corpus (Mohammad et al., 2013).
- naïve bayes (Pang et al., 2002), RNN (Socher et al., 2013).

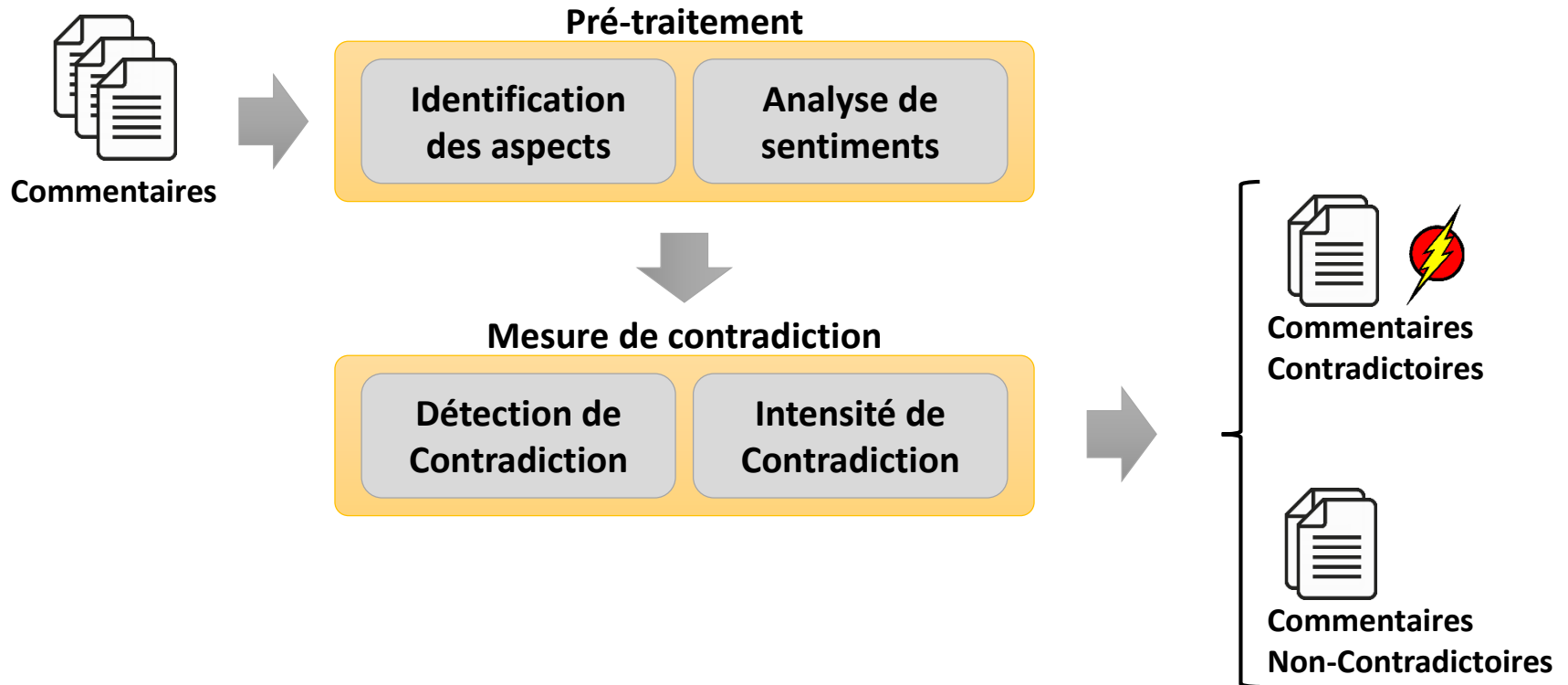
1. Introduction

2. Vue d'ensemble : état de l'art

3. Détection & intensité de contradiction

4. Prédiction de l'intensité (supervisé)

## 3.1. Comment détecter une contradiction ?



## 3.2. Détection d'aspects dans un commentaire

1. Calcul fréquentiel des termes constituant le corpus des commentaires,
2. Catégorisation des termes de chaque commentaire en utilisant Stanford Parser,
3. Sélection des termes ayant la catégorie nominale,
4. Sélection des noms avec des termes émotionnels dans leur voisinages de 5 mots (en utilisant SentiWordNet),
5. Extraction des termes les plus fréquents (utilisés) dans le corpus parmi ceux sélectionnés dans l'étape précédente. Ces termes seront considérés comme des aspects.



## 3.2. Détection d'aspects : Exemple

Étape	Description
(1)	course : 44219, material : 3286, assignments : 3118, content : 2947, lecturer : 2705, ..... terme;
(2)	The/DT <b>lecturer</b> /NN was/VBD an/DT annoying/VBG <b>speaker</b> /NN and/CC very/RB repetitive/JJ ./ . I/PRP found/VBD the/DT <b>formatting</b> /NN so/RB different/JJ from/IN other/JJ <b>courses</b> /NNS I/PRP 've/VBP taken/VBN ,/, that/IN it/PRP was/VBD hard/JJ to/TO get/VB started/VBN and/CC figure/VB <b>things</b> /NNS out/RP ./ .
(3)	lecturer, speaker, formatting, things
(4)	lecturer, speaker
(5)	lecturer

L'aspect utile est : « **lecturer** »

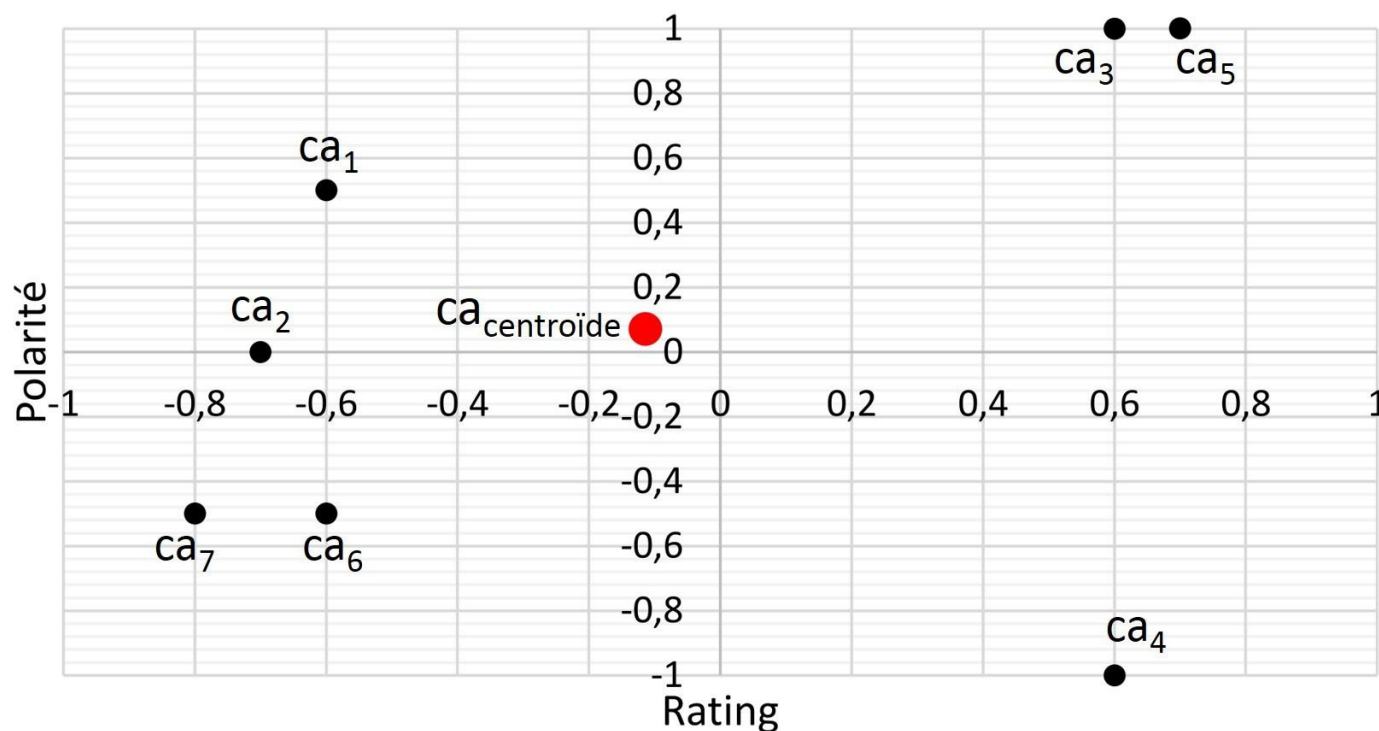
## 3.3. Analyse de sentiments

### Sentiment

Les sentiments par rapport à un aspect sont un nombre réel dans la plage  $[-1, 1]$  qui indique la polarité de l'opinion exprimée dans le commentaire. Les valeurs négatives et positives représentent respectivement des opinions négatives et positives.

- **Modèles d'analyse de sentiments :**
  - Modèle supervisé basé sur *Naïve Bayes*.
  - Modèle non-supervisé appelé : *SentiNeuron*.
  - Traitement des négations.
  - Traitements d'intensificateurs et d'adverbes.

## 3.4. Mesure de contradiction



- Coordonnées ( $pol_i$ ,  $rat_i$ ) pour chaque commentaire-aspect  $ca_i$
- Un commentaire  $ca_i$  aspect est un segment du commentaire contenant un aspect (5 mots avant et après l'aspect).

## 3.4. Mesure de contradiction

- **Fonction de dispersion (inertie du nuage)**

$$Disp(ca_{rat}^{pol}, D) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Distance(pol_i, rat_i)$$

avec :

$$Distance(pol_i, rat_i) = \sqrt{(pol_i - \overline{pol})^2 + (rat_i - \overline{rat})^2}$$

- Normalisation des ratings  $rat_i$  :  $rat_i = \frac{rat_i - 3}{2}$
- Distance  $(pol_i, rat_i)$  est la distance du point  $ca_i$  du nuage au point centroïde  $ca_{centroïde}$ , tandis que  $n$  est le nombre de points  $ca_i$  du nuage.

## 3.4. Mesure de contradiction

Les coordonnées ( $pol$ ,  $rat$ ) du centroïde  $ca_{\text{centroïde}}$  peuvent être calculées de deux manières différentes :

### 1. Centroïde basé sur la moyenne des $pol_i$ et $rat_i$

$$\overline{pol} = \frac{pol_1 + pol_2 + \dots + pol_n}{n}; \overline{rat} = \frac{rat_1 + rat_2 + \dots + rat_n}{n}$$

### 2. Centroïde basé sur la moyenne pondérée des $pol_i$ et $rat_i$






$$\overline{pol} = \frac{c_1 \cdot pol_1 + c_2 \cdot pol_2 + \dots + c_n \cdot pol_n}{n}$$

$$\overline{rat} = \frac{c_1 \cdot rat_1 + c_2 \cdot rat_2 + \dots + c_n \cdot rat_n}{n}$$

$$c_i = \frac{|Rat_i - Pol_i|}{2n}$$

## 4.1. Objectifs et collection de test

- Evaluer l'impact de l'analyse de sentiment et du rating sur la détection de contradictions autour de certains aspects.
- Evaluer l'impact du centroïde moyenné et pondéré sur la mesure de l'intensité de contradiction.
- *Collection de test* : issue de « coursera.org »

Champ	Nombre Total
Cours	2244
Cours notés	1115
Commentaires	73873
Ratings	298326
Commentaires 	1705
Commentaires 	1443
Commentaires 	3302
Commentaires 	12202
Commentaires 	55221

## 4.2. Les aspects détectés

- 22 aspects capturés automatiquement sur l'ensemble des commentaires issus de « coursera.org »

Aspects	#Rat 1	#Rat 2	#Rat 3	#Rat 4	#Rat 5	#Négatif	#Positif	#Comment	#Cours
Assignment	204	208	333	840	1726	1057	1763	2384	186
Content	176	179	341	676	1641	505	1496	1883	207
Exercise	29	46	94	290	693	195	531	673	58
Information	100	123	238	523	1389	299	1165	1359	143
Instructor	129	106	122	302	1514	295	1107	1322	140
Knowledge	74	72	121	400	1604	905	791	1243	178
Lecture	185	206	290	613	1762	763	1508	1988	208
Lecturer	32	41	48	85	461	55	193	236	39
Lesson	40	59	75	224	712	187	420	554	84
Material	191	203	328	722	2234	784	1693	2254	237
Method	19	23	40	125	404	53	187	224	31
Presentation	46	50	75	142	413	93	196	274	54
Professor	76	74	129	452	3001	331	2234	2369	151
Quality	55	53	51	110	372	113	170	262	54
Question	94	98	172	284	356	311	289	502	104
Quizz	151	155	221	401	581	481	475	824	128
Slide	56	64	81	121	115	131	102	192	47
Speaker	17	15	34	70	170	34	72	103	24

## 4.3. Évaluation manuelle « User Study »

- 3 évaluateurs
- 10 cours pour chaque aspect
- 1320 commentaires/aspect de 220 cours
- Kappa Cohen (contradictions) :  $k = 0.68$
- Kappa Cohen (sentiments) :  $k = 0.76$

### Aspect Term: « Speaker »

Review	Aspect Review
The lecturer was an annoying speaker and very repetitive. I just couldn't listen to him. . . I'm sorry. There was also so much about human development etc that I started to wonder when the info about dogs would start. . . . I found the formatting so different from other courses I've taken, that it was hard to get started and figure things out. Adding to that, was the constant interruption of the "paid certificate" page. If I answer "no" once, please leave me alone! I also think it's a bit suspect for a prof to be plugging his own book for one of these courses.	The lecturer was an <u>annoying speaker</u> and very repetitive. I just couldn't
This was an amazing course! The format was fantastic and easy to follow and Dr. Brian hare was an engaging speaker, which the videos wonderful to watch. I also really liked that it was self-paced because then I could really try out the Dognition exercises with my dog and have the time to read the book.	Dr. Brian hare was an <u>engaging speaker</u> , which the videos wonderful to watch.
<u>Passionate speaker and truly amazing things to learn</u> about dogs!	<u>Passionate speaker</u> and truly amazing things to learn
Very Low (1) ● Low (2) ● Strong (3) ● <b>Very Strong (4)</b> ●	Not Contradictory (0) ●



## 4.4. Protocole d'évaluation

- ***Naïve Bayes (supervisé):***
  - Ensemble d'apprentissage : 50000 commentaires d'IMDb
  - Ensemble de test : les commentaires-aspect de coursera
  - Précision : 79% (taux d'erreur 21%)
- ***SentiNeuron (non-supervisé):***
  - Formé sur plus de 82 millions de commentaires issus d'Amazon.
  - LSTM avec 4096 unités dont le 2389ème neurone se concentrait spécifiquement sur le sentiment d'une phrase donnée.
  - Ce neurone considéré comme critère a été normalisé entre 0 et 1.
  - Précision : 93% (taux d'erreur 7%)
- **Evaluation de la performance de notre approche :**
  - Etude de corrélation (mesure officielle de SemEval)
  - Coefficient de corrélation de Pearson et précision

## 4.5. Résultats

Mesure	Config (1) : Centroide moyenné	Config (2) : Centroide pondéré
<b>(Baseline) Naive Bayes : Précision de l'analyseur de sentiment est de 79%</b>		
Pearson	0.45	0.51
Précision	0.61	0.70
<b>(a) SentiNeuron : Précision de l'analyseur de sentiment est de 93%</b>		
Pearson	0.61*	0.80**
Précision	0.75**	0.88**
<b>(b) Jugements utilisateurs : Précision de sentiment est de 100%</b>		
Pearson	0.68**	0.87**
Précision	0.82**	0.91**

**Tableau.** Résultats de corrélations et de précision

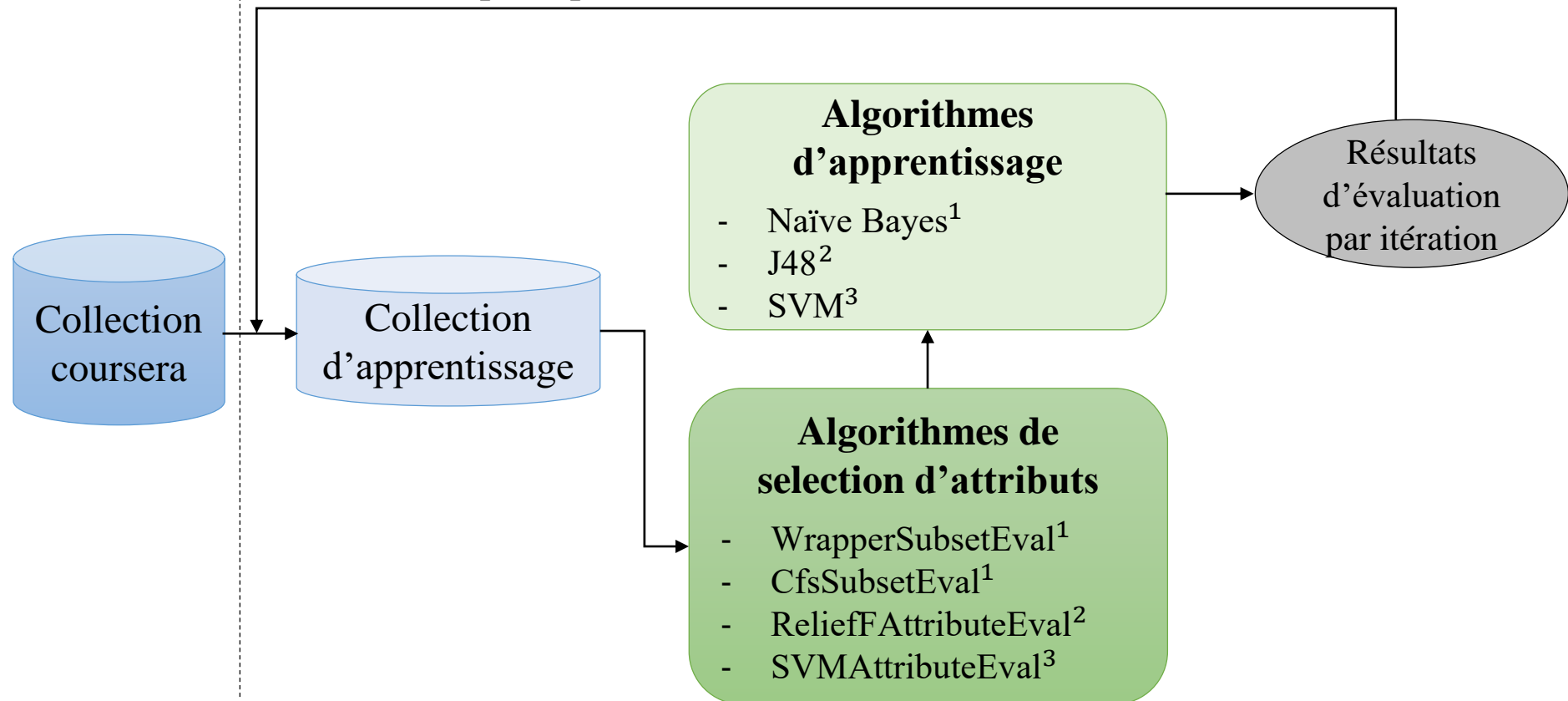
## 4.5. Résultats

Niveau	Very Low	Low	Strong	Very Strong	Non détecté	détecté
<b>(a) SentiNeuron : Précision de 93%</b>						
Config(1)	25	45	47	48	55	165
Config(2)	33	52	52	57	26	194
<b>(b) Jugements utilisateurs : Précision de 100%</b>						
Config(1)	27	44	49	61	39	181
Config(2)	33	53	53	61	20	200

**Tableau.** Nombre de contradictions pour chaque niveau






## 4.6. Prédiction de l'intensité de contradiction

Répéter pour 5-itéraisons de validation croisée



**Fig.** Processus d'apprentissage automatique

## 4.7. Les critères de prédiction

$c_i$	Critère	Description
$c_1$	NegRev	Nombre de commentaires negatifs sur le document
$c_2$	PosRev	Nombre de commentaires positifs sur le document
$c_3$	TotalRev	Nombre total des commentaires sur le document
$c_4$	Rat1	Nombre de commentaires avec rating 
$c_5$	Rat2	Nombre de commentaires avec rating 
$c_6$	Rat3	Nombre de commentaires avec rating 
$c_7$	Rat4	Nombre de commentaires avec rating 
$c_8$	Rat5	Nombre de commentaires avec rating 
$c_9$	VarRat	Variation des ratings (écart type selon (Pearson et Stephens, 1964))
$c_{10}$	VarPol	Variation des polarités (écart type selon (Pearson et Stephens, 1964))

**Tableau.** Liste des critères exploités

## 4.8. Évaluation manuelle « User Study »

- 3 évaluateurs
- 50 cours pour chaque aspect
- 66104 commentaires-aspect de 1100 cours
- Kappa Cohen (contradictions) :  $k = 0.80$
- Kappa Cohen (sentiments) :  $k = 0.78$

### Aspect Term: « Speaker »

Review	Aspect Review
The lecturer was an annoying speaker and very repetitive. I just couldn't listen to him. . . I'm sorry. There was also so much about human development etc that I started to wonder when the info about dogs would start. . . . I found the formatting so different from other courses I've taken, that it was hard to get started and figure things out. Adding to that, was the constant interruption of the "paid certificate" page. If I answer "no" once, please leave me alone! I also think it's a bit suspect for a prof to be plugging his own book for one of these courses.	The lecturer was an <u>annoying speaker</u> and very repetitive. I just couldn't
This was an amazing course! The format was fantastic and easy to follow and Dr. Brian hare was an engaging speaker, which the videos wonderful to watch. I also really liked that it was self-paced because then I could really try out the Dognition exercises with my dog and have the time to read the book.	Dr. Brian hare was an <u>engaging speaker</u> , which the videos wonderful to watch.
<u>Passionate speaker and truly amazing things to learn</u> about dogs!	<u>Passionate speaker</u> and truly amazing things to learn
Very Low (1) ● Low (2) ● Strong (3) ● <b>Very Strong (4)</b> ●	Not Contradictory (0) ●

## 5.1. Résultats : Précision

Classifieurs	Classes (Niveaux d'intensité)	Techniques de sélection	Tous les critères
NaïveBayes	Very Low	0.81 (CFS)	0.60
	Low	0.38 (CFS)	
	Strong	0.75 (CFS)	
	Very Strong	0.78 (CFS)	
	Moyenne	0.68 (CFS)	
SVM	Very Low	0.86 (WRP)	0.82**
	Low	0.46 (WRP)	
	Strong	0.76 (WRP)	
	Very Strong	0.80 (WRP)	
	Moyenne	0.72 (WRP)	
J48	Very Low	0.88* (SVM)	0.96**
	Low	0.72** (SVM)	
	Strong	0.78* (SVM)	
	Very Strong	0.90** (SVM)	
	Moyenne	0.82** (SVM)	
J48	Very Low	0.97** (RLF)	0.96**
	Low	0.92** (RLF)	
	Strong	0.97** (RLF)	
	Very Strong	0.98** (RLF)	
	Moyenne	0.96** (RLF)	

# Conclusion

## Contributions

- 1. Modèle d'estimation de l'intensité de contradiction dans les commentaires.**
  - Exploitation conjointe du rating et du sentiment autour d'un aspect donnée.
- 2. Impact du modèle de sentiment.**
  - 21% de perte dans la précision du sentiment engendre 50% d'erreur sur l'intensité de contradiction.
- 3. Les meilleurs résultats de précision sont obtenus par la méthode supervisée.**
  - *SentiNeuron* : modèle de sentiment fiable
  - Combinaison entre les algorithmes de sélection et les modèles d'apprentissage.
- 4. Etude par l'utilisateur « user study ».**
- 5. Mise en place d'une collection de test.**

## Publications

1. «Contradiction in Reviews : is it Strong or Low?» à BroDYN workshop, **ECIR** 2018
2. «Emotional Social Signals for Search Ranking» à **SIGIR** 2017
3. «Finding and Quantifying Temporal-Aware Contradiction in Reviews» à **AIRS** 2017
4. «Harnessing Ratings and Aspect-Sentiment to Estimate Contradiction Intensity in Temporal-Related Reviews» à **KES** 2017
5. «Fresh and Diverse Social Signals : Any Impacts on Search ?» à **ACM SIGIR CHIIR** 2017.
6. «Multimodal Social Book Search» à **CLEF** 2015.
7. «A Priori Relevance Based On Quality and Diversity Of Social Signals» à **ACM SIGIR** 2015.
8. «Document Priors Based On Time-Sensitive Social Signals» à **ECIR** 2015.
9. «Social Priors to Estimate Relevance of a Resource» à **ACM IJIR** 2014.
10. «Harnessing Social Signals to Enhance a Search» à **ACM/IEEE WIC** 2014.
11. «Détection de contradiction dans les commentaires» à **CORIA** 2017.
12. «Les Signaux Sociaux Émotionnels : Quel impact sur la RI ?» à **CORIA** 2017.
13. «Pertinence a Priori Basée sur la Diversité et la Temporalité des Signaux Sociaux» à **CORIA** 2015.
14. «Exploitation de signaux sociaux pour estimer la pertinence a priori d'une ressource» à **CORIA** 2014.
15. «RI sociale : intégration de propriétés sociales dans un modèle de recherche» à **CORIA** 2013.





**Merci pour votre attention**

<http://www.irit.fr/~Ismail.Badache/>  
[https://twitter.com/Ismail\\_badache](https://twitter.com/Ismail_badache)



# Références biographiques

- S. Dori-Hacohen and J. Allan.** [Detecting controversy on the web](#). In CIKM, pages 1845–1848, 2013.
- S. Dori-Hacohen and J. Allan.** [Automated controversy detection on the web](#). In ECIR, pages 423–434, 2015.
- M. Jang and J. Allan.** [Improving automated controversy detection on the web](#). In SIGIR, pages 865–868, 2016.
- M. Tsytsarau, T. Palpanas, and K. Denecke.** [Scalable discovery of contradictions on the web](#). In WWW, pages 1195–1196, 2010.
- M. Tsytsarau, T. Palpanas, and K. Denecke.** [Scalable detection of sentiment-based contradictions](#). DiversiWeb, WWW, 2011.
- L. Wang, H. Raghavan, C. Cardie, and V. Castelli.** [Query-focused opinion summarization for user-generated content](#). In COLING, pages 1660–1669, 2014.
- M. Qiu, L. Yang, and J. Jiang.** [Modeling interaction features for debate side clustering](#). In CIKM, pages 873–878, 2013.
- H. Hamdan, P. Bellot, and F. Bechet.** [Lsislif: Crf and logistic regression for opinion target extraction and sentiment polarity analysis](#). In SemEval, page 753758, 2015.
- S. Kim, J. Zhang, Z. Chen, A. Oh, and S. Liu.** [A hierarchical aspect-sentiment model for online reviews](#). In AAAI, 2013.
- S. Poria, E. Cambria, L. Ku, C. Gui, and A. Gelbukh.** [A rule-based approach to aspect extraction from product reviews](#). In SocialNLP, pages 28–37, 2014.

# Références biographiques

- I. Badache, S. Fournier, and A. Chifu.** [Contradiction in Reviews : is it Strong or Low?](#). In à BroDyn workshop, ECIR, pages 11-22, 2018.
- I. Badache, S. Fournier, and A. Chifu.** [Finding and Quantifying Temporal-Aware Contradiction in Reviews](#). In AIRS, pages 167-180, 2017.
- I. Badache, S. Fournier, and A. Chifu.** [Harnessing Ratings and Aspect-Sentiment to Estimate Contradiction Intensity in Temporal-Related Reviews](#). In KES, pages 1711-1720, 2017
- I. Badache, S. Fournier, and A. Chifu.** [Détection de contradiction dans les commentaires](#). In CORIA, pages 75-90, 2017.