

Impact du Prétraitement Linguistique sur l'Analyse des Sentiments du Dialecte Tunisien

Chedi Bechikh Ali¹ Halla Mulki² Hatem Haddad³

(1) Institut Supérieur de Gestion, Tunis, Tunisie

(2) Département de génie informatique, Université Selcuk, Turquie

(3) Département d'informatique et d'ingénierie décisionnelle, Université Libre de Bruxelles, Belgique

chedi.bechikh@gmail.com, halamulki@selcuk.edu.tr, Hatem.Haddad@ulb.ac.be

RÉSUMÉ

Ce travail présente une étude de l'impact du prétraitement linguistique (suppression de mots vides, racinisation et détection d'emoji, de négation et d'entités nommées) sur la classification des sentiments en dialecte Tunisien. Nous évaluons cet impact sur trois corpus de tailles et contenus différents. Deux techniques de classification sont utilisées : Naïve bayes et Support Vector Machines. Nous comparons nos résultats aux résultats de référence obtenus sur ces mêmes corpus. Nos résultats soulignent l'impact positif de la phase de prétraitement sur la performance de la classification.

This work presents a study of the impact of linguistic preprocessing (stop words elimination, stemming and detection of emoji, negation and named entities). We evaluate this impact on three datasets of different sizes and contents. Two classification techniques are used : Naive bayes and Support Vector Machines. We compare our results with the baselines results obtained from these same datasets. Our results highlight the positive impact of the preprocessing phase on the classification performance.

MOTS-CLÉS : Analyse de sentiment, dialecte tunisien, prétraitement de texte, entités nommées.

KEYWORDS: Tunisian sentiment analysis, text preprocessing, named entities.

1 Introduction

Les utilisateurs des réseaux sociaux ont tendance à utiliser un langage informel pour exprimer leurs opinions. A l'opposé de la langue arabe standard moderne, le langage arabe informel combine une variété de dialectes différents les uns des autres ; c'est pourquoi certains mots ou expressions peuvent exprimer des sentiments radicalement différents. Pendant et après la révolution tunisienne, le suivi des réactions et des opinions du public concernant les différents événements a été menée à travers des systèmes d'analyse des sentiments (Akaichi, 2014). Les travaux antérieurs sur l'analyse des sentiments (AS) du dialecte tunisien ont principalement traité les données textuelles en utilisant les procédures classiques de nettoyage et de normalisation (Sayadi *et al.*, 2016; Medhaffar *et al.*, 2017a; Karmani, 2017). Bien que ces modèles aient obtenu des résultats assez satisfaisants, l'amélioration de la classification des sentiments par l'application d'autres prétraitements reste un domaine de recherche intéressant. Une des motivations de cet article est l'exploitation de mots indicatifs de sentiments dérivés du corpus, tels que les entités nommées (EN), et leur inclusion dans l'étape de prétraitement peut contribuer à inférer le sentiment. En effet, les textes porteurs d'opinions sont riches d'entités nommées (personnes, lieux ou organisations) envers lesquels le sentiment est exprimé (Yasavur *et al.*,

2014). Nous supposons que la reconnaissance des entités nommées peut être exploitée dans l'analyse des sentiments si les entités nommées extraites sont classées sentimentalement comme porteuses d'opinion en fonction du contexte local dans lequel elles sont mentionnées. Au meilleur de notre connaissance, les entités nommées n'ont pas été utilisées dans des travaux antérieurs sur les systèmes d'AS du dialecte tunisien.

Dans cet article, nous cherchons à améliorer la performance de l'AS du dialecte tunisien par l'application unique ou combinée des prétraitements suivants : suppression des mots vides, racinisation, détection de négation et reconnaissance des emojis les plus utilisés. En outre, nous introduisons l'étiquetage des entités nommées en tant que prétraitement et nous étudions son impact sur les performances de la classification des sentiments lorsqu'il est combiné avec d'autres prétraitements. Pour évaluer notre approche, trois corpus tunisiens de tailles différentes fournis par (Sayadi *et al.*, 2016; Medhaffar *et al.*, 2017a; Karmani, 2017) et contenant des tweets positifs/négatifs et des commentaires sur plusieurs domaines ont été utilisés.

2 Analyse du sentiment du dialecte arabe

L'analyse des sentiments du dialecte tunisien peut être effectuée en utilisant des approches d'apprentissage automatique telles que des méthodes supervisées ou des approches basées sur le lexique.

- Méthode basée sur l'apprentissage supervisé : Cette méthode nécessite un corpus étiqueté pour entraîner le classifieur pour prédire la polarité du texte (Piryani *et al.*, 2017). Le processus d'apprentissage est réalisé en déduisant qu'une combinaison des caractéristiques spécifiques d'une phrase donne une classe de polarité spécifique : positive, négative. Les caractéristiques utilisées avec cette stratégie sont des caractéristiques en sac de n-grammes. Après avoir extrait les caractéristiques, la classification des sentiments est ensuite effectuée en utilisant plusieurs algorithmes de classification supervisés tels que machine à vecteurs de support (SVM), Naive Bayes (NB), Régression Logistic (RL), K-plus proches voisins (KNN), etc.
- Méthode basée sur le lexique : pour le modèle basé sur le lexique, ni les données étiquetées ni une étape d'apprentissage ne sont nécessaires pour concevoir le classifieur de sentiment. Le sentiment exprimé dans une phrase ou un document est déterminé à l'aide de lexiques de sentiments construits manuellement, prédéfinis ou traduits. Un lexique de sentiments contient des mots subjectifs avec leurs polarités (positives ou négatives) et leurs scores de polarité (Piryani *et al.*, 2017). Ainsi, la polarité d'un mot ou d'une phrase peut être décidée en utilisant son score sentimental dérivé du lexique.

Dans cette étude, on ne s'intéresse qu'aux méthodes à base d'apprentissage supervisé. Pour plus de détail sur l'impact des prétraitements combinés avec des méthodes basées sur le lexique sur l'AS du dialecte tunisien, vous pouvez vous référer à cette étude (Mulki *et al.*, 2018).

Considérant les travaux qui ont porté sur les dialectes arabes, peu de recherches ont porté sur le dialecte tunisien. Le dialecte arabe est généralement manipulé en utilisant des méthodes de traitement automatique de la langue (TAL) utilisées pour l'arabe standard moderne (ASM). Différentes techniques de prétraitement et différentes combinaisons de prétraitement ont été utilisées : la racinisation, la racinisation légère, l'élimination des mots vides et l'étiquetage d'emojis (Duwairi & El-Orfali, 2014; El-Beltagy *et al.*, 2017).

Quelques travaux ont été effectués sur l'AS en dialecte tunisien. Dans (Sayadi *et al.*, 2016), six classifieurs ont été entraînés avec différents types de n-grammes pour la classification de tweets issus

d'un corpus en arabe standard moderne et en dialecte tunisien. La meilleure performance pour la classification binaire à été obtenue avec l'algorithme SVM avec un F1-score de 63%.

Les auteurs dans (Medhaffar *et al.*, 2017b), ont employé les *documents embeddings* comme caractéristiques pour le modèle d'AS du dialecte tunisien. Les vecteurs obtenus sont utilisés pour entraîner des classifieurs SVM, Bernoulli NB (BNB) et perception multicouche (MLP). Les meilleurs résultats sont obtenus avec avec le classifieur MLP qui a atteint un F1-score de 78%.

3 Le modèle d'analyse de sentiment proposé

Dans cette étude, nous visons à déterminer parmi la racinisation, la racinisation légère, l'élimination des mots vides, l'utilisation des émojis et la prise en compte de la négation, le prétraitement ou la combinaison de prétraitements qui peuvent améliorer la performance de l'AS du dialecte tunisien. Par conséquent, nous pouvons décider avec quel(s) prétraitement(s) la reconnaissance des entités nommées doit être combinée de sorte que la performance de l'analyse des sentiments puisse être optimale.

L'analyse des sentiments des corpus tunisiens a été effectuée en utilisant l'outil Tw-StAR (Mulki *et al.*, 2017) qui se base sur un modèle d'apprentissage automatique supervisé au niveau des phrases. Trois variantes n-grammes de mots, y compris des unigrammes, des bigrammes et des trigrammes ont été adoptés comme caractéristiques pour entraîner les algorithmes de classification supervisés.

3.1 Prétraitement des données

Les étapes de prétraitement sont les suivantes :

- Prétraitement initial : Pour tous les corpus, une étape de prétraitement initiale commune qui inclut la suppression du contenu non porteur d'opinion tel que les URL, les noms d'utilisateurs, les dates, les chiffres, les symboles de hashtags et la ponctuation.
- Racinisation (Racine) : La racinisation est utilisée pour éliminer les suffixes et les préfixes des mots afin de gérer la variation morphologique des mots. Pour étudier l'effet des algorithmes de racinisation sur l'analyse de sentiment en tunisien, nous avons étudié la racinisation avec l'algorithme Farasa (Abdelali *et al.*, 2016) et la racinisation légère (Larkey *et al.*, 2002).
- Élimination des mots vides (Stop) : En raison de l'absence d'une liste de mots vide du dialecte tunisien, une liste de 1 661 mots vides de l'arabe standard moderne fournis par le groupe de TAL du Centre national de technologie informatique et de mathématiques appliquées de la cité du roi Abdulaziz pour la science et la technologie (KACST)¹ a été utilisée.
- Détection des émojis (Emoji) : Nous avons identifié deux types d'emoji les plus courants. Le premier type concerne les emojis positifs tels que le visage souriant, le visage avec larmes de joie, etc. Le deuxième type représente les emojis négatifs tels que le visage malheureux, le visage pensif, le visage inquiet, etc. Les emoji positifs sont remplacés par l'étiquette "PositiveEmoji" tandis que l'étiquette "NegativeEmoji" est utilisée pour remplacer les emojis négatifs.
- Détection de la négation (Neg) : La négation est exprimée avec les indicateurs de mots arabes négatifs qui sont : " لا" (non), " لم" (n'ont pas), " لن" (ne sera pas), " لست" (je ne suis pas),

1. <https://github.com/abahanshal/arabic-stop-words-list1>

" ليس " (ne pas), " دون " (sans), " لسن " (ne sont pas), " ليسوا " (ne sont pas), " بدون " (sans), " بلا " (sans), " أبداً " (jamais), " بغير " (sans), " غير " (n'est pas), " لستم " (vous n'êtes pas), " لستن " (vous n'êtes pas). Nous utilisons également des indicateurs de négation relatifs au dialecte tunisien : " ماكش " (tu n'es pas), " مانيش " (je ne suis pas), " ماكمش " (vous n'êtes pas), " مفاش " (il n'y a pas) and " ماهمش " (ils ne sont pas). Nous utilisons l'étiquette "NegWord" pour remplacer chaque négation.

3.2 Reconnaissance des entités nommées

Les entités nommées ont été traitées à l'aide du système de reconnaissance d'entités nommées fourni par (Gridach, 2016). Les entités nommées extraites ont ensuite été classées en positives ou négatives afin d'être marquées dans l'étape de prétraitement. Dans ce but, nous avons développé un algorithme d'assignation de polarité d'une entité nommée en fonction de ses informations contextuelles locales comme suit :

- Les entités nommées extraites des données d'apprentissage sont comparées avec les mots des phrases inclus dans les données d'apprentissage.
- Quand une correspondance entre une entité nommée spécifique et une phrase est trouvée, un score est attribué à cette entité nommée en fonction de la polarité de cette phrase telle que 1 est ajouté si la polarité de la phrase est positive tandis qu'un score de 1 est soustrait si la polarité de la phrase est négative.
- Ainsi, la polarité d'une entité nommée est déterminée par le signe du résultat de son score accumulé où les scores signés positifs et négatifs définissent les entités nommées positives et les entités nommées négatives respectivement.
- Quant aux entités nommées de scores nul, elles sont éliminées car elles sont également mentionnées dans les phrases positives et négatives.

3.3 Classification des sentiments

Le modèle d'AS supervisé est entraîné pour prédire la classe de polarité appropriée à des n-grammes d'entrée spécifiques. L'apprentissage est effectué avec l'algorithme Naive Bayes (NB) de scikit-learn² et l'algorithme Support Vector Machine (SVM) linéaire de LIBSVM³.

4 Étude expérimentale

Dans les tableaux présentés, les performances obtenues pour les prétraitements simples ou combinés sont comparées aux résultats de référence qui représentent les performances obtenues par les systèmes de (Sayadi *et al.*, 2016), (Karmani, 2017) et (Medhaffar *et al.*, 2017a) que l'on note respectivement baseline 1, baseline 2 et baseline 3. Les macro mesures Précision, Rappel, F1-score et exactitude

2. http://scikit-learn.org/stable/modules/naive_bayes.html

3. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

sont respectivement notés (P.), (R.), (F1.) et (Exa.). Nous avons utilisé 80% des données pour l'apprentissage et 20% pour le test.

Pour effectuer une comparaison objective avec les systèmes de références appliqués sur les corpus TEC, TAC et TSAC, nous avons dû utiliser les mêmes algorithmes de classification. Les algorithmes NB et SVM étaient utilisés pour les corpus TEC et TSAC tandis qu'un modèle à base de lexique a été utilisé pour TAC.

4.1 Corpus d'évaluation

Trois corpus avec un contenu collecté à partir des réseaux sociaux tunisiens ou mixtes tunisien-arabe standard moderne ont été utilisés :

- Corpus Électoral Tunisien (TCE) : ce corpus fait référence à un ensemble de 5 521 tweets collectés par (Sayadi *et al.*, 2016) lors des élections tunisiennes d'octobre 2014. Il combine arabe standard moderne et dialecte tunisien où les tweets tunisiens constituent la majorité des données. Après avoir réduit les tweets neutres, un jeu de données de 3 043 tweets est utilisé.
- Corpus d'analyse du sentiment Tunisien (TSAC) : un ensemble de données de 9 976 commentaires Facebook fournis par (Medhaffar *et al.*, 2017a). Ces commentaires représentent les réactions du public vis-à-vis des émissions de télévision tunisiennes populaires. Ils ont été annotés manuellement avec une polarité positive et négative. Dans cette étude, nous avons éliminé les instances Arabizi de cet ensemble de données de telle sorte que 7 366 commentaires sont utilisés.
- Corpus arabe tunisien (TAC) : Un ensemble de données composé de 800 tweets couvrant de multiples sujets tels que les médias, les télécommunications et la politique. Cet ensemble de données a été collecté par (Karmani, 2017) et annoté avec la polarité positive, négative et neutre. Nous n'avons traité que les cas positifs et négatifs de sorte que 746 tweets sont utilisés.

Nous n'avons pas fusionner les corpus d'évaluation puisque nous voulons examiner l'impact du prétraitement sur des corpus ayant un contenu tunisien ou sur un corpus ayant du contenu mixte MSA/tunisien.

L'élimination des tweets neutres des corpus TEC et TAC n'a pas empêché de faire une comparaison équitable puisque nous nous sommes comparé avec les résultats de classification binaires fournis par (Sayadi *et al.*, 2016) et avec les résultats d'évaluation de la classification binaire pour TAC (Karmani, 2017).

4.2 Résultats et discussion

Les techniques de prétraitement énumérées dans la section 2 ont été examinées une à une puis différentes combinaisons ont été appliquées. Cela a permis de définir la technique/combinaison de prétraitements qui a permis d'améliorer au mieux les performances de l'AS et donc de spécifier la technique/combinaison de prétraitements avec laquelle le marquage des entités nommées pourrait être intégré.

Trois variantes d'expériences ont été effectuées. La première consiste à utiliser toutes les caractéristiques n-grammes : unigrammes (uni), bigrammes (bi), trigrammes (tri) et leurs combinaisons (uni+bi, uni+ bi+tri), tandis que les deuxième et troisième expériences utilisent un nombre réduit des mêmes

caractéristiques résultant de l'utilisation de la fréquence avec deux valeurs de seuil égales respectivement à 2 et 3. Le tableau 1, le tableau 2 et le tableau 3 présentent les meilleures performances obtenues par les algorithmes NB ou SVM.

Prétraitement	Caractéristiques	Algorithme	P.(%)	R.(%)	F1.(%)	Exa.(%)
baseline 1	uni+bi	SVM	67	71	63	71.09
Stop	uni	SVM	72	70.5	70.6	71.6
Racine	uni	NB	75.3	73.4	73.6	74.5
Neg	uni+bi	SVM	75.7	71.7	71.7	73.4
Racine + Stop	uni	NB	75.7	73.3	73.4	74.5
Racine + ENs	uni	NB	75.7	74	74.2	75

TABLE 1 – Les performances du modèle supervisé pour le corpus TEC pour tous les prétraitements

Prétraitement	Caractéristiques	Algorithme	P.(%)	R.(%)	F1.(%)	Exa.(%)
baseline 2	morphologique	Lex	63	72.9	67.3	72.1
Stop	uni	NB	82.9	79.8	79.5	80
Racine	uni	SVM	86.3	85.9	85.9	86
Neg	uni+bi	SVM	86.6	85.9	85.9	86
Racine + Stop	uni+bi	NB	83.9	82.5	82.5	82.7
Neg + ENs	uni+bi	SVM	87.4	86.6	86.6	86.7

TABLE 2 – Les performances du modèle supervisé pour le corpus TAC pour tous les prétraitements.

Les résultats des tableaux 2 et 3 montrent clairement que SVM donne de meilleurs résultats que NB pour les corpus de moyenne et grande tailles tel que TAC et TSAC. Cela pourrait s'expliquer par la capacité de SVM à gérer la densité et la haute dimensionnalité des vecteurs de caractéristiques d'apprentissage. Cependant, le tableau 1 montre que les sentiments pour les corpus de petite taille (TEC) sont mieux classés par NB.

Il est à noter que l'utilisation de Farasa a permis d'améliorer la performance de la classification supervisée des sentiments pour les corpus TAC et TEC (tableau 1 et tableau 2) où le deuxième meilleur F1-score a été obtenu (85,9%) pour TAC avec une amélioration de 18,6% par rapport aux résultats de référence. Bien que Farasa a été entraîné avec des corpus d'arabe standard moderne, il a réussi à identifier les affixes à éliminer des mots tunisiens en raison du chevauchement lexical entre l'arabe standard moderne et les dialectes arabes en général (Samih *et al.*, 2017). Afin de conserver la variété des mots ayant la même racine et des significations différentes, nous avons également utilisé la racinisation légère. Néanmoins, cela n'a pas permis d'améliorer les performances pour tous les corpus, même lorsqu'il a été combiné avec d'autres techniques de prétraitement.

L'impact de l'élimination des mots vides sur l'analyse des sentiments est plus importante lorsque l'élimination des mots vides a été combinée avec la racinisation. Comme le montre le tableau 3, en utilisant le classificateur SVM sur TSAC, l'élimination des mots vides a conduit à une meilleure racinisation et donc à un deuxième meilleur F1-score égal à 93,8%. Comme le montre le tableau 1, pour le corpus TEC la précision est de 71,6% obtenue par l'élimination des mots vides uniquement et de 74,5% obtenue par la combinaison de la racinisation et l'élimination des mots vides.

Prétraitement	Caractéristiques	Algorithme	P.(%)	R.(%)	F1.(%)	Exa.(%)
baseline 3	doc embeddings	MLP	78	78	78	78
Stop	uni	SVM	92.5	92.3	92.4	92.6
Racine	uni	SVM	93.4	93.4	93.4	93.5
Neg	uni	SVM	92.6	92.5	92.5	92.7
Emo	uni	SVM	92.4	92.39	92.4	92.5
Racine + Stop	uni	SVM	93.8	93.8	93.8	93.9
Emo + Stop	uni	SVM	92.1	92.1	92.2	92.3
Emo + Racine	uni	SVM	93.9	93.8	93.9	94
Emo + Neg	uni	SVM	92.5	92.4	92.5	92.6
Emo + Racine + Stop	uni	SVM	93.8	93.8	93.8	93.9
Emo+ Racine + ENs	uni	SVM	92.8	92.86	92.8	93

TABLE 3 – Les performances du modèle supervisé pour le corpus TSAC pour tous les prétraitements.

La détection des emojis a été utilisée uniquement avec le corpus TSAC car les corpus TEC et TAC ne contiennent aucun emoji. Dans TSAC, l'étiquetage des emojis n'a pas eu un impact significatif sur la performance quand il était appliqué séparément alors que la combinaison avec la racinisation a obtenu le meilleur F1-score parmi toutes les expériences avec une valeur égale à 93,9%. De plus, la détection des emojis avec la négation a permis d'obtenir presque les mêmes résultats obtenus par la tâche de prétraitement de la négation. Cela pourrait être dû à un contenu sarcastique dans lequel les emojis n'expriment pas le vrai sens, mais son contraire.

Les tableaux 1, 2 et 3 montrent que les performances ont été améliorées pour tous les corpus lorsque la détection de négation a été appliquée. Néanmoins, la plus faible amélioration a été obtenue pour TEC, puisque l'exactitude a été améliorée de 2,31%, en comparaison aux améliorations de 13,9% et de 14,7% obtenues pour les corpus TAC et TSAC respectivement. Cela peut être expliqué par une meilleure précision dans la reconnaissance de la négation pour les corpus qui contiennent le tunisien seulement (TAC, TSAC) par rapport aux corpus aux contenus mixtes tunisien/arabe standard moderne tel que TEC.

L'étiquetage des entités nommées combiné avec la négation pour le corpus TAC et avec la racinisation pour le corpus TEC ont amélioré le F1-score de 6,7% et 4,8% pour les corpus TAC et TEC respectivement.

5 Conclusion

Cet article a mis en évidence le rôle essentiel de la phase de prétraitement dans l'analyse des sentiments du dialecte tunisien. L'évaluation de diverses techniques de prétraitement a démontré qu'en présence d'emoji, la racinisation et l'étiquetage des emojis est la meilleure combinaison. Ainsi, combiner la technique d'étiquetage des entités nommées avec les techniques les plus efficaces a conduit aux meilleures performances d'AS de telle façon que les résultats de références ont été dépassés par une marge significative. Pour les travaux futurs, les performances de l'AS peuvent être encore améliorées si la stratégie de détection de la négation était étendue pour traiter l'ironie et le contenu sarcastique.

Références

- ABDELALI A., DARWISH K., DURRANI N. & MUBARAK H. (2016). Farasa : A fast and furious segmenter for arabic. In *Proceedings of the Demonstrations Session, NAACL HLT 2016, The 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies, San Diego California, USA, June 12-17, 2016*, p. 11–16.
- AKAICHI J. (2014). Sentiment classification at the time of the tunisian uprising : Machine learning techniques applied to a new corpus for arabic language. In *Proceedings of the 2014 European Network Intelligence Conference, ENIC '14*, p. 38–45.
- DUWAIRI R. M. & EL-ORFALI M. (2014). A study of the effects of preprocessing strategies on sentiment analysis for arabic text. *J. Information Science*, **40**(4), 501–513.
- EL-BELTAGY S. R., KALAMAWY M. E. & SOLIMAN A. B. (2017). Niletmrg at semeval-2017 task 4 : Arabic sentiment analysis. In *Proceedings of the 11th International Workshop on Semantic Evaluation, SemEval@ACL 2017, Vancouver, Canada, August 3-4, 2017*, p. 790–795.
- GRIDACH M. (2016). Character-aware neural networks for arabic named entity recognition for social media. In *Proceedings of the 6th Workshop on South and Southeast Asian Natural Language Processing (WSSANLP2016)*, p. 23–32 : The COLING 2016 Organizing Committee.
- KARMANI N. (2017). *Tunisian Arabic Customer's Reviews Processing And Analysis For an Internet Supervision System*. PhD thesis, Sfax University, Tunisia.
- LARKEY L. S., BALLESTEROS L. & CONNELL M. E. (2002). Improving stemming for arabic information retrieval : light stemming and co-occurrence analysis. In *SIGIR 2002 : Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, August 11-15, 2002, Tampere, Finland*, p. 275–282.
- MEDHAFFAR S., BOUGARES F., ESTÈVE Y. & HADRICH-BELGUITH L. (2017a). Sentiment analysis of tunisian dialects : Linguistic ressources and experiments. In *Proceedings of the Third Arabic Natural Language Processing Workshop*, p. 55–61, Valencia, Spain : Association for Computational Linguistics.
- MEDHAFFAR S., BOUGARES F., ESTÈVE Y. & HADRICH-BELGUITH L. (2017b). Sentiment analysis of tunisian dialects : Linguistic ressources and experiments. In *Proceedings of the Third Arabic Natural Language Processing Workshop*, p. 55–61, Valencia, Spain : Association for Computational Linguistics.
- MULKI H., HADDAD H., ALI C. B. & İSMAIL BABAOĞLU (2018). Tunisian dialect sentiment analysis : A natural language processing-based approach. *Computación y Sistemas. ISSN14055546*.
- MULKI H., HADDAD H., GRIDACH M. & BABAOĞLU I. (2017). Tw-star at semeval-2017 task 4 : Sentiment classification of arabic tweets. In *Proceedings of the 11th International Workshop on Semantic Evaluation, SemEval@ACL 2017, Vancouver, Canada, August 3-4, 2017*, p. 664–669.
- PIRYANI R., DEVARAJ M. & SINGH V. K. (2017). Analytical mapping of opinion mining and sentiment analysis research during 2000-2015. *Inf. Process. Manage.*, **53**(1), 122–150.
- SAMIH Y., ATTIA M., ELDESOUKI M., ABDELALI A., MUBARAK H., KALLMEYER L. & DARWISH K. (2017). A neural architecture for dialectal arabic segmentation. In *Proceedings of the Third Arabic Natural Language Processing Workshop, WANLP 2017@EACL, Valencia, Spain, April 3, 2017*, p. 46–54.
- SAYADI K., LIWICKI M., INGOLD R. & BUI M. (2016). Tunisian dialect and modern standard arabic dataset for sentiment analysis : Tunisian election context. In *Second International Conference on Arabic Computational Linguistics, ACLING 2016, Konya, Turkey, 7-8 April 2016*, p. 35–53.

YASAVUR U., TRAVIESO J., LISETTI C. L. & RISHE N. D. (2014). Sentiment analysis using dependency trees and named-entities. In *Proceedings of the Twenty-Seventh International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2014, Pensacola Beach, Florida, May 21-23, 2014*.

