

# De l'usage réel des emojis à une prédiction de leurs catégories

Gaël Guibon<sup>1,2</sup> Magalie Ochs<sup>1,3</sup> Patrice Bellot

(1) LIS-CNRS UMR 7020, Aix-Marseille Université, 13000 France

(2) Caléa Solutions, 13002 France

prenom.nom@lis-lab.fr

## RÉSUMÉ

---

L'utilisation des emojis dans les messageries sociales n'a eu de cesse d'augmenter ces dernières années. Plusieurs travaux récents ont porté sur la prédiction d'emojis afin d'épargner à l'utilisateur le parcours de librairies d'emojis de plus en plus conséquentes. Nous proposons une méthode permettant de récupérer automatiquement les catégories d'emojis à partir de leur contexte d'utilisation afin d'améliorer la prédiction finale. Pour ce faire nous utilisons des plongements lexicaux en considérant les emojis comme des mots présents dans des tweets. Nous appliquons ensuite un regroupement automatique restreint aux emojis visages afin de vérifier l'adéquation des résultats avec la théorie d'Ekman. L'approche est reproductible et applicable sur tous types d'emojis, ou lorsqu'il est nécessaire de prédire de nombreuses classes.

## ABSTRACT

---

### From Emoji Usage to Emoji-Category Prediction

Emoji usage drastically increased recently, they are becoming some of the most common ways to convey emotions and sentiments in social messaging applications. Several research works proposed to automatically recommend them to avoid having users scrolling down a library of thousands emojis. In order to improve emoji recommendation, we present a method to automatically extract emoji categories from their usage in tweets, following the assumption that emojis are part of written natural language, as words are. Thereby, emotion categories of face emojis were obtained directly from text in a fully reproductible way. These resources and methodology have multiple usages, including enhanced emoji understanding or enhanced emoji recommendation.

---

**MOTS-CLÉS :** emoji, recommandation, plongements lexicaux, ressource, regroupement.

**KEYWORDS:** emoji, recommandation, word embeddings, resource, clustering.

---

## 1 Introduction

Émoticônes ( :- ) , :P ) et emojis ( 😊 ) sont deux manières de représenter des expressions du visage et peuvent être considérés comme substitués aux didascalies du domaine théâtral. Contrairement aux caractères que sont les émoticônes, les emojis sont des images qui peuvent représenter davantage que des expressions faciales, tels que des objets, concepts ou idées, et ont tendance à remplacer de plus en plus les émoticônes dans les messageries sociales (Pavalanathan & Eisenstein, 2015). Les 176 premiers emojis sont parus en 1999 par l'opérateur japonais NTT DOCOMO<sup>1</sup> avant d'être popularisés par leur intégration native dans le premier iPhone d'Apple, puis par Google et Samsung.

---

1. <https://www.nttdocomo.co.jp/>

Il y a désormais 2784 emojis standards<sup>2</sup>.

Les emojis sont un sujet d'étude récent de plus en plus abordé depuis les trois dernières années. Dans les applications mobiles, les utilisateurs sont souvent confrontés à une librairie toujours plus grande d'emojis lorsqu'ils désirent n'en sélectionner qu'un seul. Une recommandation d'emojis apparaît donc nécessaire à l'amélioration de l'expérience utilisateur (*UX*), cependant plusieurs emojis peuvent fournir, à quelques nuances près, la même information ou la même émotion, comme c'est le cas pour 😊 et 😄. De plus, il n'est pas certain de savoir si les emojis peuvent être considérés en Traitement Automatique du Langage (TAL) comme de simples mots à part entière, ou comme des métadonnées greffées sur le contenu textuel. La majorité des systèmes de recommandation existants les considèrent comme des métadonnées, tandis que dans cet article nous considérons les emojis comme de simples mots, sans présupposés sémantiques.

Peu de systèmes de recommandation d'emojis ont été proposés jusqu'à présent, et la majorité ne cherchent à prédire qu'un seul emoji par message en mettant en place une prédiction multi-classe d'emojis. Avec 65% d'exactitude (Xie *et al.*, 2016) et 65% à 74% en moyenne harmonique (Barbieri *et al.*, 2017; Guibon *et al.*, 2017), les systèmes actuels restent perfectibles. D'autant plus qu'ils ne considèrent qu'un nombre limité d'emojis. C'est pourquoi dans cet article nous proposons une autre approche visant à extraire automatiquement des catégories d'emojis à partir de leur contexte d'utilisation réel, afin de substituer la prédiction d'emojis par une prédiction de catégories d'emojis. La création de catégories d'emojis a pour but d'étendre le choix proposé à l'utilisateur lors d'une prédiction de catégories, l'utilisateur est ensuite libre de sélectionner précisément l'emoji qui lui sied. Pour mettre en place cette méthodologie d'obtention de catégories d'emojis et vérifier son efficacité, nous nous focalisons dans un premier temps uniquement sur des emojis faciaux, afin de vérifier les catégories obtenues par une théorie existante de l'expression des émotions sur le visage, mais également parce qu'ils représentent un intérêt plus grand que de catégoriser des emojis objets (👤 📷).

Dans un premier temps, nous résumons l'état des avancées connexes au sujet (Section 2) avant de présenter les plongements lexicaux d'emojis mis en place (Section 3), ainsi que le regroupement automatique d'emojis basé sur ces derniers. Nous comparons ensuite théorie existante et résultats obtenus (Section 4) avant de conclure.

## 2 État de l'art

Les emojis ont récemment fait l'objet d'études dans différents domaines allant de la socio-linguistique à la classification par apprentissage automatique. En socio-linguistique, l'accent a été mis sur les divers usages d'emojis et la compréhension du message qui s'en voit alors facilitée dans 70% des cas (Kelly, 2015). Il a aussi été démontré que les emojis jouent plusieurs rôles dans une conversation (Kelly & Watts, 2015), rôles qui ne sont d'ailleurs pas nécessairement liés à l'expression des émotions : l'emoji peut alors assurer une fonction phatique, référentielle ou encore expressive, si l'on suit les six fonctions du schéma de Jakobson (Jakobson, 1960). Mettre en place une prédiction d'emojis efficace peut donc s'avérer déterminant dans l'expérience utilisateur.

La mise en place de cette prédiction d'emojis a suscité, quant à elle, des travaux de recherches aux objectifs variés et aux résultats perfectibles. Xie (Xie *et al.*, 2016) ont obtenu 65% d'exactitude à l'aide de *LSTM* hiérarchiques (Li *et al.*, 2015) pour la prédiction des trois emojis les plus utilisés

2. <http://unicode.org/emoji/charts/full-emoji-list.html>

dans des conversations Weibo<sup>3</sup>. Tandis que Barbieri (Barbieri *et al.*, 2017) ont obtenu 65% de moyenne harmonique en prédisant les 5 emojis les plus utilisés dans 40 millions de tweets à l'aide de *LSTM* (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Enfin, nous avons précédemment abordé l'approche par classification multi-étiquette sur des corpus de messages instantanés privés (Guibon *et al.*, 2017), obtenant 74% de moyenne harmonique sur 164 emojis possibles.

Il existe encore peu de ressources pour les emojis, la plupart étant en fait des modèles de plongements lexicaux appris. Ces derniers ont été étudiés récemment avec plusieurs approches quant à l'objet du plongement lexical, soit en considérant uniquement les descriptions Unicode des emojis comme groupe de métadonnées (Eisner *et al.*, 2016), soit en associant des significations et sens possibles aux descriptions (Ai *et al.*, 2017; Wijeratne *et al.*, 2017), ou alors en considérant directement les emojis en contexte dans des tweets. Nous abordons cette dernière approche qui a déjà fait l'objet d'un regroupement automatique avec un nombre arbitraire de groupes possibles (Barbieri *et al.*, 2016), ainsi que d'un regroupement hiérarchique (Pohl *et al.*, 2017), tous deux incluant tous types d'emojis.

Dans cet article, nous visons à obtenir automatiquement des groupes d'emojis à partir de leur usage réel sans pré-supposer un nombre de groupes possibles. Ce travail se rapproche donc de celui de Pohl (Pohl *et al.*, 2017) à la différence que nous proposons une méthodologie pour obtenir des groupes au sein d'un type spécifique d'emojis afin de les recommander à l'utilisateur par la suite.

### 3 Représentation vectorielle des emojis et plongements lexicaux

Si l'on en croit les métriques d'usage des emojis sur Twitter<sup>4</sup>, les emojis les plus utilisés sont ceux représentant des émotions ou des sentiments, tels que 🤔❤️😄❤️🙄. Nous cherchons donc à vérifier si l'usage des emojis faciaux suit implicitement une catégorisation des expressions du visage existante. Pour ce faire, nous observons l'usage de 63 emojis faciaux se rapprochant du visage humain, excluant ainsi les chats 😺, démons 🐱, aliens 🙈 ou autres 🙈. Ces 63 emojis ont été récupérés à partir de trois classes d'emojis présentes dans la classification Unicode : *face neutral*, *face positive* et *face negative*. Nous excluons les emojis très récents tel que 🤖 puisqu'ils sont absents de notre corpus.

Pour obtenir une répartition plus fine de ces emojis, nous mettons en place des plongements lexicaux d'emojis (dits *emoji embeddings*) sur un corpus de tweets.

**Corpus de tweets.** Notre corpus se compose de 695 031 tweets provenant du continent nord américain sur tous sujets, collectés à l'aide l'API de flux Twitter<sup>5</sup>. Pour nous assurer d'un corpus mono-lingue, tous ces tweets ont été préalablement filtrés par un détecteur de langue basé sur la liste des mots vides de NLTK<sup>6</sup> et leur ratio d'apparition dans le texte analysé.

Dans notre corpus nous considérons les emojis comme des mots comme les autres, bien qu'ils ne soient pas concernés par la lemmatisation effectuée avec WordNet (Miller, 1995). Les principales métriques du corpus sont disponibles au tableau 1.

**Représentations vectorielles.** Pour représenter les emojis nous avons utilisé *Word2Vec* (Rehurek & Sojka, 2010; Mikolov *et al.*, 2013b) implémenté dans Gensim<sup>7</sup> en variant deux architectures : Sac

3. <http://www.weibo.com/>

4. <http://www.emojitracker.com/>

5. <https://dev.twitter.com/streaming/overview>

6. <http://www.nltk.org/>

7. <https://radimrehurek.com/gensim/models/word2vec.html>

<b>Tweets</b>	695 031	<b>Emojis</b>	901 669
<b>Mots/tweet</b>	10,81 mots	<b>Emojis distincts</b>	844
<b>Emoji/tweets</b>		1,30	

TABLE 1 – Corpus de tweets contenant des emojis

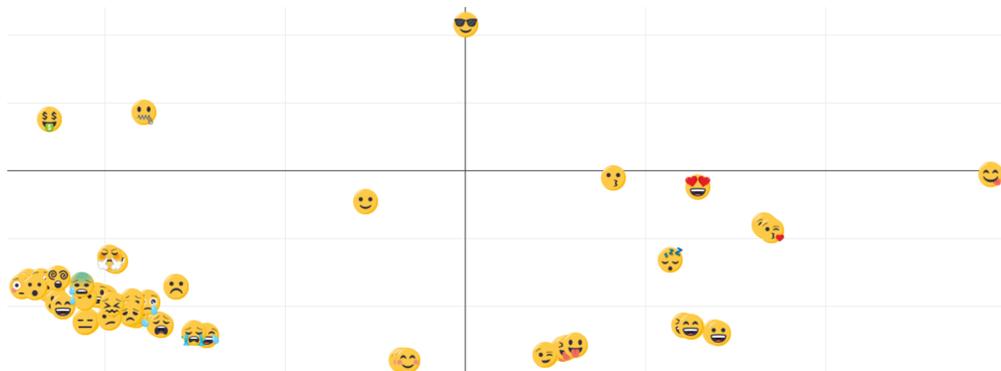


FIGURE 1 – Espace vectoriel de 63 emojis visages. Réduit à deux dimensions.

de mots continus (*CBOW*) pour prédire l’emoji à partir de son contexte avec l’algorithme *softmax* hiérarchique (Mikolov *et al.*, 2013a), et *Skip-Gram* pour prédire le contexte à partir de l’emoji. Les plongements lexicaux en *skip-gram* de Pohl (Pohl *et al.*, 2017) ont également été utilisés à titre de comparaison. Les vecteurs résultants de chacune des approches partagent une dimension de 300 en utilisant uniquement les mots apparaissant au moins 5 fois. Ces modèles sont ensuite utilisés pour comparer leur impact sur la répartition automatique des emojis.

La répartition compacte des 63 emojis dans l’espace vectoriel est visible en Figure 1 après réduction de l’espace à 2 dimensions en utilisant l’algorithme TSNE<sup>8</sup> (Maaten & Hinton, 2008). La visualisation complète et interactive sera disponible par lien et permet de voir s’y détacher plusieurs sous-groupes. Toutefois, les paramètres de TSNE ayant un fort impact sur la visualisation résultante, elle ne saurait à elle seule constituer une base fiable de répartition d’emojis. Dans la figure 1 les paramètres utilisés sont un taux d’apprentissage à 100, une perplexité à 30 et une *early exaggeration* de 2. Les autres paramètres étant ceux par défaut dans l’implémentation de Scikit-Learn<sup>9</sup>.

Plusieurs approches sont possibles pour obtenir une répartition automatique d’emojis. Il est possible d’utiliser un seuil, arbitraire, sur la distance cosinus entre chaque élément de l’espace vectoriel, ou bien d’utiliser un algorithme de regroupement (*clustering*), ce que nous avons choisi de faire.

## 4 De l’utilisation réelle aux catégories d’emojis

Nous avons utilisé les vecteurs obtenus par plongements lexicaux comme données pour effectuer un regroupement automatique. Toutefois, notre objectif étant d’obtenir automatiquement des catégories d’emojis sans influencer le résultat par des pré-supposés, nous définissons le nombre de groupes

8. <https://lvdmaaten.github.io/tsne/>

9. <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.manifold.TSNE.html>

(clusters) attendus comme étant égal au nombre d'éléments, soit au nombre d'emojis. À l'inverse des catégorisations automatiques d'emojis existantes telles que celle de Pohl (Pohl *et al.*, 2017) ou celle de Felbo (Felbo *et al.*, 2017), nous appliquons notre catégorisation uniquement sur les vecteurs d'emojis. Ces vecteurs étant obtenus en contexte général de mots et d'emojis, nous considérons l'information contextuelle comme déjà intégrée aux vecteurs qui font alors office de définition pour chaque emoji. L'ensemble des plongements lexicaux mélangeant termes et emojis est alors restreint avant catégorisation afin de ne l'appliquer que sur ce qui nous importe ici : les emojis et leurs relations.

Deux algorithmes courants ont été utilisés pour la catégorisation : les k moyens (*k-means*) (MacQueen *et al.*, 1967) et le regroupement spectral (*spectral clustering*) (Ng *et al.*, 2002). Le premier a été utilisé pour obtenir les centroïdes à partir des vecteurs d'emojis, considérant autant de centroïdes qu'il n'y a d'emojis afin de laisser la possibilité à chaque emoji de se retrouver isolé. Ajoutés à ces 63 groupes possibles 500 itérations avec 1000 initialisations, le résultat nous a donné 63 groupes dont plusieurs vides. En ignorant les groupes vides, nous obtenons 18 groupes contenant au moins un emoji. Le second, le regroupement spectral, a également été configuré avec 63 groupes possibles, un noyau gaussien au coefficient  $\gamma 0.7$ , un étiquetage discret et sans décomposition de matrice.

Au final, k moyens et regroupement spectral ont tous deux donné 18 groupes non-vides mais, malgré des résultats proches, nous avons opté pour le second puisqu'il ne divisait pas ou peu des groupes intuitifs tels que les emojis de bisous 😘😘.

Il convient de préciser qu'en utilisant des plongements lexicaux d'emojis en architecture *Skip-Gram*, nous avons obtenu 11 groupes à la granularité moins fine. Certains groupes obtenus de cette manière mélangent plusieurs emojis représentant des émotions différentes au sein d'un même groupe, telles que l'amour associée à la colère. Tandis que ceux obtenus avec une architecture *CBOW* sont plus cohérents, en plus de posséder une granularité plus fine. Ces derniers sont visibles au tableau 2.

Aucun 😞	Aucun 😞	Joie 😄😄😄😄	Tristesse 😞😞😞😞😞😞😞😞
Joie 😄😄	Honte 😞😞	Excitation 😄	Aucun (pas clair) 😞😞
Colère 😡😡😡	Amusement 😄😄😄😄😄	Aucun 😄	Plaisir sensoriel 😄😄😄😄
Peur / Surprise 😱😱😱😱😱😱	Joie / Amusement 😄😄😄	Satisfaction / Fierté 😄😄	Aucun 😞😞😞😞
Mépris 😏😏😏😏		Excitation 😄	

TABLE 2 – Groupes d'emojis obtenus par regroupement spectral sur des plongements lexicaux en sac de mots continus. Les noms proviennent des catégories d'expressions de l'émotion d'Ekman.

Afin de ne pas nous baser uniquement sur nos propres plongements lexicaux, nous avons comparé nos résultats avec les groupes obtenus en utilisant les vecteurs d'emojis déjà appris par Pohl (Pohl *et al.*, 2017) en utilisant une architecture *Skip-gram*. Le regroupement appliqué est le même, la seule variable étant la différence de représentation vectorielle des emojis. Tout comme ce fut le cas avec nos plongements lexicaux appris en *Skip-gram*, les groupes obtenus furent plus généraux avec uniquement 6 groupes résultant pour une séparation large entre joie, colère, surprise et tristesse.

Considérant les groupes extraits à l'aide de modèles *Skip-gram* et ceux obtenus à l'aide de modèles *CBOW*, nous en sommes venus à la conclusion empirique que la seconde architecture est plus adaptée à un regroupement à granularité fine des emojis selon leur contexte. Ceci va à l'encontre des modèles

de plongements lexicaux existants qui se basent tous sur une architecture *Skip-gram* pour représenter les emojis en contexte, et démontre qu'elle est plus appropriée pour représenter les informations latentes issues de l'usage réel des emojis dans de courts messages instantanés.

Pour appuyer cette conclusion empirique, et parce que nous nous focalisons ici sur les emojis faciaux, nous avons comparé ces groupes à une théorie existante d'expressions faciales des émotions.

**Validation théorique des groupes.** L'ensemble des emojis traités étant restreint aux emojis représentant des expressions faciales, nous validons les résultats à l'aide de la théorie d'Ekman (Ekman, 1999) sur les 16 expressions basiques de l'émotion par le visage. Pour ce faire, chaque groupe voit ses éléments comparés aux émotions basiques d'Ekman. En assignant manuellement une catégorie d'Ekman à chaque emoji, puis en comparant les catégorisations manuelles et automatiques, nous obtenons une évaluation quantitative : 85,63% d'homogénéité, signifiant que la plupart des groupes contiennent uniquement des emojis d'une même catégorie ; et 69,45% de complétude, indiquant la capacité de tous les éléments d'une catégorie à se retrouver dans un même groupe. La moyenne harmonique des deux scores (*v-measure* (Rosenberg & Hirschberg, 2007)) est de 76,70%.

Les groupes et leur possible lien avec les émotions basiques sont visibles au tableau 2. De nombreux groupes correspondent aux catégories d'Ekman, bien que certains soient séparés en fonction de leur intensité comme c'est le cas pour la joie : une joie modérée 😊😊, et une autre plus intense 😄😄😄. La représentation reste toutefois imparfaite avec certaines catégories qui se chevauchent telles que la surprise et la peur, ou encore certains emojis non considérés par cette théorie qui se retrouvent alors isolés ou dans un groupe à part 🤔 🙄 😏. Cet isolement maintient une certaine cohérence dans la catégorisation automatique des emojis à partir de leur contexte d'utilisation.

## 5 Conclusion et perspectives

Dans cet article nous avons mis en avant un travail en amont d'une recommandation d'emojis. Plutôt que de nous focaliser directement sur la recommandation d'emojis, nous avons voulu obtenir automatiquement des groupes d'emojis à partir de leur contexte d'utilisation réel, afin d'éviter de devoir les définir manuellement et de permettre d'obtenir des catégories adaptées à leur usage. Pour ce faire nous avons d'abord extrait les informations latentes relatives au contexte textuel de l'utilisation des emojis à l'aide de plongements lexicaux sur des tweets en considérant chaque emoji comme de simples mots. Puis, nous avons appliqué un regroupement automatique sur les vecteurs des emojis.

Pour valider notre approche nous avons limité la portée de l'expérience aux emojis représentant des expressions du visage afin de pouvoir comparer les catégories obtenues à une théorie existante. Nous avons ainsi remarqué que, contrairement aux modèles vectoriels d'emojis existants, l'architecture de sac de mots continus est plus apte à fournir des catégorisations fines des emojis, plus adéquate pour une recommandation ultérieure.

Les travaux présentés dans cet article représentent ainsi une méthodologie utile pour la recommandation d'emojis en préconisant de ne plus chercher à prédire les 2784 emojis existants comme c'est le cas actuellement dans l'état de l'art, mais prédire des catégories d'emojis obtenues automatiquement à l'aide de cette approche.

# Références

- AI W., LU X., LIU X., WANG N., HUANG G. & MEI Q. (2017). Untangling emoji popularity through semantic embeddings. In *ICWSM*, p. 2–11.
- BARBIERI F., BALLESTEROS M. & SAGGION H. (2017). Are emojis predictable ? In *Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics : Volume 2, Short Papers*, volume 2, p. 105–111.
- BARBIERI F., RONZANO F. & SAGGION H. (2016). What does this emoji mean ? a vector space skip-gram model for twitter emojis. In *Language Resources and Evaluation conference, LREC*, Portoroz, Slovenia.
- EISNER B., ROCKTÄSCHEL T., AUGENSTEIN I., BOŠNJAK M. & RIEDEL S. (2016). emoji2vec : Learning emoji representations from their description. *arXiv preprint arXiv :1609.08359*.
- EKMAN P. (1999). Basic emotions in t. dalglish and t. power (eds.) the handbook of cognition and emotion pp. 45-60.
- FELBO B., MISLOVE A., SØGAARD A., RAHWAN I. & LEHMANN S. (2017). Using millions of emoji occurrences to learn any-domain representations for detecting sentiment, emotion and sarcasm. *arXiv preprint arXiv :1708.00524*.
- GUIBON G., OCHS M. & BELLOT P. (2017). Prédiction automatique d’emojis sentimentaux. In *Conférence en Recherche d’Information et Applications (CORIA)*.
- HOCHREITER S. & SCHMIDHUBER J. (1997). Long short-term memory. *Neural Comput.*, **9**(8), 1735–1780.
- JAKOBSON R. (1960). Closing statements : Linguistics and poetics, style in langage. *TA Sebeok*, New York.
- KELLY C. (2015). Do you know what i mean > :( : A linguistic study of the understanding of emoticons and emojis in text messages.
- KELLY R. & WATTS L. (2015). Characterising the inventive appropriation of emoji as relationally meaningful in mediated close personal relationships. *Experiences of Technology Appropriation : Unanticipated Users, Usage, Circumstances, and Design*.
- LI J., LUONG M.-T. & JURAFSKY D. (2015). A hierarchical neural autoencoder for paragraphs and documents. *arXiv preprint arXiv :1506.01057*.
- MAATEN L. V. D. & HINTON G. (2008). Visualizing data using t-sne. *Journal of Machine Learning Research*, **9**(Nov), 2579–2605.
- MACQUEEN J. *et al.* (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability*, volume 1, p. 281–297 : Oakland, CA, USA.
- MIKOLOV T., CHEN K., CORRADO G. & DEAN J. (2013a). Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv :1301.3781*.
- MIKOLOV T., SUTSKEVER I., CHEN K., CORRADO G. S. & DEAN J. (2013b). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In *Advances in neural information processing systems*, p. 3111–3119.
- MILLER G. A. (1995). Wordnet : a lexical database for english. *Communications of the ACM*, **38**(11), 39–41.

- NG A. Y., JORDAN M. I. & WEISS Y. (2002). On spectral clustering : Analysis and an algorithm. In *Advances in neural information processing systems*, p. 849–856.
- PAVALANATHAN U. & EISENSTEIN J. (2015). Emoticons vs. emojis on twitter : A causal inference approach. *arXiv preprint arXiv :1510.08480*.
- POHL H., DOMIN C. & ROHS M. (2017). Beyond just text : Semantic emoji similarity modeling to support expressive communication. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, **24**(1), 6.
- REHUREK R. & SOJKA P. (2010). Software framework for topic modelling with large corpora. In *In Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks* : Citeseer.
- ROSENBERG A. & HIRSCHBERG J. (2007). V-measure : A conditional entropy-based external cluster evaluation measure. In *Proceedings of the 2007 joint conference on empirical methods in natural language processing and computational natural language learning (EMNLP-CoNLL)*.
- WIJERATNE S., BALASURIYA L., SHETH A. P. & DORAN D. (2017). Emojinet : An open service and api for emoji sense discovery. In *ICWSM*, p. 437–447.
- XIE R., LIU Z., YAN R. & SUN M. (2016). Neural emoji recommendation in dialogue systems. *arXiv preprint arXiv :1612.04609*.