

DETERMINATION DU SENTIMENT EXPRIMÉ AU SEIN DE DONNEES
TEXTUELLES ISSUES D'INTERNET : UTILISATION D'ÉMOJIS ET D'UN MODELE
NEURONAL

Alice Crépin, Doctorante au sein de l'Université Paris Dauphine. Membre du
Laboratoire Dauphine Recherche en Management, équipe ERMES.

alice.crepin@dauphine.psl.eu

Paul Valentin Ngobo, Professeur des Université, au sein de l'Université Paris Dauphine.
Membre du Laboratoire Dauphine Recherche en Management, équipe ERMES.

paul.ngobo@dauphine.psl.eu

Résumé : L'objectif de cette communication est de souligner, à travers un exemple précis, la valeur des méthodologies d'analyse textuelle et *Deep Learning* dans le traitement de problématiques de recherche en Marketing. Dans cette recherche, les auteurs présentent une méthode permettant de déterminer la polarité du sentiment exprimé dans des données textuelles. Cette méthode est appliquée à des données textuelles extraites de commentaires situés sous des vidéos YouTube. Afin de déterminer le sentiment exprimé, les auteurs utilisent des émojis et développent un modèle neuronal sur Python. Le modèle prédictif estimé présente un taux de précision global de 89%.

Mots clef : sentiment ; modèle neuronal ; données textuelles ; YouTube

ASSESSING THE AFFECT EXPRESSED IN TEXTUAL DATA FROM THE
INTERNET: USING ÉMOJIS AND A NEURAL NETWORK

Abstract: This communication aims to highlight the value of text analytic methodologies and Deep Learning methods to answer research questions in Marketing. In this communication, the authors present a method for assessing the feeling expressed in textual data. To do so, we use émojis and a neural network model in Python. We apply this method to practical example: textual data extracted from YouTube videos. The model presented in this research presents an average accuracy rate of 89% when used on our dataset.

Keywords: feeling; neural model; textual data; YouTube

DETERMINATION DU SENTIMENT EXPRIMÉ AU SEIN DE DONNÉES TEXTUELLES ISSUES D'INTERNET : UTILISATION D'ÉMOJIS ET D'UN MODELE NEURONAL

Introduction

Les données textuelles sur Internet sont aujourd'hui une riche source de données à la fois pour chercheurs en marketing, mais aussi pour les entreprises. Forums, blogs ou encore revues de produits sur les sites commerciaux : les données sont présentes sur de très nombreuses plateformes et ne demandent qu'à être exploitées. Toutefois, de par leur quantité et leurs formes variées, elles peuvent être déstabilisantes. Les méthodologies de traitement automatique de données, telles que l'analyse textuelle ou l'apprentissage profond (*Deep Learning*), offrent des solutions pour les utiliser.

Le *Deep Learning* est un champ du *Machine Learning* (« apprentissage automatique » en français). Il comprend des algorithmes inspirés par la structure et le fonctionnement des cellules du cerveau, appelés réseaux de neurones artificiels (Brownlee, 2017). Les auteurs présentent dans cette communication une méthodologie basée sur le *Deep Learning*, appliqué au traitement du langage naturel. Cette méthodologie vise à détecter le sentiment exprimé au sein d'un texte.

Le sentiment (en tant que variable continue allant du positif au négatif) a été largement étudié en marketing (Erevelles, 1998) du fait de son rôle d'antécédent majeur à la consommation (Hirschman and Holbrook, 1982). La recherche a mis en avant un impact du sentiment du consommateur sur sa décision d'achat, sa mémoire et sa satisfaction (Erevelles, 1998). Il a également été désigné comme influençant le montant des achats, le bouche-à-oreille et l'intention de réachat (e. g. Babin et al., 1994). Les entreprises peuvent également utiliser le sentiment exprimé comme indicateur clé de performance. Ce concept est donc intéressant à mesurer, à la fois pour les chercheurs et les managers.

Lorsqu'un consommateur s'exprime sur Internet, il peut représenter la polarité de son sentiment par un nombre d'étoiles ou une note. Mais comment l'appréhender lorsqu'aucune notation n'est associée au texte et les données sont trop importantes pour être analysées humainement ? L'utilisation de méthodologies de traitement automatique de données apparaît comme une solution pertinente.

Les auteurs présentent une méthode permettant de répondre à cette problématique : la détection du sentiment exprimé, dans un corpus de texte trop important pour être traité

manuellement. Pour ce faire, ils développent un modèle neuronal sur Python. Celui-ci se base sur la présence d'émojis pour indiquer la polarité du sentiment exprimé. Cette méthode est appliquée sur les données textuelles extraites de commentaires situés sous des vidéos YouTube. La base de données utilisée est constituée de plus de deux millions de commentaires issus d'environ 2500 vidéos. Ces données sont particulièrement pertinentes car les utilisateurs mobilisent les émojis lors de la rédaction des commentaires. Cependant, ils n'ont pas le moyen d'exprimer la polarité de leur sentiment via une notation automatique.

Dans la suite du texte, l'utilisation des méthodes de labélisation sera présentée, puis les auteurs détailleront la méthodologie mise en place. Enfin, les résultats et les limites de ce travail seront abordés.

A) Méthodes de labélisation

Le *Natural Language Processing* (NLP), fait référence à la manipulation automatique du langage naturel (comme le discours et le texte) par des logiciels (Brownlee, 2017). Dans ce travail, les auteurs ont recours aux modèles de *Deep Learning* appliqués au NLP. Le *Deep Learning* peut être pertinemment associé au NLP lorsque la manipulation automatique de texte doit être menée sur une base de données d'une taille très importante.

Il existe différentes manières d'analyser le sentiment exprimé dans un texte. Les techniques de *Machine Learning* ont été appliquées à ces problèmes avec succès (Read, 2005). Elles s'adaptent parfaitement à une ère où la donnée textuelle est abondante et accessible. Dans la partie suivante, chacune de ces méthodes est brièvement présentée.

1) Méthodes non supervisées

Ces méthodes se basent sur des dictionnaires d'analyse sentimentale existants au préalable, créés pour analyser les données textuelles (par exemple sur Python : les programmes TextBlob ou Affin). Ces méthodes, bien que simples à mobiliser, puisqu'il suffit de leur fournir le texte pour avoir une notation du sentiment, ne sont pas entièrement satisfaisantes. En particulier lorsqu'il s'agit d'apprécier leur précision. En effet, leur notation peut facilement être remise en cause lorsqu'elle est appliquée à un corpus de texte spécifique : de nombreuses erreurs grossières apparaissent régulièrement. Ces erreurs sont liées à la nature spécifique du texte dont est formé le corpus. En effet, les mots utilisés pour exprimer un sentiment sont liés au contexte (par exemple sur Internet, la plateforme de réseaux social utilisée), rendant ces lexiques peu efficaces (Deng et al., 2017).

2) Méthodes supervisées

Les méthodes d'analyse supervisées se basent sur des notations existantes pour catégoriser le sentiment exprimé dans un texte. Par exemple, un avis sur une fiche produit, associé à une note sur 5. Dans la base de données utilisée, les commentaires n'ont pas de labels permettant d'identifier immédiatement la polarité du sentiment exprimé. Cependant, sur certains commentaires, les internautes ont eu recours aux émojis pour exprimer leur sentiment global. Ils peuvent alors être utilisés pour déterminer si le sentiment exprimé est positif ou négatif. Les commentaires peuvent être labélisés (comme exprimant un sentiment positif ou négatif) en se servant de la classification de ces émojis. Toutefois, tous les commentaires ne sont pas labélisés (car ne contenant pas d'émojis) et ne peuvent l'être manuellement. Afin de déterminer le sentiment exprimé dans ces commentaires les auteurs ont mobilisé un modèle neuronal supervisé de classification.

Dans la section suivante sont présentées les étapes nécessaires à l'obtention d'une estimation de la polarité du sentiment au sein de commentaires, grâce à l'utilisation d'émojis et d'un modèle de réseau neuronal.

B) Méthodologie appliquée

1) Extraction des commentaires de la plateforme YouTube et création d'une base de données

La base de données utilisée a été créée en regroupant l'ensemble des commentaires situés sous les vidéos d'une vingtaine de youtubeurs, de 2015 à 2017 (la base de données a été construite en janvier 2017). Leur nombre d'abonnés varie de 1596 abonnés à 11 millions d'abonnés (à la date de la construction de la base). Les youtubeurs sélectionnés produisent des vidéos traitant de sujets variés : ASMR¹, jeux vidéo, cuisine, technologie, beauté et mode. Ils ont été sélectionnés de façon à représenter une variété de catégories de produits et de taille d'audience. Au total, la base de données est formée de 2153 vidéos et plus de deux millions de commentaires. La description de la base de données se trouve en Annexe 2. Pour extraire les commentaires, directement de YouTube vers la base de données, plusieurs étapes ont été suivies :

1) Enregistrement auprès de Google en tant que développeur

¹ L'abréviation d'« Autonomous Sensory Meridian Response », traduit en français comme la réponse autonome du méridien sensoriel.

- 2) Identification auprès de Google des API² à utiliser (il existe un ensemble d'API qui permet d'extraire presque toutes les informations gérées par Google³).
- 3) Réception de la clé d'activation
- 4) Construction du code d'extraction sur Ruby (langage de programmation)

2) *Nettoyage des données et vectorisation*

La première étape dans une analyse de données textuelles consiste à les nettoyer. Les méthodes choisies pour nettoyer le texte varient en fonction des données elles-mêmes, ainsi que la façon dont celles-ci seront utilisées par la suite. Ici ce nettoyage a été réalisé via l'utilisation de l'API Tokenizer de Python. Celle-ci a également été utilisée pour vectoriser les données. En effet, les algorithmes de Machine Learning utilisent des vecteurs de nombres comme données d'entrée et ne peuvent pas lire du texte. Les mots doivent être codés en tant que nombre entiers ou décimaux afin d'être utilisés comme données de départ.

Une étape supplémentaire de nettoyage des données a été réalisée. Du fait de l'extraction automatique (étape 1), un certain nombre d'expressions créant du « bruit » sont apparues. Ces caractères ont été identifiés puis éliminés du corpus.

3) *Classification du sentiment exprimé via l'utilisation d'emojis*

Dans les données constituant la base, il n'existe pas de notation effectuée par le commentateur, permettant d'appréhender le sentiment effectué sans traiter le texte. Toutefois les commentateurs utilisent des emojis pour traduire leurs émotions. Ce sont des symboles graphiques unicodes, utilisés comme un raccourci pour exprimer des concepts et des idées. Le terme emoji vient du japonais et se traduit par « personnage en image ». (Novak et al., 2015). Ils sont l'évolution des émoticônes (issu de l'anglais *emoticon*, lui-même une abréviation de l'expression « *emotion icon* » (Guibon et al., 2016)). Les emojis sont plus nombreux et graphiquement plus évolués que les émoticônes.

Les émoticônes ont été très utiles dans la classification automatique des textes en fonction des sentiments (Boia et al., 2013; Davidov et al., 2010; Hogenboom et al., 2015, 2013; Liu et al., 2012; Novak et al., 2015; Pak and Paroubek, 2010; Read, 2005; Zhao et al., 2012). Les emojis étant plus nombreux que les émoticônes, les auteurs ont sélectionné les emojis représentant un visage, un geste de la main et des symboles directement liés à

² Applications Programming Interface

³ <http://fullscreen.github.io/yt/accounts.html>

l'émotion (comme des cœurs). Les exemples d'émojis utilisés dans cette recherche sont situés en Annexe 1. 54 émojis positifs et 31 émojis négatifs ont été sélectionnés. Novak et ses collègues (2015) ont produit une cartographie des émojis en fonction du sentiment exprimé⁴. Celle-ci a été utilisée pour déterminer la polarité des émojis présélectionnés, et ainsi les catégoriser en tant que signifiant un sentiment positif ou négatif.

Utilisation d'un modèle neuronal pour la labélisation du corpus

Par la suite, un modèle neuronal capable d'apprendre le vocabulaire associé avec la présence d'émojis positifs ou négatifs (exprimant un sentiment) a été développé. Ce modèle est utilisé pour prédire le sentiment exprimé dans un commentaire ne contenant pas d'emoji. Cette prédiction prend la forme d'un chiffre décimal compris entre 0 et 1 (0 exprimant un sentiment négatif et 1 un sentiment positif).

Les réseaux de neurones sont des constructions abstraites simulant l'activité d'un réseau de neurones biologiques simplifié. On les utilise dans l'apprentissage automatique, pour construire un modèle à partir de données existantes, afin de réaliser des prédictions sur de nouvelles données (à l'aide de régression ou de classification) (Salvail, 2012). Les réseaux neuronaux ont la capacité d'apprendre par l'entraînement. Ceci nécessite un ensemble de données d'apprentissage, qui consiste en une série de vecteurs d'entrée et de sortie associés. Pour cette étude, cela demande de fournir au modèle une base de données comprenant :

- Les commentaires contenant des émojis,
- L'indication de la présence d'un emoji positif ou négatif.
- La note associée à un emoji positif (1) et un emoji négatif (0).

Pendant l'entraînement, le réseau de neurones est présenté à plusieurs reprises avec les données d'apprentissage et les poids dans le réseau sont ajustés, jusqu'à ce que la cartographie d'entrée-sortie désirée se produise (Gardner and Dorling, 1998). Le réseau va donc s'entraîner et apprendre le vocabulaire associé aux émojis positifs et négatifs, jusqu'à pouvoir en prédire la présence. Une fois formé, le modèle peut être étendu à d'autres données pour réaliser des prédictions. C'est à dire être utilisé sur des commentaires ne contenant pas d'émojis et prédire, grâce aux mots utilisés, le sentiment exprimé dans le commentaire (avec une note allant de 0 à 1).

⁴ http://kt.ijs.si/data/Émoji_sentiment_ranking/

Le modèle neuronal a été écrit avec l'API Keras Sequential Model⁵ du langage Python. Keras permet de définir la forme des données d'entrée et de sortie, ainsi que les types de couches qui forment le modèle. Pour le créer et le tester les auteurs ont suivi les recommandations de Brownlee (2017). Le modèle est ensuite déployé sur les données restantes (ne faisant pas partie du fichier d'entraînement), de façon à prédire l'attitude exprimée dans les commentaires. Le Tableau 1 (Annexe 3) détaille l'ensemble des caractéristiques du modèle.

Pour préparer le modèle à la phase d'entraînement la fonction compile() a été utilisée, le Tableau 2 (annexe 4), détaille ses caractéristiques. Pour entraîner le modèle la fonction fit() a été utilisée, selon les réglages détaillés au sein du Tableau 3 (Annexe 3).

C) Résultats

Par application de ce modèle aux données de la base, un taux de précision global de 89% est obtenu. Le modèle estime correctement la polarité des commentaires contenant un emoji environ 89 fois sur 100. Le détail du taux de précision du modèle appliqué à chaque fichier de commentaires est donné en Annexe 6. Un extrait des résultats se trouve en Annexe 7.

D) Limites

Plusieurs limites peuvent être évoquées et constituent des pistes pour de futures recherches :

- Un taux de précision différent peut être observé selon la catégorie du youtubeur. Lorsque le modèle est utilisé sur les commentaires situés sur les vidéos de youtubeurs spécialisés dans les jeux vidéo ou les produits technologiques, le taux de précision atteint une moyenne de 80%. Il est possible que l'audience de ces youtubeurs fasse preuve de plus d'ironie dans l'utilisation des emojis que les autres audiences. Ceci rend alors plus difficile l'évaluation par le modèle du sentiment en accord avec l'emoji.
- L'analyse a été limitée aux emojis représentant des visages, mains et cœur. Il conviendrait de vérifier si d'autres formes d'emojis sont également utilisées par les consommateurs pour représenter leur sentiment.

⁵ <https://keras.io/models/sequential/>

Conclusion

Il est possible de conclure que les méthodologies de *Deep Learning* et l'analyse textuelle sont des méthodes utiles pour résoudre des questions de recherche en Marketing. Celles-ci permettent au chercheur d'utiliser le très grand nombre de données textuelles disponibles sur Internet. Cet exemple d'application concret montre comment un modèle neuronal développé sur Python permet d'étudier le sentiment exprimé par le consommateur. Ce modèle permet l'étude de corpus de données d'une taille trop importante pour l'analyse humaine, mais qui représente un atout pour l'apprentissage par une machine.

Références :

- Babin, B.J., Darden, W.R., Griffin, M., 1994. Work and/or Fun: Measuring Hedonic and Utilitarian Shopping Value. *J. Consum. Res.* 20, 644–656.
- Boia, M., Faltings, B., Musat, C.C., Pu, P., 2013. A :) Is Worth a Thousand Words: How People Attach Sentiment to Emoticons and Words in Tweets, in: 2013 International Conference on Social Computing. Presented at the 2013 International Conference on Social Computing, pp. 345–350. <https://doi.org/10.1109/SocialCom.2013.54>
- Brownlee, J., 2017. Deep Learning For Natural Language Processing.
- Davidov, D., Tsur, O., Rappoport, A., 2010. Enhanced sentiment learning using Twitter hashtags and smileys., in: Proc. 23rd Intl. Conf. on Computational Linguistics : Posters. Presented at the ACL, pp. 241–249.
- Deng, S., Sinha, A.P., Zhao, H., 2017. Adapting sentiment lexicons to domain-specific social media texts. *Decis. Support Syst.* 94, 65–76. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2016.11.001>
- Erevelles, S., 1998. The Role of Affect in Marketing. *J. Bus. Res.* 42, 199–215. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(97\)00118-5](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(97)00118-5)
- Gardner, M.W., Dorling, S.R., 1998. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences Author links open overlay panel. *Atmos. Environ.* 32, 2627–2636.
- Guibon, G., Ochs, M., Bellot, P., 2016. From Emojis to Sentiment Analysis. Presented at the WACAI 2016.
- Hirschman, E.C., Holbrook, M.B., 1982. Hedonic Consumption: Emerging Concepts, Methods and Propositions. *J. Mark.* 46, 92–101. <https://doi.org/10.2307/1251707>
- Hogenboom, A., Bal, D., Frasinca, F., Bal, M., Jong, F. de, Kaymak, U., 2015. Exploiting

emoticons in polarity classification of text. *J. Web Eng.* 14, 022–040.

Hogenboom, A., Bal, D., Frasincar, F., Bal, M., Jong, F.M.G. de, Kaymak, U., 2013. Exploiting emoticons in sentiment analysis, in: *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing, SAC 2013*. Presented at the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing, SAC 2013, Association for Computing Machinery (ACM). <https://doi.org/10.1145/2480362.2480498>

Liu, K.-L., Li, W.-J., Guo, M., 2012. Emoticon smoothed language models for Twitter sentiment analysis, in: *Proc. 26th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*. pp. 1678–1684.

Novak, P.K., Smailović, J., Sluban, B., Mozetič, I., 2015. Sentiment of Emojis. *PLOS ONE* 10, e0144296. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0144296>

Pak, A., Paroubek, P., 2010. Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining, in: *Proc. of LREC*.

Read, J., 2005. Using Emoticons to reduce Dependency in Machine Learning Techniques for Sentiment Classification, in: *Proceedings of the ACL Student Research Workshop*,. Presented at the Association for Computational Linguistics Student Research Workshop, Ann Arbor, Michigan, pp. 43–48.

Salvail, A., 2012. Réseaux de neurones, in: *Cahier Mathématique de l'Université de Sherbrooke*. pp. 54–69.

Zhao, J., Dong, L., Wu, J., Xu, K., 2012. Moodlens: An emoticon-based sentiment analysis system for Chinese tweets, in: *Proc. 18th ACM SIGKDD Intl. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*. Presented at the ACM, pp. 1528–1531.

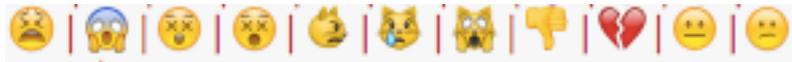
Figures et tableaux :

Annexe 1 : Exemple d'émojis utilisés pour catégoriser la valence du sentiment exprimé

Exemples d'émojis positifs utilisés :



Exemples d'émojis négatifs utilisés :



Annexe 2 : Description de la base de données

Tableau : Nombre de commentaires par catégories de produits

		Effectifs	Pourcentage	Pourcentage cumulé
Valide	Animal de compagnie	1045	,1	,1
	ASMR	23 730	1,1	1,2
	Beauté	942 364	45,7	46,9
	Voiture	8 434	,4	47,3
	Mode	101 535	4,9	52,2
	Nourriture	26 572	1,3	53,5
	Décoration	5581	,3	53,8
	Jeux vidéos	235 730	11,4	65,2
	Humour	4 986	,2	65,4
	Musique/Films/Livres	167222	8,1	73,5
	Technologie	546538	26,5	100,0
	Total	2063735	100,0	

Tableau 1 : Répartition des commentaires de la base de données en fonction du nombre d'abonnés du youtuber

	Effectifs	Pourcentage	Pourcentage
--	-----------	-------------	-------------

				cumulé
Vali de	0 à 500 000 abonnés	140 112	6,8	6,8
	500 000 à 2 M abonnés	1 364 928	66,1	72,9
	3 M à 5 M abonnés	508 928	24,7	97,6
	6 M à 10 M abonnés	14 755	,7	98,3
	Plus de 10 M abonnés	35 012	1,7	100,0
	Total	2063735	100,0	

Annexe 3 :

Tableau 3 : caractéristiques du modèle neuronal utilisé au sein de l'étude

Couche d'entrée (« input layer » en anglais).	« couche dense » (« dense layer »). Taille du vocabulaire de chaque document de commentaire sur lequel le modèle est entraîné
Paramètres de la couche d'entrée	E) Nombre de neurones de la couche d'entrée (600) F) Taille des données d'entrée
Fonction d'activation	Fonction linéaire rectifiée
Couche de sortie	Neurone simple
Fonction d'activation de la couche de sortie	Fonction d'activation sigmoïde

Annexe 4 :

Tableau 4 : modalités d'exécution de la fonction compile()

Fonction de perte	« binary cross entropy » car les données d'entraînement sont codées de façon binaires (0 et 1, selon les émojis contenus)
Type d'optimiseur	RMSprop (fonction utilisée par le modèle pour minimiser les pertes, reconnue pour ses bonnes performances (Brownlee, 2017))
Indicateurs de	Précision du modèle. exprimée en pourcentage, représentant le nombre de fois où le modèle a réalisé des classifications correctes sur

performance	les données d'entraînement.
-------------	-----------------------------

Annexe 5 :

Tableau 5 : modalités d'exécution de la fonction fit()

Fichier d'entraînement	Fichier formé des commentaires contenant les émojis
Batch (nombre de phrases pour chaque lot)	20
epoch (nombre de fois où le modèle doit s'entraîner sur la totalité du fichier d'entraînement)	20
valeur de scission de validation (« valiation split »)	10%

Annexe 6 :

Tableau 6 : Taux de précision sur chaque fichier de commentaire par youtuber

Note : certains fichiers de commentaires ont été regroupés par catégorie de vidéo, lorsque seuls ils ne comportaient pas assez de commentaires pour faire tourner le modèle neuronal correctement.

Nom du youtuber dont sont extraits les commentaires	Catégorie de vidéos présentes sur la chaîne du Youtuber	Taux de précision du modèle
Angry Joe Show	Jeux vidéos ; cinéma	0,74
Austin Evans	Technologie	0,80
Carli Bybel	Beauté, mode, décoration	0,91
Diva Can Cook	Nourriture	0,89
Emily Noel	Beauté	0,93
Erica Griffin	Technologie	0,78

Ingrid Nielsen	Beauté, mode, décoration, animal de compagnie, livres	0,92
Kawaisweetworld	Nourriture	0,94
Leighansays	Beauté, mode, animaux de compagnie, cinéma	0,94
Lily Melrose	Modé, Beauté	0,92
Marques Brownlee	Technologie	0,79
Missy Lynn	Beauté, mode	0,91
MrThaiBox	Technologie	0,92
Pointless Blog	Humour, jeux vidéo	0,94
Tati	Beauté	0,92
ThriftThick	Beauté, mode	0,92
Zoella	Beauté, mode, décoration, nourriture, livres	0,95
Regroupement Beauté et Mode (Jourdan London, Krystin alexis et Vicky Logan)	Beauté et Mode	0,93
Regroupement ASMR (Albinwhisperland, ASMR Request, Gentle whispering, Laura Lemurex ASMR)	AMSR	0,90

Annexe 7 : Extrait du fichier résultats

La première colonne correspond au pseudo du commentateur YouTube, la seconde à son commentaire, la troisième à l'évaluation du sentiment réalisée par le modèle de réseau neuronal.

lizzysimmons	Olaplex ruined my hair :(. It became so knotted and damaged. I had to cut it.	0.007972928695380688
sockcreature	That shirts is p cool	0.9505529403686523
Gabby Nichole	I would love a video on those ombre lip things!	0.9673354029655457
wonderessful	i wonder what people with naturally gray hair through old age have to say about today s generation dying their hair a gray color. i m curious! :D	0.9972276091575623
blimeyhermione07	That s really neat you went back to your alma mater for the panel. I really admire women like you who have made a career based in what they are passionate about. You re doing you and a lot of people like it. Myself included. My degree is in journalism so i hope to be back in a media job at some point. I like where I am now, though. Thanks for the smiles and laughs!	0.9988740086555481
Larissa Allred	definitely do a video on the nyx ombre!!!! so curious	0.9473683834075928
Megan Ripley	Yes to ombrÃ© lip color!!!!	0.9906905889511108
Thania Gonzalez	THAT ESSIE COLOR!! so beautiful	0.9832730293273926
claireintheworld	This silvery look with the hair is amazing! As does the current blonde... Though you look fantastic in any color <3	0.9932094216346741
SpiffySixxSense	do the ombre lip video! :)	0.9545475840568542
Amanda Zhang	I know you re back to blonde by now, but this gray/silver hair looks great on you! :D	0.9675633907318115
Tanya Lopez	you describing scent is legit me	0.8665632009506226
Mag Kitty	My February kinda sucked but my favorite moment is I got to see one of my favorite groups, EXO a Kpop group, in concert which is a big thing because it was their first North American tour :)	0.9787357449531555
gabriele hall	Omg I am wearing the same nail color it s been my go to all month.	0.9848465919494629
Taylor	OMG. A lot happened to me in February too! My head is still spinning from so much happening in one short month!	0.968532145023346
April Grayson	I tried to snap it to you but idk if you got it but Hard Candy has a new liquid lipstick that you need to try!! You will love the color Daffodil!!	0.9970405697822571
Misty Cruz	I m so happy this month is over it was just super crazy, busy, and sad. My husband deployed on Valentine s Day, I moved out of state, and had to start a new job all this month. It has been crazy emotional and tough I m just happy that it s behind me now.	0.6379764676094055
Kimberly Flanagan	You are so funny! And yes do a video on the NYX Ombre Duos :)	0.9598357081413269
Ness Vargas	I neeeeeed to find olaplex! My bleached hair needs help :(0.019668709486722946
Betsy Monycat	Can you do your wet n wild favorites? I never got their stuff until you shouted them out years ago	0.995559811592102
Katie Nicole	Need to try that Olaplex stuff, my hair is so dead	0.7208954095840454
Monica R	Love fantasy bubble and i thought of you. Def gonna follow the new one :)	0.9535771012306213
Allison Forrest	I want to buy that perfume too but I can t get myself to spend the money <3	0.004720048978924751
taylorrspeaking	So many comments about your hair and it s all gone ðŸ˜- but if we re being real you can rock any color	0.9954193830490112
Julie Sunderlin	You deserve those magical moments! Validation indeed and congratulations :)	0.983062744140625
Emma Kathryn	Leighann I need to know what lashes you re wearing!!	0.8386585116386414
Savahna Sky	I hope you re feeling a little better, I ll make sure to send good vibes! <a href="http://www.youtube.com/re	0.9996297359466553