



---

Les fausses nouvelles dans le temps: Analyse des facteurs associés  
aux fakes news aux États-Unis

---

Réalisé par  
Tristan Bisson

Dans le cadre du cours  
ECN 6053

Du département de Sciences Économiques  
Faculté des Arts et Sciences  
Université de Montréal  
Août 2021

# Introduction

La montée des réseaux sociaux a permis une diffusion de l'information beaucoup plus libre que la télévision et les journaux. Il est maintenant possible pour une nouvelle n'ayant pas été approuvée par un tiers parti, d'atteindre plusieurs internautes. Nous avons été témoins de ce phénomène durant les élections de 2016 où la proportion de fausses nouvelles favorisant Trump était prépondérante (Allcott et Gentzkow, 2017). Il est donc pertinent de s'intéresser aux questions suivantes: la proportion de fausses nouvelles est-elle plus importante à l'approche des Élections? Quels sont les variables et les thèmes politiques qui expliquent les fausses nouvelles? Comment les différents thèmes politiques et les fausses nouvelles fluctuent dans le temps?

Pour y répondre, on utilise des données tirées du site <https://www.politifact.com/>. Les données ont été extraites à l'aide d'un algorithme de web-scraping. Politifact est un site qui vérifie les faits associés à des nouvelles politiques aux États-Unis. Ces nouvelles proviennent de transcriptions, discours, articles de presse, communiqués de presse, brochures de campagne, télévision et médias sociaux. Chaque nouvelle est analysée par des journalistes de Politifact. En utilisant une méthodologie disponible sur leur site, ces journalistes émettent un score de véracité pour chaque nouvelle recueillie. À l'aide de ce score, Il est alors possible de mesurer l'ampleur des fausses nouvelles.

D'abord, il sera question d'analyser la fluctuation des fausses nouvelles dans le temps. À l'aide de modèles linéaires, on s'intéresse à la relation entre les fausses nouvelles et les élections (présidentielles et congrès) aux États-Unis. On trouve une association positive entre l'approche des élections et la proportion de fausses nouvelles.

Enfin, avec la méthode Latent Dirichlet Allocation (LDA), on regroupe les nouvelles par thèmes latents. Il est alors possible de suivre la variation des fausses nouvelles associées à un thème donné dans le temps. On trouve que les thèmes ne sont pas corrélés entre eux lorsqu'on contrôle pour le temps. Or ce résultat suggère que l'hypothèse voulant qu'un individu soit responsable de la diffusion de fausses nouvelles sur un sujet précis ne tient pas.

# Littérature

La montée des technologies et des nouvelles méthodes statistiques pour analyser les données textes a permis aux chercheurs d'étudier une grande quantité de nouvelles sur le web. Dans la littérature en sciences économiques, plusieurs se sont intéressés à l'analyse de données textes dans les médias.

Allcott et Gentzkow (2017) s'intéressent à l'économie des fausses nouvelles durant les élections présidentielles de 2016. Le but de l'étude est d'explorer le débat stipulant que Donald Trump n'aurait pas gagné les élections de 2016 s'il n'y avait pas eu autant de fausses nouvelles. Les auteurs créent un marché de nouvelles avec l'hypothèse qu'il peut y avoir des fausses nouvelles à l'équilibre. Cette hypothèse est justifiée par le fait qu'une personne ne peut observer si la nouvelle qu'il consomme s'agit d'une fausse nouvelle sans payer un coût. L'offre de nouvelles est générée à partir de données textes issues de sites s'intéressant à la véracité des faits politiques. Puis la demande est créée à partir d'un sondage sur les préférences des individus en matière de nouvelles juste après les élections. Enfin, les auteurs déclarent qu'il est possible que les fausses nouvelles aient eu un impact sur les élections de 2016. Parmi les résultats de l'article, ils trouvent que: les réseaux sociaux sont une importante source d'information, mais pas dominante, 14% des répondants ont déclaré que les réseaux sociaux étaient leur source la plus importante d'information, les fausses nouvelles qui favorisent Trump sont beaucoup plus importantes que celles qui favorisent Hillary, la moitié de ceux qui se rappellent avoir vu ces fausses nouvelles y croient. Les gens ont plus de chances de croire à une fausse nouvelle si elle favorise leurs candidats préférés.

Dans un article paru en 2016, Mueller et Rauh utilisent des données textes d'articles de journaux pour prédire les conflits dans le monde. Ils utilisent des articles en provenance des journaux: the economist, New York Times, Washington Post. Leur méthode est similaire à celle employée dans ce travail. Elle consiste à regrouper les mots des articles sous les mêmes thèmes par Latent dirichlet allocation (LDA). Ils utilisent les variations dans la proportion de ces thèmes pour prédire les conflits un an et deux ans avant qu'ils arrivent. Cette prédiction est faite à l'aide de chaîne de Markov Monte Carlo. Leurs résultats montrent que les thèmes dans les journaux sont de bons prédicteurs du moment de conflit.

Gentzkow et Shapiro (2010) se sont intéressés à l'inclinaison des médias (media slant), soit le fait que les journalistes pourraient ne pas être neutres dans le processus de sélection d'une nouvelle. Ils pourraient par exemple, choisir de couvrir certains événements pour satisfaire leurs consommateurs, le gouvernement ou des firmes. Les auteurs créent un indice pour l'inclinaison des médias à partir de données textes de journaux comparés aux discours de congrès aux États-Unis. Les données sont tirées de registre des discours du congrès, de données textes d'articles de journaux, des caractéristiques des journaux et des caractéristiques des consommateurs. Pour construire l'indice d'inclinaison médiatique, ils comparent la fréquence de phrases utilisées dans les journaux avec celles utilisées au congrès afin de déterminer si un journal tend vers les démocrates ou vers les conservateurs. Ils construisent également un modèle théorique de demande de journaux comprenant l'inclinaison médiatique dans le problème de la firme. En d'autres mots, les auteurs cherchent à déterminer l'inclinaison médiatique d'un journal qui souhaite maximiser son profit. Enfin, ils comparent leurs résultats théoriques aux choix d'inclinaison réelle des journaux. Ils trouvent que les consommateurs ont des préférences de journaux similaires à leurs idéaux. Donc, cela laisse présager que les journaux maximisent leurs profits en suivant les préférences idéologiques de leurs lecteurs.

Allcott, Gentzkow et Yu (2019) analysent la tendance dans la diffusion de fausses nouvelles sur les réseaux sociaux entre 2015 et 2018 sur Facebook et twitter. En 2015, les plateformes de médias sociaux ont annoncé prendre des mesures afin de limiter la circulation des fausses nouvelles. Leur base de données est créée à partir de fausses nouvelles tirées de travaux antérieurs et de sites de vérification des faits tels que Politifact, FactCheck, BuzzFeed et d'autres. De plus, ils rassemblent les données de Facebook engagement, soit les actions qu'une personne peut prendre (partages, commentaires et j'aime) ainsi que les partages Twitter. Ils comparent la proportion de fausses nouvelles dans le temps avec les engagements Facebook et les partages Twitter. Ils trouvent que l'ampleur des fausses nouvelles a augmenté de manière drastique vers la fin 2016 sur Facebook et Twitter. Puis, la circulation de fausses nouvelles a continué d'augmenter sur Twitter alors qu'elle a diminué sur Facebook.

Des travaux en informatique se sont également penchés sur les fausses nouvelles. Notamment Oriola (2020), qui s'intéresse à la détection de fausses nouvelles en utilisant des méthodes d'apprentissage automatique. L'auteur utilise des données similaires à celles util-

isées dans ce travail, soit des données issues de sites de vérification des faits (Politifact et GossipCop). Les méthodes analysées sont: modèle n-gram (tf-idf), réseau de neurones, modèle à thèmes (Latent Dirichlet Allocation), modèles hybrides (regroupement des méthodes précédentes). Il trouve que la méthode la plus précise pour détecter les fausses nouvelles est le modèle n-gram avec un taux de précision (F1-score) d'environ 0,80.

Enfin, un article de Lim (2018) s'est intéressé à la performance des vérificateurs de faits, soit les journalistes qui classent les nouvelles sur les sites Fact Checker et Politifact. Elle évalue la performance des journalistes en comparant la classification des fausses nouvelles entre les deux sites en utilisant la méthode de fiabilité interjuges, soit une méthode utilisée en sciences sociales pour mesurer le niveau d'accord des individus sur une même classification. Elle trouve que les vérificateurs de faits ont une bonne performance. Toutefois, il arrive que les vérificateurs ne s'entendent pas sur une classification surtout lorsque la déclaration analysée est ambiguë.

## Données

Dans la base de données, on a l'énoncé en format texte, la date, la source, l'État associé à la nouvelle et le score de véracité de la nouvelle (voir Table 1). On dispose de 2810 énoncés émis entre 2014 et 2021 dans 14 États des États-Unies (voir table 5 dans l'annexe). Pour la source de l'énoncé, on a 1043 valeurs uniques. Par exemple, 7% des énoncés sont des publications Facebook, 5% sont des déclarations de Donald Trump et 2% des images virales (voir table 4). Politifact émet un score de véracité composé de 7 items allant de vrai à complètement faux. À partir de cet indice, on a pu créer une variable binaire de fausse nouvelle. Pour cette variable, on obtient dans les données 52% de fausses nouvelles et 48% de vraies nouvelles.

## Méthodologie

D'abord, on doit travailler sur les données texte. On nettoie ces données en retirant la ponctuation et les chiffres. Puis, on retire les mots les plus fréquents, soit les déterminants et

les adverbes. Pour réduire la taille de la matrice, on enlève également les mots très rares. Pour ce faire, on utilise la méthode "term frequency, inverse document frequency" (tf-idf). Ensuite, on utilise la méthode "Latent Dirichlet Allocation" (LDA), soit une approche bayésienne non supervisée pour regrouper les documents par thèmes. L'algorithme permet de trouver des thèmes « cachés » dans les données en regroupant les mots qui sont similaires. D'abord l'algorithme assigne aléatoirement des thèmes à chaque mot dans tous les documents. Puis, il calcul la proportion de mots dans un document associé à un thème ainsi que la proportion d'un mot associé à un thème dans tous les documents. Enfin, il met à jour la probabilité qu'un mot se retrouve dans un thème donné. Après plusieurs itérations on obtient une classification précise des mots dans les différents thèmes. Dans ce travail, on choisit d'utiliser un modèle à deux thèmes.

Ensuite, il est question d'analyser la relation entre la véracité de la nouvelle, la proportion de ces thèmes, le temps ainsi que les élections. On estime le modèle suivant par moindre carré ordinaire.

$$Faux_i = \alpha + \beta Temps_i + \lambda Elections_i + \delta X + \mu_i \quad (1)$$

$Faux_i$  est une variable binaire qui indique si la déclaration  $i$  est au fausse,  $Temps_i$  représente le trimestre associé à la déclaration,  $Elections_i$  est une variable binaire qui indique si  $i$  est un nouvelle publiée dans une période de 6 mois avant les élections et  $X$  est une matrice de variables de contrôles.

Enfin on analyse la relation entre la proportion de fausse nouvelle dans le thème 1 par rapport à la proportion de fausse nouvelle dans le thème2.

$$Theme1_t = \alpha + \beta Theme2_t + \lambda_t + \mu_t \quad (2)$$

La variable  $Theme1_t$  représente la proportion de fausse nouvelle associé au thème 1 à la période  $t$ ,  $Theme2_t$  la proportion de fausse nouvelle associé au thème 2 et  $\lambda_t$  une variable indicatrice du trimestre.

## Résultats

La figure 1 représente le nombre de déclarations analysées par trimestre par Politifact. Les barres verticales rouges désignent le trimestre associé aux différentes élections des États-Unis. Ainsi la première et la dernière correspondent aux élections présidentielles de 2016 et 2020. Puis, celle du centre correspond aux élections à la chambre des représentants de 2018. On voit dans la figure que Politifact analyse plus de déclarations à l'approche des élections. Comme le site analyse souvent les suggestions de leurs lecteurs, il est possible que ces variations soient liées au fait que les lecteurs veulent s'assurer de la véracité de l'information lorsqu'ils s'apprêtent à choisir un candidat.

La figure 2 rapporte la proportion de fausses déclarations par trimestre à première vue il, semble pas y avoir une augmentation de fausses nouvelles à l'approche des élections excepté pour celle de 2020. De plus, il semble y avoir une légère tendance à la hausse dans la proportion de fausses déclarations.

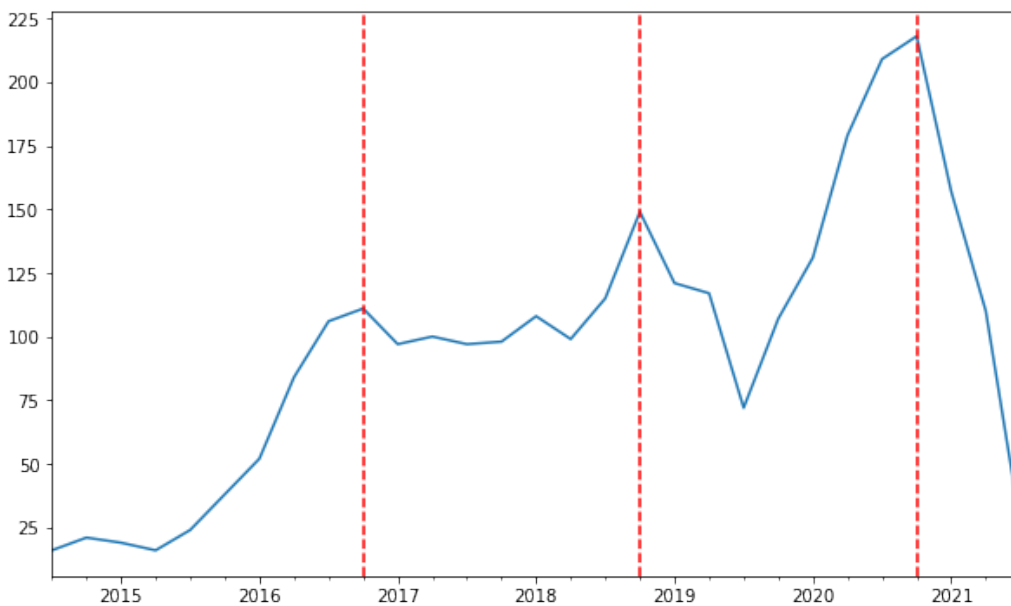


Figure 1: Nombre de déclarations analysées par trimestre

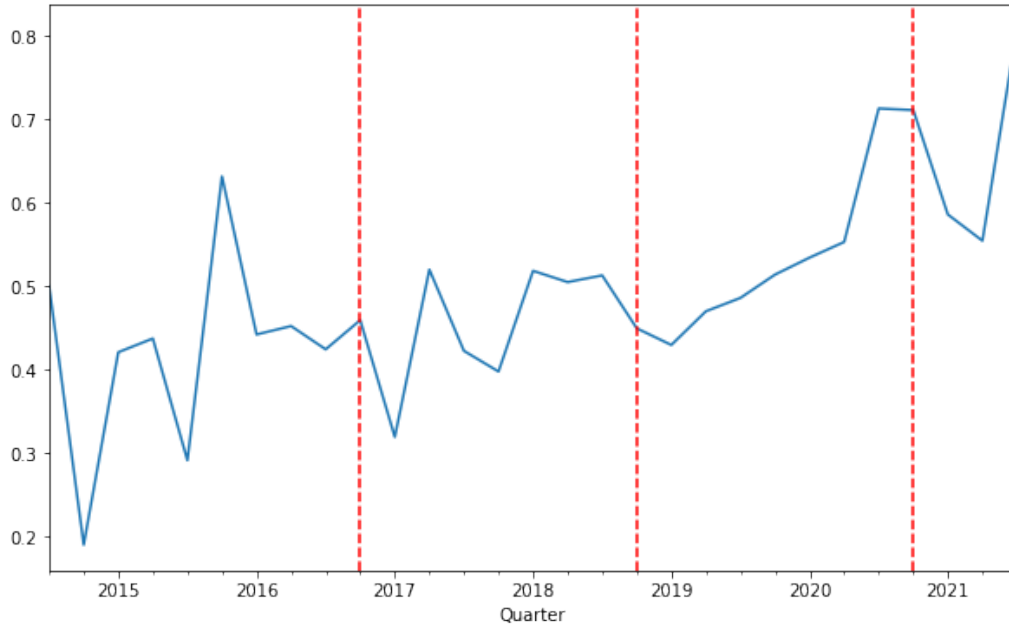


Figure 2: Proportion de fausses déclarations par trimestre

La table 1 rapporte les résultats de régression linéaire lorsqu'on estime les coefficients des covariables ou la variables dépendantes est la variable binaire de fausse nouvelle. Dans la colonne 1 on estime la variable de fausse nouvelle par rapport aux élections présidentielles (2016 et 2020) et au temps. On trouve que les élections sont associées positivement aux fausses nouvelles. On note également une relation positive et significative entre le temps et les fausses nouvelles. À la colonne 2, on estime le même modèle à la différence ou l'on ajoute les élections à la chambre des représentants de 2018 dans la variable «Élection». On note que le coefficient diminue légèrement mais demeure significatif à 99%. Puis, la colonne 3 de la table 1 rapporte l'estimation du modèle lorsqu'on contrôle pour les saisons. On remarque que cette variable affecte peu les coefficients d'intérêts. Le modèle estimé à la colonne 4 comprend une variable de contrôle pour l'État associé à la nouvelle. On note, après l'ajout de cette variable, une diminution considérable de la valeur du coefficient Élection. Cela laisse présager qu'il existe des relations significatives entre certains États et les fausses nouvelles. Enfin, à la colonne 5 nous avons ajouté les variables de Thème trouvé par LDA qui représente le poids de chaque thème pour une déclaration. On note que les deux thèmes sont associés négativement et significativement avec les fausses nouvelles.



Table 1: Modèle (1)

<i>Variable dépendante: fausse nouvelle</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Élection	0.1132*** (0.0222)	0.0933*** (0.0199)	0.0901*** (0.0242)	0.0669*** (0.0242)	0.0644*** (0.0242)
Temps	0.0001*** (0.0000)	0.0001*** (0.0000)	0.0001*** (0.0000)	0.0001*** (0.0000)	0.0001*** (0.0000)
Thème 1					-33.5163*** (4.2303)
Thème 2					-33.5744*** (4.2268)
Élection chambre	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
Saison	Non	Non	Oui	Oui	Oui
État	Non	Non	Non	Oui	Oui
Observations	2,797	2,797	2,797	2,797	2,797
$R^2$	0.0331	0.0317	0.0319	0.0707	0.0720

*Note:*

\*p&lt;0.1; \*\*p&lt;0.05; \*\*\*p&lt;0.01



Figure 3: Thème 1

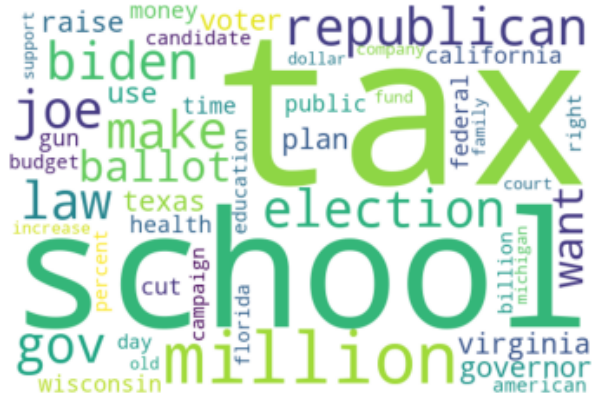


Figure 4: Thème 2

Les variables Thème mentionnées précédemment ont été calculées à partir de la méthode non paramétrique Latent Dirichlet allocation. Les figures 3 et 4 montrent les nuages de mots pour les thèmes 1 et 2. On voit que le thème 1 est plus associé aux républicains car on y trouve les mots: Trump, job, border, crime, nation. Puis le thème 2 semble plus associé au démocrates en raison des mots: school, Biden, tax, health, family. On a vu dans la table précédente que ces deux thèmes sont associés négativement avec de fausses déclarations. En d'autres mots, plus une déclaration a un poids élevé par rapport à un thème, moins il y a de chance que cette déclaration soit fausse.



Figure 5: Moyennes des proportions de thèmes par trimestre (LDA à 2 thèmes)

Table 2: Modèle (2)

	<i>Variable dépendante: thème 1</i>	
	(1)	(2)
Thème 2	0.4501*** (0.1332)	0.2415 (0.1898)
Temps		0.0001 (0.0000)
Observations	20	20
$R^2$	0.3883	0.4596
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

La figure 5 montre la fluctuation de fausses nouvelles regroupées par thème dans le temps. À première vue, il ne semble pas y avoir de relation claire entre les fausses nouvelles du thème 1 et 2. On note que les deux thèmes ont une tendance positive dans le temps, ce qui suggère que la proportion de fausses nouvelles augmente dans les deux groupes à travers le temps.

La table 2 rapporte les résultats de régression lorsqu'on estime la proportion de fausses nouvelles dans le thème 2 par rapport à celle du thème 1. La différence entre le modèle de la colonne 1 et celui de la colonne 2 est qu'on contrôle pour le temps dans le deuxième. On remarque que lorsqu'on contrôle pour le temps, il n'y a pas de relation significative entre les fausses nouvelles du thème 2 et celles du thème 1. Ce résultat laisse présager qu'il n'y a pas un thème ou une personne précise associée plus fortement à la diffusion de fausses nouvelles. Néanmoins une analyse plus approfondie s'impose pour mieux comprendre ce sujet.

## Conclusion

Le but de ce travail était de mieux comprendre comment les fausses nouvelles fluctuent dans le temps et d'étudier l'effet des élections sur celles-ci. Il était également question d'analyser comment les fausses nouvelles évoluent par rapport aux thèmes latents trouvés par Latent Dirichlet allocation.

D'abord, on a trouvé que les fausses nouvelles tendent à augmenter dans le temps. Ce résultat concorde avec l'article d'Allcott, Gentzkow et Yu (2019). De plus, les élections présidentielles semblent augmenter significativement la circulation de fausses nouvelles. En d'autres termes, à l'approche des élections, il semblerait y avoir une plus forte circulation de déclarations fallacieuse aux États-Unis. Une explication possible est que les acteurs politiques cherchent à modifier les faits dans le but d'influencer le choix des électeurs. Néanmoins, des analyses plus approfondies seraient nécessaires afin de mieux comprendre le mécanisme responsable de l'association positive entre les fausses déclarations et les élections. Même si ce résultat semble robuste, il se pourrait qu'un événement concomitant avec les élections ait un effet sur la proportion de fausses nouvelles. De plus, ces résultats ne sont pas applicables à l'ensemble des élections d'une part, car les deux élections présidentielles utilisées comprennent un candidat récurrent avec un lourd historique de fausses déclarations et d'autre part, car le phénomène des fausses nouvelles est relativement récent. Il serait donc pertinent d'analyser cette relation sur une plus longue période, mais également dans d'autres pays.

Ensuite, on a noté que la région dans laquelle la nouvelle a été émise explique une partie considérable de la relation entre fausse nouvelle et élection. On a également trouvé que le poids des thèmes latents diminue significativement les chances que la nouvelle soit fausse.

Puis, lorsqu'on s'intéresse à la proportion de fausses nouvelles par thème, on trouve qu'il n'y a pas de relation significative entre les fausses nouvelles dans ces deux thèmes. Cela suggère que les fausses nouvelles ne sont pas associées à un sujet particulier. Donc l'hypothèse qu'un seul acteur est responsable de l'ensemble des fausses déclarations pour une période donnée ne tient pas. Néanmoins ce résultat est intéressant et constitue un sujet qui mériterait d'être approfondi dans le cadre d'une recherche ultérieure.

## References

- Allcott, H. and Gentzkow, M. (2017), ‘Social media and fake news in the 2016 election’, *Journal of economic perspectives* **31**(2), 211–36.
- Allcott, H., Gentzkow, M. and Yu, C. (2019), ‘Trends in the diffusion of misinformation on social media’, *Research & Politics* **6**(2), 2053168019848554.
- Gentzkow, M. and Shapiro, J. M. (2010), ‘What drives media slant? evidence from us daily newspapers’, *Econometrica* **78**(1), 35–71.
- Lim, C. (2018), ‘Checking how fact-checkers check’, *Research & Politics* **5**(3), 2053168018786848.
- Mueller, H. F. and Rauh, C. (2016), ‘Reading between the lines: Prediction of political violence using newspaper text’.
- Oriola, O. (n.d.), ‘Exploring n-gram, word embedding and topic models for content-based fake news detection in fakenewsnet evaluation’, *International Journal of Computer Applications* **975**, 8887.

## Annexe

Table 3: Fréquence des fausses nouvelles

	Fréquence	Pourcentage
Fausse nouvelle	1439	52.0
Vrai nouvelle	1346	48.0

Table 4: Distribution des nouvelles par source

	Fréquence	Pourcentage
Facebook posts	193	6.93
Donald Trump	133	4.78
Viral image	52	1.87
Andrew Cuomo	38	1.36
Ted Cruz	33	1.18
Bloggers	26	0.93
Rick Scott	25	0.90
Greg Abbott	25	0.90
Bernie Sanders	25	0.90
Kamala Harris	24	0.86

Table 5: Distriution des nouvelles par État

	Fréquence	Pourcentage
california	299	10.74
texas	298	10.70
florida	298	10.70
wisconsin	291	10.45
virginia	287	10.31
north-carolina	282	10.13
new-york	241	8.65
missouri	193	6.93
illinois	188	6.75
pennsylvania	162	5.82
west-virginia	102	3.66
michigan	64	2.30
iowa	47	1.69
vermont	33	1.18