



HAL
open science

Usages des médias sociaux en ligne et dark patterns La question de l'addiction numérique Projet DARKUPI

Joeffrey Drouard, Thomas Le Texier, Marianne Lumeau, Raphaël Suire, Selin Yardimci

► To cite this version:

Joeffrey Drouard, Thomas Le Texier, Marianne Lumeau, Raphaël Suire, Selin Yardimci. Usages des médias sociaux en ligne et dark patterns La question de l'addiction numérique Projet DARKUPI. 2024. hal-04835305

HAL Id: hal-04835305

<https://hal.science/hal-04835305v1>

Preprint submitted on 13 Dec 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Usages des médias sociaux en ligne et dark patterns

La question de l’addiction numérique

Projet DARKUPI

Joeffrey Drouard (GREDEG - CNRS, Université Côte d’Azur)

Thomas LeTexier (CREM - CNRS, Université de Rennes)

Marianne Lumeau (CREM - CNRS, Université de Rennes)

Raphaël Suire (LEMNA, Nantes Université)

Selin Yardimci (CREM - CNRS, Université de Rennes)

18 Octobre 2024

1 Introduction

Les médias sociaux, tels que Facebook, Instagram, TikTok ou X, comptent parmi les usages numériques les plus populaires. En 2024, une enquête internationale a estimé que 5,04 milliards d’individus étaient actifs sur les médias sociaux, passant en moyenne 2 heures et 23 minutes par jour sur ces plateformes (We Are Social, 2024). Ce niveau élevé de consommation semble indiquer que les médias sociaux offrent des contenus associés à une satisfaction élevée. Par ailleurs, les utilisateurs ne sont pas disposés à arrêter cet usage numérique. Plusieurs études suggèrent en effet qu’ils exigent en moyenne une compensation monétaire conséquente pour désactiver leur compte personnel pendant quelques semaines (Allcott et al., 2020; Burszty et al., 2023). Cette utilisation intensive des médias sociaux soulève des questions, voire des controverses, notamment en raison d’effets négatifs sur le bien-être subjectif (Allcott et al., 2020) et la santé mentale (Braghieri et al., 2022).

Comment expliquer cet apparent paradoxe entre usages intensifs et effets néfastes ? Une explication avancée est la dépendance à ces services, poussant à des usages non maîtrisés. Pour certains, ces plateformes de médias sociaux présenteraient des propriétés addictives, au même titre que la cigarette, les drogues ou les jeux d’argent (Alter, 2018; Eyal, 2020). Dans une étude récente, Allcott et al. (2022) montrent que la formation d’habitudes et les problèmes de maîtrise de soi – deux facteurs clés associés aux biens addictifs *traditionnels* (cigarettes, alcool, etc.) – jouent un rôle important dans la consommation des médias sociaux. Par ailleurs, Erhel et al. (2024) mettent en évidence le lien entre la dépendance numérique et les traits idiosyncratiques des utilisateurs, en particulier des facteurs psychologiques comme l’anxiété ou le *Fear Of Missing Out* (FOMO). Au delà des caractéristiques individuelles, on peut s’interroger sur le rôle des stratégies mises en œuvre par les plateformes numériques pour capter l’attention des utilisateurs et la façon dont ses stratégies de captation induisent de la dépendance numérique. Le potentiel lien entre stratégies des plateformes de médias sociaux et dépendance de leurs utilisateurs n’a, à ce jour, jamais été étudié dans la littérature académique.

Pour combler cette lacune, l’un des objectifs du projet DARKUPI est d’analyser comment les technologies numériques persuasives, déployées par les plateformes de médias sociaux, contribuent à la dépendance numérique. Pour cela, nous portons une attention particulière aux *dark patterns*. Ces designs d’interface peuvent prendre différentes formes (signaux, couleurs, son, fonction à activer, etc.) et reposent sur l’exploitation des biais cognitifs des individus et leurs heuristiques de décision. Dans cette étude, nous proposons une typologie de deux types de *dark patterns* fréquemment

rencontrés sur les médias sociaux. Nous exploitons ensuite les résultats d’une enquête menée auprès d’un échantillon représentatif de 2547 utilisateurs de médias sociaux en France, afin d’identifier les liens entre dépendance numérique, utilisation des médias sociaux et exposition à ces dark patterns.

La section 2 définit brièvement les *dark patterns*, et notamment les deux fréquemment rencontrés sur les médias sociaux que nous avons étudiés. La section 3 présente les données et la section 4 expose et discute les résultats.

2 Dark patterns & médias sociaux

La conception et la structure des interfaces numériques peuvent influencer de manière significative les actions des utilisateurs sur les plateformes, menant souvent à l’exploitation et à la manipulation (Brenncke, 2024). Une des formes de manipulation les plus préoccupantes implique les *dark patterns*. Brignull (2010) définit les dark patterns comme des interfaces utilisateurs délibérément conçues pour tromper ou manipuler les utilisateurs afin de les amener à effectuer des actions qu’ils n’auraient pas nécessairement faites. L’auteur a initialement décrit les dark patterns comme des interfaces soigneusement élaborées pour induire les utilisateurs en erreur (Brignull, 2010), puis a introduit le terme de “modèle trompeur ou manipulateur” pour mieux cerner l’intention sous-jacente (Brignull et al., 2023).

Compte tenu de la nature vaste, mouvante et complexe des *dark patterns*, il est difficile d’extraire une typologie unique des regroupements existants. Pour les besoins de cette étude, nous nous concentrons spécifiquement sur deux catégories de *dark patterns* régulièrement rencontrés sur les plateformes de médias sociaux :

- *DP-émotions* : Les contenus affichés sur les espaces numériques personnalisés des utilisateurs des médias sociaux sont choisis de manière à agir comme des stimuli émotionnels ayant pour ambition de développer leur engagement (Cloarec, 2020) : temps de présence sur la plateforme, commentaire, *like*, etc. Ainsi, *la tromperie* (Mathur et al., 2021), *l’attaque* (Conti and Sobiesk, 2010), *la séduction* (Maier and Harr, 2020), *la reconnaissance par les pairs* (Zagal et al., 2013), et *la manipulation émotionnelle et sensorielle* en général (Gray et al., 2018) sont les stratégies les plus fréquemment déployées. Brignull et al. (2023) présentent le *confirmshaming* et Gray et al. (2018) introduisent la manipulation par les émotions comme des mécanismes de *dark pattern* spécifiques par lesquels les utilisateurs peuvent être manipulés émotionnellement afin de réaliser une action qu’ils n’auraient pas faite autrement.
- *DP-notifications* : Il s’agit d’envoyer des notifications aux utilisateurs de manière intensive et aléatoire. Ces notifications incitent les utilisateurs à rester engagés avec le média social et à y revenir lorsqu’ils ont d’autres activités. L’envoi de notifications est une stratégie bien connue de *pêche à l’interrupteur* que l’on retrouve souvent en analysant les *dark patterns* (Brignull et al. (2023), Greenberg et al. (2014)) : il vise à atteindre les utilisateurs en dehors du média social pour qu’ils reviennent sur la plateforme. Zagal et al. (2013) décrivent *l’usurpation d’identité* comme une stratégie de *dark pattern* visant à notifier les utilisateurs sur des événements liés aux activités de leurs contacts, qui pourraient n’avoir jamais eu lieu. Le *harcèlement* est également un exemple célèbre de *dark pattern* qui vise à capter l’attention de l’utilisateur en l’interrompant constamment pour lui demander d’accomplir une tâche sans rapport (Brignull et al. (2023), Gray et al. (2018)).

3 Méthode et données

Une enquête par questionnaire a été réalisée auprès d’un échantillon de 3314 internautes français. L’enquête a été diffusée en ligne par un institut de sondage en mai 2023. L’échantillon est représentatif de la population adulte française en termes d’âge, de sexe, de catégorie socio-professionnelle et de région de résidence (méthode des quotas), mais, vu la méthode de diffusion, est constitué exclusivement d’internautes.

Pour chaque participant, nous avons recueilli des informations sur leur utilisation d’internet (incluant l’appareil principal utilisé pour accéder à internet et le temps passé en ligne à titre personnel), ainsi que sur leurs caractéristiques

socio-économiques (âge, sexe, diplôme). Toutes les questions concernant l'utilisation d'internet portaient sur leurs activités au cours de la semaine précédant le questionnaire.

Pour cette étude analysant le lien entre addiction numérique et stratégies des plateformes des médias sociaux, nous nous restreignons aux individus qui déclarent avoir utilisé les médias sociaux durant la semaine précédant l'enquête, soit 2547 individus. Ces individus ont été invités à classer les plateformes de médias sociaux en fonction de leur fréquence d'utilisation et à spécifier le temps consacré à leur plateforme de médias sociaux préférée¹. Nous utilisons ces informations comme une approximation du temps passé sur les médias sociaux. Par simplicité, nous ferons référence à ce temps comme étant le temps passé sur les médias sociaux, en gardant à l'esprit que cette mesure est uniquement basée sur la plateforme préférée et constitue donc une estimation inférieure du temps réel passé sur les plateformes de médias sociaux.

Le tableau 1 fournit une description détaillée (et des statistiques descriptives) des variables socio-économiques et de celles liées à l'utilisation d'internet pour le sous-échantillon de répondants déclarant avoir utilisé les médias sociaux durant la semaine précédant le questionnaire (soit de 2547 individus)².

TABLEAU 1 – Description et statistiques des variables socio-économiques et relatives aux usages d'Internet

		min	max	moyenne
<u>Caractéristiques socio-eco</u>				
age	age du répondant	18	75	45.1
sexe	1 si le répondant est un homme, 0 sinon	0	1	0.41
score_diplome	un score indiquant le niveau d'éducation du répondant	0	4	1.82
<u>Appareil principal & Temps en ligne</u>				
smartphone	1 si le répondant a utilisé principalement son smartphone pour accéder à Internet, 0 sinon	0	1	0.61
temps_en_ligne	un score indiquant le temps passé en ligne à des fins personnelles par le répondant	0	4	2.79
<u>Temps passé sur le média social préféré</u>				
ms_moins30m	1 si le répondant a passé moins de 30min par jour	0.0	1.0	0.27
ms_30m_1h	1 si le répondant a passé entre 30min et 1h par jour	0.0	1.0	0.3
ms_1_2h	1 si le répondant a passé entre 1 et 2h par jour	0.0	1.0	0.21
ms_2_3h	1 si le répondant a passé entre 2 et 3h par jour	0.0	1.0	0.11
ms_plus3h	1 si le répondant a passé plus de 3h par jour	0.0	1.0	0.11
<u>Nombre de plateformes de médias sociaux</u>				
ms_nombre	le nombre de plateformes de médias sociaux que le répondant a utilisé	1	9	3.29

Notes : Le tableau présente une description et des statistiques descriptives des variables socio-économiques et liées à l'utilisation d'internet pour un échantillon d'individus qui déclarent avoir utilisé les médias sociaux durant la semaine précédant l'enquête. La variable score_diplome est définie comme suit : 0 si le répondant est titulaire d'un diplôme de niveau CAP/BEP/BEPC/Certificat d'étude ; 1 si le répondant est titulaire du Bac ; 2 si le répondant est titulaire d'un BAC+2 ; 3 si le répondant est titulaire d'un BAC+3/BAC+4 ; et 4 si le répondant est titulaire d'un master ou d'un diplôme plus élevé. La variable temps_en_ligne est définie comme suit : 1 si le répondant a passé moins de 30 minutes par jour sur internet à des fins personnelles, 2 si le répondant a passé entre 30 minutes et 1 heure par jour, 3 si le répondant a passé entre 1 et 2 heures par jour, 4 si le répondant a passé entre 2 et 3 heures par jour et 5 si le répondant a passé plus de 3 heures par jour.

Addiction numérique. Pour mesurer l'addiction numérique, plusieurs échelles de mesure ont été développées. Pour cette étude, nous utilisons la version à 14 *items* de l'échelle *Compulsive Internet Use Scale* (CIUS, Meerkerk et al., 2009). Pour chaque item, les répondants étaient invités à évaluer dans quelle mesure ils sont concernés par les affirmations. Le tableau 2 présente une description de ces 14 *items*, ainsi que la distribution des réponses obtenues.

Sur la base de ces réponses, nous avons construit un score individuel d'addiction numérique pour chaque répondant. Ce score correspond à la somme des réponses aux 14 affirmations précédentes, en considérant 0 point pour "Jamais", 1 point pour "Rarement", 2 points pour "Parfois", 3 points pour "Souvent", et 4 points pour "Très souvent". Ainsi, un individu qui répond "Jamais" à tous les *items* aura un score de 0, tandis qu'un individu qui répond "Très souvent" à tous les *items* aura le score le plus élevé de 56. Le score d'addiction numérique moyen est de 17.6.

Le graphique 1 présente la distribution des scores d'addiction numérique pour deux sous-échantillons, selon l'intensité d'utilisation des médias sociaux : les utilisateurs *non-actifs* et les utilisateurs *actifs*. Les utilisateurs *actifs* sont ceux qui déclarent avoir utilisé leur plateforme de médias sociaux préférée plus d'une heure par jour, alors que les

1. Les participants ont reçu une liste de neuf médias sociaux distincts (Facebook, Instagram, TikTok, Snapchat, Twitter, LinkedIn, Pinterest, Discord et Mastodon) et ont également eu la possibilité de nommer d'autres médias sociaux non mentionnés dans la liste.

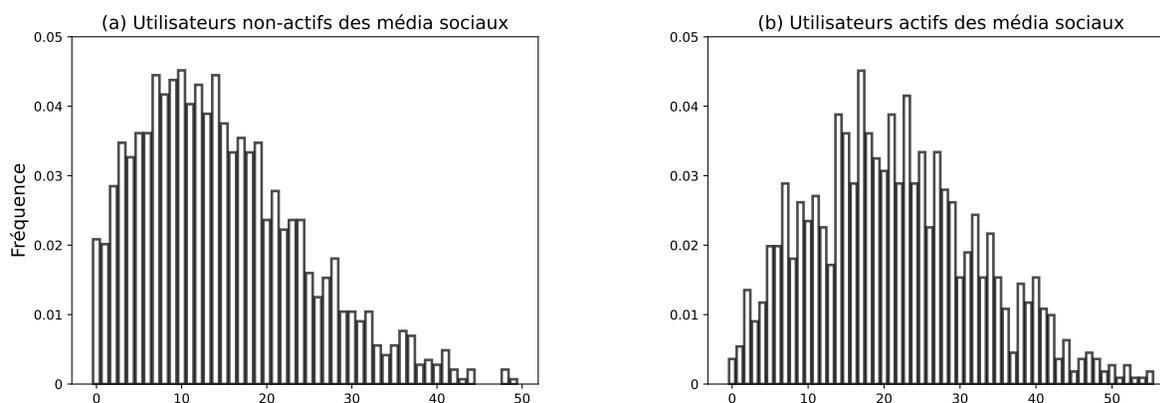
2. L'éducation et le temps passé en ligne, considérés comme des variables de contrôle plutôt que des variables clés d'intérêt, sont évalués à l'aide d'un score. Toutes les conclusions restent robustes lorsque des variables binaires sont utilisées pour chaque seuil de ces deux variables.

TABLEAU 2 – Description et statistiques de la version à 14 *items* de l'échelle CIUS

	Jamais	Rarement	Parfois	Souvent	Très souvent
Il m'est difficile d'arrêter d'utiliser internet lorsque je suis en ligne	0.11	0.23	0.35	0.22	0.09
Je continue à utiliser internet malgré mon intention d'arrêter	0.19	0.22	0.28	0.22	0.08
D'autres personnes me disent que je devrais moins utiliser internet	0.43	0.24	0.21	0.09	0.03
Je préfère utiliser internet plutôt que de passer du temps avec d'autres personnes	0.38	0.33	0.2	0.07	0.02
Je manque de sommeil à cause d'internet	0.48	0.24	0.18	0.07	0.03
Je pense à internet même quand je ne suis pas en ligne	0.54	0.25	0.14	0.05	0.02
J'attends avec impatience la prochaine fois que j'utiliserai internet	0.3	0.25	0.28	0.13	0.03
Je pense que je devrais moins utiliser internet	0.18	0.22	0.35	0.17	0.07
J'ai essayé sans succès de passer moins de temps sur internet	0.37	0.28	0.23	0.09	0.03
Je me dépêche de terminer mes tâches pour pouvoir aller sur internet	0.4	0.26	0.19	0.11	0.03
Je néglige mes tâches quotidiennes parce que je préfère aller sur internet	0.59	0.21	0.12	0.05	0.02
Je vais sur internet quand je me sens déprimé(e)	0.23	0.21	0.31	0.18	0.07
J'utilise internet pour échapper à mon chagrin ou soulager un sentiment négatif	0.31	0.21	0.26	0.15	0.07
Je me sens agité(e), frustré(e) ou irrité(e) lorsque je ne peux pas utiliser internet	0.42	0.27	0.19	0.09	0.03

non-actifs y ont passé moins d'une heure par jour. Le graphique 1 présente un décalage notable vers la droite dans la distribution des scores d'addiction numérique pour les utilisateurs *actifs*, ce qui indique une corrélation positive entre le score d'addiction numérique et l'intensité d'utilisation des médias sociaux

GRAPHIQUE 1 – Distribution du score d'addiction numérique



Notes : Les graphiques illustrent la distribution du score de dépendance numérique pour les utilisateurs des médias sociaux *non-actifs* (moins de 1h par jour) et *actifs* (plus de 1h par jour).

Dark patterns sur les médias sociaux. Sur la base du questionnaire, nous pouvons étudier la perception des répondants concernant leur degré de confrontation et de réaction aux deux types de *dark patterns* définis dans notre typologie : DP-émotions et DP-notifications. La dimension de confrontation évalue la tendance des utilisateurs à remarquer ou à prendre conscience des *dark patterns* auxquels ils sont exposés, tandis que la dimension de réaction mesure leur réponse comportementale face à ces éléments. Le tableau 3 présente les différentes questions utilisées pour mesurer ces dimensions, ainsi que des statistiques descriptives relatives aux réponses obtenus pour chaque question. Notons que ces questions portaient sur la plateforme de média social préférée des répondants.

Les questions concernant la réaction aux contenus émotionnels et aux notifications dépendaient de l'exposition réelle des participants à ces stimuli. Plus précisément, pour la réaction aux contenus émotionnels sur les médias sociaux, les participants étaient d'abord interrogés sur le fait de savoir s'ils avaient été confrontés à de tels contenus. Ceux qui déclaraient ne pas y avoir été exposés ne recevaient pas d'autres questions sur leurs réactions et étaient classés comme "n.c." (non concernés). Par exemple, 37% des répondants ont indiqué ne pas avoir rencontré de contenu qui les ait mis en colère. De même, si les participants n'avaient pas reçu de notifications (soit en raison d'une inactivité sur la

TABLEAU 3 – Description et statistiques des éléments liés aux dark patterns

	n.c.	jamais	rarement	parfois	souvent
DP-émotion : Contenus émotionnels sur les médias sociaux					
<u>Confrontation</u>					
En ce qui concerne le contenu publié sur les médias sociaux, à quelle fréquence cela vous a-t-il					
- mis en colère		0.37	0.35	0.23	0.05
- rendu triste		0.41	0.35	0.21	0.03
- rendu heureux		0.11	0.24	0.49	0.16
- fait rire		0.06	0.14	0.54	0.26
<u>Réaction</u>					
Lorsque vous êtes exposé à du contenu qui vous a					
- mis en colère, à quelle fréquence avez-vous réagi	0.37	0.25	0.18	0.16	0.04
- rendu triste, à quelle fréquence avez-vous réagi	0.41	0.21	0.18	0.15	0.04
- rendu heureux, à quelle fréquence avez-vous réagi	0.11	0.18	0.18	0.36	0.17
- fait rire, à quelle fréquence avez-vous réagi	0.06	0.18	0.17	0.38	0.22
DP-notifications : Notification sur les médias sociaux					
<u>Confrontation</u>					
À quelle fréquence avez-vous reçu					
- des notifications sur votre smartphone		0.38	0.11	0.23	0.27
<u>Réaction</u>					
Lorsque vous recevez					
- une notification sur votre smartphone, à quelle fréquence l'avez-vous vérifiée	0.38	0.03	0.09	0.23	0.27

Notes : Le tableau fournit une description et des statistiques des éléments liés aux dark patterns. n.c. signifie "non concerné".

plateforme, soit parce qu'ils avaient désactivé cette fonctionnalité) ils n'ont pas été interrogés sur leurs réactions. Par exemple, 38% des participants n'ont reçu aucune notification sur smartphone durant la semaine précédant l'enquête.

Nous avons converti les questions du Tableau 3 en une échelle de fréquence à 4 points, attribuant 0 point aux réponses "Jamais" et "n.c.", 1 point à "Rarement", 2 points à "Parfois", et 3 points à "Souvent". Ensuite, nous avons additionné les scores obtenus pour deux dimensions, la confrontation et la réaction, en lien avec des contenus émotionnels et des notifications. Cela nous a permis de définir quatre indicateurs spécifiques : DP-émotions-conf et DP-émotions-react, mesurant respectivement la confrontation et la réaction aux contenus émotionnels (scores allant de 0 à 12), ainsi que DP-notifications-conf et DP-notifications-react, évaluant la confrontation et la réaction aux notifications (scores allant de 0 à 3). Afin de faciliter la comparaison entre ces différentes variables liées aux dark patterns, nous avons normalisé les scores de DP-émotions-conf et DP-émotions-react en les divisant par 4, ce qui ramène leur échelle entre 0 et 3 également. Les valeurs moyennes des variables DP-émotions-conf et DP-émotions-react, DP-notifications-conf et DP-notifications-react sont respectivement de 1.38, 1.05, 1.40 et 1.36.

4 Résultats

Pour analyser la relation entre l'addiction numérique, l'engagement sur les médias sociaux et l'impact des dark patterns, nous avons réalisé des estimations économétriques. Plus précisément, nous estimons l'équation $\ln(\text{Score}_{AN_i}) = X_i'\beta + \varepsilon_i$ par la méthode des moindres carrés ordinaires, où $\ln(\text{Score}_{AN_i})$ représente le logarithme du score d'addiction numérique, X_i correspond à un ensemble de variables explicatives, et ε_i est le terme d'erreur³. Les résultats des estimations pour différentes spécifications sont présentés dans le tableau 4.

Les résultats montrent une corrélation négative et significative entre l'âge et l'addiction numérique : les utilisateurs de médias sociaux plus âgés tendent à présenter des scores d'addiction plus faibles. Le sexe semble aussi influencer ce score, avec des hommes affichant une addiction légèrement plus marquée, bien que cet effet soit faible. Par ailleurs, un diplôme plus élevé est associé à une addiction numérique accrue.

Les variables liées à l'appareil principalement utilisé pour se connecter et au temps passé en ligne révèlent une association positive : les utilisateurs de smartphones et ceux passant plus de temps en ligne ont tendance à afficher des

3. Le score d'addiction numérique contient des zéros. Par conséquent, pour le reste de l'article, nous ajoutons une constante $c = 1$ à toutes les observations du score d'addiction numérique afin de pouvoir utiliser la transformation logarithmique.

TABLEAU 4 – Déterminants de l’addiction numérique

	(1)	(2)	(3)
<u>Caractéristiques socio-eco</u>			
age	-0.012***	-0.006***	-0.006***
sexe	0.031	0.045*	0.051*
score_diplome	0.033***	0.029***	0.034***
<u>Appareil principal & Temps en ligne</u>			
smartphone	0.141***	0.079***	0.056*
temps_en_ligne	0.133***	0.086***	0.087***
<u>Temps passé sur le média social préféré</u>			
ms_moins30m	n.u.	ref.	ref.
ms_30m_1h	n.u.	0.175***	0.111***
ms_1_2h	n.u.	0.269***	0.156***
ms_2_3h	n.u.	0.315***	0.185***
ms_plus3h	n.u.	0.372***	0.227***
<u>Nombre de plateformes de médias sociaux</u>			
ms_nombre	n.u.	0.074***	0.051***
<u>Dark patterns</u>			
DP-émotions-react	n.u.	n.u.	0.082***
DP-émotions-conf	n.u.	n.u.	0.234***
DP-notifications-react	n.u.	n.u.	0.059***
DP-notifications-conf	n.u.	n.u.	-0.028

Notes : Le tableau présente les coefficients estimés par la méthode des moindres carrés ordinaires en utilisant le logarithme du score de l’addiction numérique comme variable à expliquer. Une constante est ajoutée à l’ensemble des régresseurs. n.u. signifie non utilisé, ce qui signifie que la variable n’est pas incluse dans l’ensemble des régresseurs. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

scores d’addiction plus élevés. En particulier, le temps consacré aux médias sociaux constitue un déterminant majeur : ceux qui consacrent plus de 3 heures par jour à leur plateforme préférée affichent un score d’addiction significativement plus élevé que ceux qui y passent moins de 30 minutes, avec une différence de 25% à 45%, en fonction de l’inclusion ou non des variables de dark patterns parmi l’ensemble des régresseurs⁴. Enfin, le nombre de plateformes de médias sociaux utilisées est également fortement corrélé avec le niveau d’addiction numérique.

Les résultats concernant les *dark patterns* (colonne 3) soulignent l’importance de l’interaction avec les éléments émotionnels et les notifications dans l’addiction numérique. Les *dark patterns* liés aux contenus émotionnels, qu’il s’agisse de la confrontation ou de la réaction, montrent une forte association avec l’addiction numérique, suggérant l’impact psychologique des contenus émotionnels dans la création de comportements addictifs. L’estimation du paramètre associé à la variable DP-émotions-conf est particulièrement forte : lorsque cette variable passe de 0 (niveau minimal) à 3 (niveau maximal), le score d’addiction numérique augmente de 101%, ce qui correspond à un doublement de ce score. Ce résultat peut être attribué à la manière dont ces contenus génèrent des attentes émotionnelles ou renforcent des comportements compulsifs, conduisant à des interactions prolongées et répétées. Cette réponse émotionnelle peut également inciter les utilisateurs à interagir plus fréquemment avec ces contenus, favorisant ainsi une immersion plus profonde dans l’écosystème numérique. En revanche, bien que les notifications puissent aussi influencer l’addiction, leur impact est moindre, et leur effet dépend essentiellement de la manière dont l’utilisateur réagit à ces stimuli. En effet, le simple fait d’être confronté aux notifications n’est pas un facteur prédictif de l’addiction numérique.

5 Conclusion

Dans cette étude, nous montrons qu’il existe un lien entre le niveau d’addiction numérique des usagers des médias sociaux et les stratégies des plateformes basées sur le déploiement de designs trompeurs : plus ils sont exposés et réagissent à des *dark patterns*, notamment ceux manipulant les émotions, plus les usagers des médias sociaux présentent un score d’addiction élevé. Ces résultats suggèrent que la bataille que se livrent les plateformes pour capter l’attention des internautes n’est pas sans conséquence dans la création de comportements addictifs.

4. Le modèle étant en log/niveau, un coefficient estimé associé à une variable donnée x égal à $\hat{\beta}$ signifie que le score d’addiction numérique varie de $100 \times (\exp(\hat{\beta}) - 1)\%$ lorsque x augmente d’une unité.

Les designers et concepteurs éditent des guides de bonnes pratiques pour des interfaces plus éthiques. On peut toutefois se demander si l’auto-régulation de la profession sera suffisante, dans la mesure où les plateformes numériques restent guidées par la recherche de profit. La question est également à l’agenda politique, notamment au niveau européen, puisque les parlementaires pressent la Commission Européenne d’adopter de nouvelles règles contre les designs addictifs pouvant avoir un impact négatif sur la santé mentale des utilisateurs⁵.

Références

- ALLCOTT, H., L. BRAGHERI, S. EICHMEYER, AND M. GENTZKOW (2020) : “The Welfare Effects of Social Media,” *American Economic Review*, 110, 629–76.
- ALLCOTT, H., M. GENTZKOW, AND L. SONG (2022) : “Digital Addiction,” *American Economic Review*, 112, 2424–63.
- ALTER, A. (2018) : *Irresistible : The Rise of Addictive Technology and the Business of Keeping Us Hooked*, New York : Penguin Press.
- BRAGHERI, L., R. LEVY, AND A. MAKARIN (2022) : “Social Media and Mental Health,” *American Economic Review*, 112, 3660–93.
- BRENNCKE, M. (2024) : “A Theory of Exploitation for Consumer Law : Online Choice Architectures, Dark Patterns, and Autonomy Violations,” *Journal of Consumer Policy*, 47, 127–164.
- BRIGNULL, H. (2010) : “Dark patterns,” Accessed : 2024-10-15.
- BRIGNULL, H., M. LEISER, C. SANTOS, AND K. DOSHI (2023) : “Deceptive patterns – user interfaces designed to trick you,” Retrieved from <https://www.deceptive.design/>, accessed : 25 April 2023.
- BURSZTYN, L., B. HANDEL, R. JIMÉNEZ-DURÁN, AND C. ROTH (2023) : “When Product Markets Become Collective Traps : The Case of Social Media,” Tech. rep.
- CLOAREC, J. (2020) : “The personalization–privacy paradox in the attention economy,” *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120299.
- CONTI, G. AND E. SOBIESK (2010) : “Malicious interface design : exploiting the user,” in *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web*, Raleigh North Carolina USA : ACM, 271–280.
- ERHEL, S., J. DROUARD, F. JACOB, M. LUMEAU, R. SUIRE, AND C. GONTHIER (2024) : “Predictors of problematic internet use in the everyday internet activities of a French representative sample : The importance of the psychological traits,” *Computers in Human Behavior*, 153.
- EYAL, N. (2020) : *Indistractable : How to Control Your Attention and Choose Your Life*, Dallas, TX : BenBella Books, Inc.
- GRAY, C., Y. KOU, B. BATTLES, J. HOGGATT, AND A. TOOMBS (2018) : “The Dark (Patterns) Side of UX Design,” in *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Montreal QC Canada : ACM, 1–14.

5. <https://www.europarl.europa.eu/news/en/press-room/20231208IPR15767/new-eu-rules-needed-to-address-digital-addiction>. En Europe, jusque là, le Règlement Général de Protection des Données (RGPD) et le Digital Service Act (DSA) font mention de l’usage des designs trompeurs, mais pas de leur impact sur l’addiction aux services numériques.

- GREENBERG, S., S. BORING, J. VERMEULEN, AND J. DOSTAL (2014) : “Dark patterns in proxemic interactions : a critical perspective,” in *Proceedings of the 2014 Conference on Designing Interactive Systems*, Vancouver BC Canada : ACM, 523–532.
- MAIER, M. AND R. HARR (2020) : “Dark Design Patterns : An End-User Perspective,” *Human Technology*, 16, 170–199.
- MATHUR, A., J. MAYER, AND M. KSHIRSAGAR (2021) : “What Makes a Dark Pattern... Dark? Design Attributes, Normative Considerations, and Measurement Methods,” in *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–18.
- MEERKERK, G. J., R. J. J. M. VAN DEN EIJNDEN, A. A. VERMULST, AND H. F. L. GARRETSEN (2009) : “The Compulsive Internet Use Scale (CIUS) : Some Psychometric Properties,” *CyberPsychology & Behavior*, 12, 1–6.
- WE ARE SOCIAL (2024) : “Digital report 2024 - Global overview. We Are Social Meltwater,” .
- ZAGAL, J. P., S. BJORK, AND C. LEWIS (2013) : “Dark Patterns in the Design of Games,” in *Foundations of Digital Games Conference, FDG 2013*, Chania, Greece.