

Analyse qualitative et quantitative de l'impact des nudges sur les courbes de charge et la consommation électrique¹.

Marie Ruellan¹, Romain Bourdais¹, Soukayna Hessane², Soraya Belbati¹

¹ : IETR\CentraleSupélec, marie.ruellan@centralesupelec.fr, romain.bourdais@centralesupelec.fr, ² : ENSAI Rennes

RESUME – Cet article propose d'exploiter les données de l'étude d'EXPESIGNO² réalisée par l'observatoire de la transition énergétique (OTE) en prolongeant les travaux de S.H. Shadid [1] sur la flexibilité indirecte (humaine). Nous proposons de traiter les données de courbes de charges ménage par ménage à l'aide de 3 tests pour ensuite analyser les caractéristiques des ménages qui ont probablement réagi aux nudges. Nous utiliserons pour ce faire les données qualitatives issues de l'enquête. Toutefois, le volume important des données quantitatives issues de ces courbes de charge nécessite un prétraitement adapté pour sélectionner les attributs les plus pertinents. Au-delà des résultats, cet article se concentre principalement sur l'approche méthodologique et les métriques associées.

Mots-clés—*nudge, courbes de charges, données mixtes, classification.*

1. INTRODUCTION

La production d'électricité à partir de ressources renouvelables ne cesse de croître depuis une dizaine d'années. En France, les heures creuses sont amenées à être déplacées de la nuit vers l'après-midi. Si nous souhaitons optimiser la consommation aux moments où la production est fortement à base d'énergie renouvelable, cela nécessite des changements de pratiques. Dans le résidentiel, ceci peut se faire en favorisant l'autoconsommation ou en offrant de la flexibilité au réseau.

Lorsque cette flexibilité est réalisée par les usagers directement, la communication avec les consommateurs peut se faire de multiples façons. Nous nous intéressons ici à une communication par sollicitations autrement appelée « nudges ». Ces derniers cherchent à « influencer les comportements » sans restreindre leur liberté de choix. Dans le secteur résidentiel, ces nudges visent à encourager des comportements plus économes pour l'occupant : le message délivré peut inclure des informations sur la consommation d'énergie, des comparaisons sociales ou des incitations financières [2].

Les travaux de M. Heinrich [3] ont montré que les consommations des ménages sont liées aux situations d'habitation. Les facteurs influençant ces consommations sont à la fois des données liées aux ménages (nombre de personnes, âge, CSP, etc), au logement (maison/appartement, surface,

année de construction, etc) et aux pratiques de l'habitat. Les travaux de [4] montrent que l'efficacité des nudges doit être adaptée aux personnes auxquelles on les adresse et donc aux situations d'habitation des ménages.

Les approches sont très souvent économétriques [5][6][7] : à partir de panel d'occupants, des essais randomisés contrôlés sont effectués. Les analyses comparent alors la consommation entre groupes traités et groupes témoins, en appliquant des tests statistiques pour vérifier la significativité des différences de consommation d'énergie avant et après les interventions. Ces analyses, essentiellement basées sur des méthodes de régression, combinent des données à la fois qualitatives (facteurs socio-économiques et comportementaux) et quantitatives (consommation énergétique) [8]. Toutes les études mettent en avant des réductions substantielles de la consommation d'énergie (jusqu'à 10-15 %) entre le groupe témoin et le groupe traité.

L'étude Expesigno porte sur la consommation de 174 foyers entre septembre 2019 et août 2021. Le groupe contrôle est composé de 79 ménages et le groupe engagé de 94 ménages. Des données socio-démographiques issues de questionnaires ont été recueillies ainsi que les courbes de charge des occupants. Les foyers ont ainsi participé à une étude expérimentale pour réduire leur consommation électrique entre 18h et 20h certains jours d'hiver. Ils recevaient via sms des alertes d'effacement le jour précédant ces jours d'alerte (21 jours sur l'ensemble de l'étude).

Comme les autres travaux, cette étude a été traitée par essais randomisés contrôlés [1][10]. Au-delà de la conformité socio-économique des deux groupes, les deux groupes ont également la même distribution de consommation les jours sans alerte. En revanche, les jours d'alerte, le groupe traité a une distribution de consommation significativement plus faible que le groupe contrôlé. C'est cette différence qui permet de conclure quant à l'effet du nudge, comme l'illustre la Figure 1.

¹ Ce travail a bénéficié d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre de France 2030 portant la référence ANR-22-PETA-0009.

² <https://entrepot.recherche.data.gouv.fr/dataverse/ote>

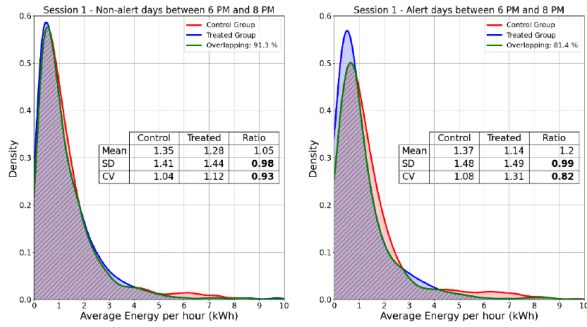


Figure 1: Comparaison des densités de consommations (extrait de [1])

Les ménages de l'expérience EXPESIGNO n'ont pas été consultés a posteriori pour savoir s'ils ont modifié leur consommation ces jours d'alerte. Un des challenges liés à cette étude est donc de trouver un dispositif se basant uniquement sur les courbes de charge de ces foyers. Celles-ci ne sont échantillonnées qu'à 30 minutes, ce qui est insuffisant pour faire de la désagrégation et relier ainsi la consommation à l'activité de manière fiable.

Cet article propose de prolonger cette étude en réalisant plusieurs tests non pas sur l'ensemble du groupe mais ménage par ménage. Les trois tests mis en place sont présentés dans la méthodologie et les résultats viennent comparer les résultats obtenus. Une analyse basée sur les données socioéconomiques permet de compléter cette étude. Nous exposerons dans un premier temps la base de données utilisée et la méthodologie d'analyse basée sur des méthodes de classification.

2. METHODOLOGIE D'ANALYSE DES DONNEES DE CONSOMMATION COMME MESURE DE L'AFFICACITE DES NUDGES

Nous proposons d'exploiter les données des courbes de charge à l'aide de 3 tests. La première étape de cette méthodologie consiste à construire "la consommation de référence" pour chacun des tests puis de comparer les données de consommation des jours de nudge à cette référence. Cela requiert d'une part d'être capable de construire la consommation de référence, et de déterminer à partir de quel écart on peut considérer qu'il y a bien eu un changement de comportement.

Nous proposons par la suite 3 méthodes pour construire cette référence. Pour l'étalonnage des paramètres permettant de déterminer si oui ou non il y a probablement eu une modification du comportement, nous proposons d'utiliser le groupe de contrôle. Quelle que soit la méthode proposée, son application sur ce groupe témoin ne devrait détecter que peu de personnes ayant modifié leur consommation. Notons au passage que des communications ont été faites au niveau national sur ces jours d'alerte, et donc certains ménages peuvent avoir modifié leur comportement sans avoir reçu de nudge.

2.1. Test 1 : Une référence basée sur les 5 jours précédents.

Dans ses travaux de thèse, S. Shahid propose de construire la référence comme la moyenne des consommations du ménage durant la période de pointe pendant les 5 derniers jours ouvrés précédant le jour d'alerte/nudge. Il calcule alors l'écart entre cette consommation de référence et la consommation de pointe du jour de nudge. Puis il détermine la moyenne de ces écarts sur l'ensemble des jours de nudge. Si cette moyenne des écarts est inférieure à un seuil, noté α , alors le ménage est considéré comme positif.

Nous proposons donc de mettre en place ce test à la fois sur le groupe « Engagement » et le groupe « contrôle ». Le graphique de la Figure 2 présente le nombre de ménages considérés comme « positifs », c'est-à-dire comme ayant probablement diminué leur consommation lors de la période de pointe, en fonction du seuil α .

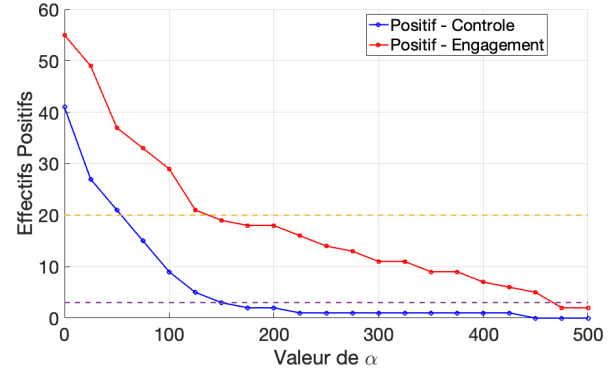


Figure 2 : Nombre de ménages considérés comme positifs en fonction du paramètre α (en bleu : groupe contrôle, rouge : groupe engagé).

On peut observer que le nombre de ménages considérés comme positifs dépend du paramètre α . Cette figure permet donc d'affiner le choix de la valeur de ce paramètre afin de limiter le nombre de ménages considérés positifs dans le groupe contrôle car il n'y a a priori pas de raison d'un changement de comportement les jours de nudge pour ce groupe. Ce raisonnement est valable pour les 3 tests avec des valeurs du paramètre de réglage différents.

2.2. Test 2 : Une référence basée sur la distribution de la consommation par saison

Dans ce deuxième test, nous proposons d'exploiter les courbes de charge en les traitant saison par saison (l'hiver 2019-2020 et l'hiver 2020-2021). Plus précisément, nous construisons pour chaque saison les distributions de la consommation de pointe du ménage les jours sans nudge et avec nudge. Celle construite les jours sans nudge constitue notre donnée de référence.

Un exemple de ces deux distributions d'un ménage est donné par la Figure 3. On peut observer visuellement que pour ce ménage, ces distributions sont bien différentes, ce qui est confirmé quantitativement par le test de Mann-Whitney 5 [1].

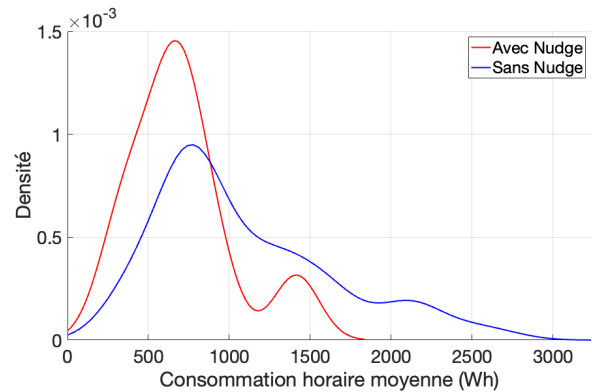


Figure 3 : Distribution des consommations de pointe pour un ménage donné. La différence de comportement est bien visible, ce que confirme le test de Mann-Whitney.

Un test unilatéral de Mann-Whitney détermine si la distribution de la consommation des jours de nudge est plus petite que l'autre. Pour ce faire nous comparons la p -valeur du

test de Mann-Whitney avec un seuil λ . Nous considérons que le ménage a répondu positivement si pour les 2 saisons, les distributions des jours de nudge sont plus petites.

La Figure 4 présente le nombre de ménages considérés comme « positifs » en fonction du seuil λ .

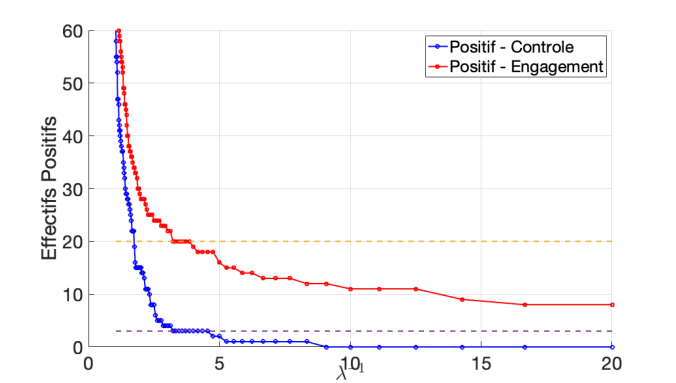


Figure 4 : Effectifs considérés comme positifs en fonction du paramètre λ (en bleu : groupe contrôle, rouge : groupe engagé).

On observe sur ce test qu’un nombre faible voire nul de ménages considérés « positifs » dans le groupe contrôle, correspond à un nombre plus faible de ménages « positifs » dans le groupe engagé en comparaison avec le test 1.

2.3. Test 3 : Une référence construite par type de jour et par saison

Dans ce troisième test, nous proposons d’exploiter les habitudes des pratiques de consommation des ménages. Nous faisons l’hypothèse que les consommations varient en fonction du jour de la semaine, et se répètent (télétravail, garde d’enfants, etc.). Nous construisons ainsi par type de jour et par session (année) la distribution des consommations de pointe les jours sans nudge. Avec cette approche, il n’y a pas suffisamment de jours de nudge par catégorie, et il n’est pas raisonnable de mettre en place un test de Mann-Whitney. Nous proposons ainsi de regarder la position de la consommation de pointe des jours de nudge par rapport à sa distribution associée.

Plus précisément, pour chacune de ces distributions, nous déterminons les premier, deuxième et troisième quartiles, notés respectivement Q_1 , Q_2 et Q_3 . Et nous comparons la consommation de pointe du jour de nudge selon la formule

$$E_{pointe} < Q_2 - \beta(Q_3 - Q_1)$$

Si cette équation est validée plus de la moitié des jours de nudge, alors le ménage est considéré comme positif. $\beta = 0$ revient à comparer à la médiane, augmenter ce paramètre β permet d’être plus exigeant sur ce test.

La Figure 5 présente le nombre de ménage considérés comme « positifs » en fonction du seuil β .

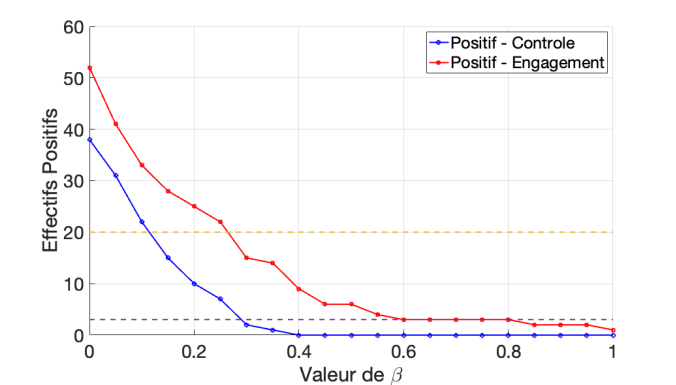


Figure 5 : Effectifs considérés comme positifs en fonction du paramètre β (en bleu : groupe contrôle, rouge : groupe engagé).

Comme convenu, l’augmentation du paramètre réduit le nombre de personnes positives. Un réglage de $\beta = 0,3$ permet de détecter une quinzaine d’individus, avec très peu de personnes positives dans le groupe contrôle.

3. ANALYSES CROISEES DES DIFFERENTS TESTS

Nous proposons ici de synthétiser les résultats obtenus (Tableau 1) par ces trois tests. Les paramètres de réglage retenus sont ceux qui permettent d’avoir peu de positifs dans le groupe contrôle.

Nous déterminons également les effectifs qui sont considérés “positifs” à l’ensemble des tests (Union des ensembles) ou à au moins un des tests (Intersection des ensembles).

Tableau 1 : Résultats des 3 tests

	Engagés positifs	Contrôlés positifs
Test 1	18	2
Test 2	16	2
Test 3	15	2
Intersection des ensembles	6	1
Union des ensembles	28	4

Si l’intersection des ménages est faible, l’union, c’est-à-dire l’ensemble des ménages ayant au moins été identifiés positifs dans un test donne un effectif de 28 individus dans le groupe engagé avec seulement 4 positifs dans le groupe contrôle. Obtenir un tel effectif dans le groupe engagé sans générer trop de positifs dans le groupe contrôle ne peut être obtenu à l’aide d’un seul test. Cela rend les résultats moins sensibles aux paramètres de réglage des tests. Nous proposons dans la section suivante d’étudier les caractéristiques socio-économiques de ce groupe nouvellement constitué.

4. CARACTERISTIQUES SOCIO-ECONOMIQUES DES MENAGES CONSIDERES "POSITIFS"

L'expérience Expesigno se base une approche par essais randomisés contrôlés. Cela implique que les deux groupes ont les mêmes caractéristiques socio-économiques. Parmi les attributs étudiés on trouve la catégorie socio-professionnelle (CSP), la surface habitable, le nombre d'individus, le type d'énergie utilisée, la présence d'un appoint électrique, ...

Ces données n'ont pas été exploitées dans l'étude précédente, et nous nous interrogeons ici sur les caractéristiques du groupe « engagé et positif ». Est-on capable de trouver des différences sur ces attributs entre ceux que les tests ont estimé être positifs et les autres.

Parmi les attributs analysés, certains ressortent pour ce groupe engagé et positif, comme l'illustrent les Figure 6 et Figure 7.

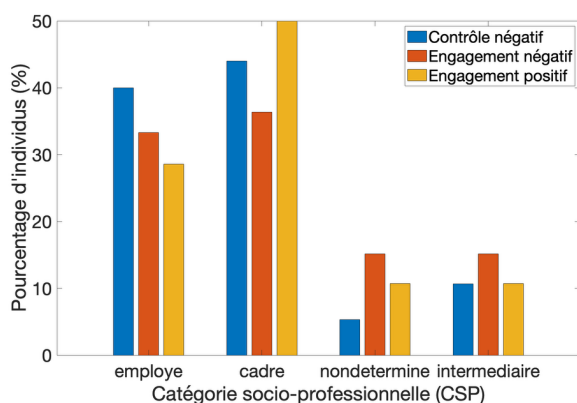


Figure 6 : Répartition des CSP en fonction du groupe

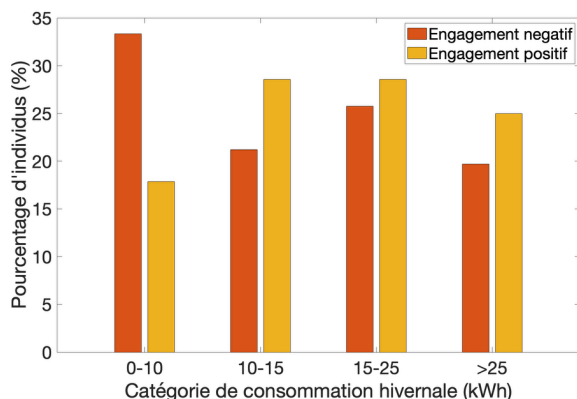


Figure 7 : Répartition des consommations en fonction du groupe

Sans surprise, les personnes identifiées comme positives sont les personnes se chauffant davantage à l'électricité ou ayant un appoint électrique et qui ont de fait une consommation électrique plus importante (Figure 7). Notons également que les cadres sont davantage représentés (Figure 6).

Cette capacité à extraire des attributs caractéristiques du groupe positif même avec un faible effectif nous semble encourageant en vue de passer à une expérimentation à plus grande échelle.

5. QUANTIFICATIONS DE L'EFFORT ENERGETIQUE DU GROUPE ENGAGE ET POSITIF

Un des intérêts de ce travail est également de pouvoir quantifier l'impact énergétique des efforts réalisés par les ménages suite à la réception des nudges. Cela a été déjà effectué dans le travail de thèse de S. Shahid à l'échelle du groupe engagé : ses travaux ont montré qu'il y a bien un abaissement de l'ordre de 11%. Dans notre approche, nous avons séparé ce groupe en « positif » et « négatif ». Afin de consolider celle-ci, nous devons vérifier que ce sont bien ces personnes engagées et positives qui expliquent la baisse de consommation les jours d'alerte durant la période de pointe.

La Figure 8 présente les consommations moyennes en fonction des groupes « engagés positif », « engagés négatif » et contrôle pendant la période de pointe. Les jours sans alerte sont représentés en bleu et les jours de nudge en orange pour la session 1. La Figure 9 présente les résultats pour la session 2.

On peut observer sur la session 1 que les ménages du groupe engagé, considérés comme ayant répondu positivement, ont une consommation moyenne plus faible sur la période d'intervention les jours de nudge que sans nudge, avec une réduction moyenne de 22%. Ce n'est pas le cas pour les deux autres groupes : réduction de 1% pour les engagés négatifs et une augmentation de 3%.

On peut également observer que la consommation moyenne des ménages engagés « positif » est plus élevée les jours sans nudge que celle des engagés « négatif ». Ils semblent donc être des consommateurs plus importants et leur degré de flexibilité également. Ce constat est également vérifié lors de la 2^{ème} session avec une réduction de 17 % alors que le groupe engagé négatif voit une augmentation de 13 % et le groupe contrôle une augmentation de 12 %.

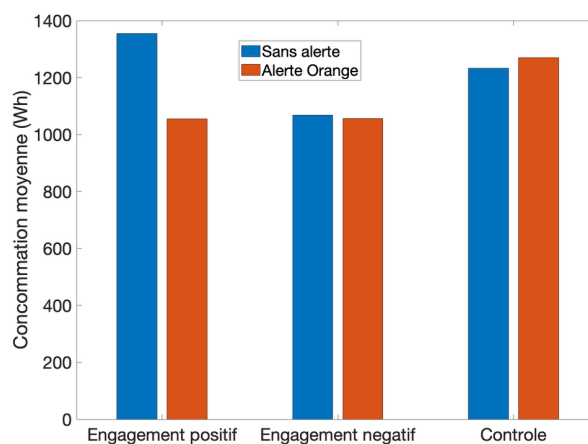


Figure 8 : Consommation moyenne en fonction des groupes engagement positif / négatif ou contrôle pour les jours sans alerte et les jours de nudge lors de la session 1 (Hiver 2020-2021)

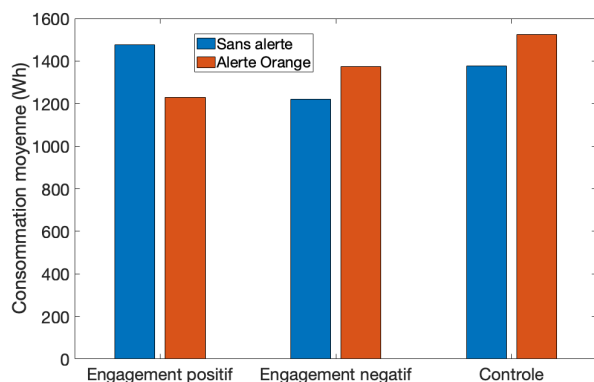


Figure 9 : Consommation moyenne en fonction des groupes engagement positif / négatif ou contrôle pour les jours sans alerte et les jours de nudge lors de la session 2 (Hiver 2020-2021).

Ces résultats valident notre hypothèse de travail et permettent de dégager un potentiel de flexibilité encore plus important que les travaux précédents.

6. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans ce papier, nous avons proposé une étude de la réponse des ménages à des nudges d'effacement de pointe réalisés dans le cadre de l'étude Expesigno. N'ayant pas de retours directs des individus concernés, seules les courbes de charge sont exploitables. Nous proposons 3 tests pour lesquels nous avons étalonné les paramètres à l'aide des données du groupe de contrôle. Ceci a permis d'identifier des ménages ayant probablement répondu à ces nudges. Le groupe ainsi constitué a pu être analysé, faisant ressortir quelques caractéristiques, telles une consommation électrique plus importante, avec une plus grande proportion de chauffage électrique ou d'appoint. Les outils mis en place permettent également de quantifier la flexibilité.

Ces premiers résultats obtenus sur des faibles échantillons d'individus et nombre de jours de nudge sont malgré tout encourageants et offrent de belles perspectives. D'un point de vue méthodologique, la notion de courbe de référence est un axe de recherche capital, tant pour détecter un changement que pour quantifier l'effort fourni par les individus. Mieux comprendre les caractéristiques des ménages ayant répondu doit permettre de continuer à cibler les ménages sensibles aux incitations à l'aide de nudges. Mais elle peut permettre également de comprendre les motivations des ménages moins sensibles aux nudges et proposer ainsi d'autres solutions adaptées. L'objectif étant de

dégager des marges de flexibilités indirectes les plus larges possibles – incitations monétaires, comparaison aux pairs, ...

Une autre perspective concerne l'analyse de la courbe en dehors de la période d'intervention et l'évaluation des actions : est-ce que les ménages s'effacent ou est-ce qu'ils s'organisent pour consommer à d'autres moments (heures faiblement carbonées par exemple).

Enfin, la pérennisation est également un enjeu crucial. Il faudra donc être capable de mettre en place des outils qui permettent de prolonger les actions mises en place.

C'est dans ces directions que les travaux seront poursuivis, notamment à travers le projet FlexTase (ANR-22-PETA-0009).

References

- [1] M.S. Shahid, Nudging electricity consumption in households : A case study of french residential sector. Thèse de doctorat UGA, 7 avril 2022.
- [2] Matias, M. D. C., & Tabak, B. M. Nudges Applied to Energy Conservation: A Literature Review of the Results Achieved in Field Experiments. *Available at SSRN 4821085*.
- [3] Heinrich M., « Habitats, habitants et pratiques énergétiques : intégrer les situations d'habitation dans la modélisation quantitative de la consommation d'énergie domestique ». Thèse de doctorat ENPC, janvier 2024
- [4] Banerjee, Sanchayan and Galizzi, Matteo M, People Are Different! And So Should Be Behavioural Interventions (September 03, 2024). Banerjee, S & Galizzi, M.M. (2024). People Are Different! And So Should Be Behavioural Interventions. In A. Samson (Ed.), *The Behavioral Economics Guide 2024* (pp. 109-118). <https://www.behavioraleconomics.com/be-guide/>, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4946228>
- [5] Sudarshan, A. (2017). Nudges in the marketplace: The response of household electricity consumption to information and monetary incentives. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 134, 320-335.
- [6] Ruokamo, E., Meriläinen, T., Karhinen, S., Rähkä, J., Suur-Uski, P., Timonen, L., & Svento, R. (2022). The effect of information nudges on energy saving: Observations from a randomized field experiment in Finland. *Energy Policy*, 161, 112731.
- [7] Li, Z., Loveday, D., & Demian, P. (2021). Nudging and usage of thermal comfort-related systems. *Energy and Buildings*, 252, 111480.
- [8] Akkouche, R., Selosse, S., & Guerassimoff, G. (2021, June). Nudging occupants' behaviour towards less energy consumption in buildings. In *IAEE 1st Digital Conference*
- [9] M.S. Shahid et al., "Designing and Experimenting Nudge Signals to Act on the Energy Signature of Households for Implementing Indirect Energy Flexibility", in *International Building Performance Simulation Association Conference*, Sept. 2021, Bruges DOI:10.26868/25222708.2021.30962
- [10] M.S. Shahid, Nudging electricity consumption in households : A case study of french residential sector. Thèse de doctorat UGA, 7 avril 2022.