

**Algorithmes de prix et discrimination parfaite**  
*Une théorie concurrentielle en voie de trouver sa  
pratique ?*

Frédéric Marty

## COMITÉ DE RÉDACTION

**Président : Xavier Ragot** (Sciences Po, OFCE)

**Membres : Jérôme Creel** (Sciences Po, OFCE), **Eric Heyer** (Sciences Po, OFCE), **Lionel Nesta** (Université Nice Sophia Antipolis), **Xavier Timbeau** (Sciences Po, OFCE)

## CONTACTS

OFCE  
10 place de Catalogne | 75014 Paris | France  
Tél. +33 1 44 18 54 87

[www.ofce.fr](http://www.ofce.fr)

## CHARTE DE CITATION

Pour citer ce document :

Frédéric Marty, **Algorithmes de prix et discrimination parfaite : Une théorie concurrentielle en voie de trouver sa pratique ?**, *Sciences Po OFCE Working Paper*, n°31, 2017-12-14.

Téléchargé à partir d'URL : [www.ofce.sciences-po.fr/pdf/dtravail/WP2017-31.pdf](http://www.ofce.sciences-po.fr/pdf/dtravail/WP2017-31.pdf)

DOI - ISSN

## À PROPOS DES AUTEURS

**Frédéric Marty** Université Côte d'Azur, GREDEG, CNRS

Also Sciences Po, OFCE, Paris, France

**Email Address:** [frederic.marty@sciencespo.fr](mailto:frederic.marty@sciencespo.fr)

## ABSTRACT

The increasing data availability on consumers' characteristics and behaviour and their capacity of treatment by algorithms make a first-degree price discrimination possible. If this one has not any clear-cut effect on total welfare, it leads to a wealth transfer among market agents. This contribution aims at analysing the capacity to undertake this type of strategy in the digital economy and considers the possible remedies from both competition authorities and consumers.

## RÉSUMÉ

L'accroissement des données disponibles sur les caractéristiques et les comportements des consommateurs ainsi que celui des capacités de traitement de ces dernières par des algorithmes ouvre la voie au développement de stratégies de discrimination tarifaire de premier degré. Si les effets de celles-ci sont ambigus sur le surplus total, elles induisent un transfert de bien-être entre agents économiques. Cette contribution analyse la possibilité de mettre en œuvre de telles stratégies dans l'économie numérique et interroge les possibles réponses tant des pouvoirs publics, que des consommateurs eux-mêmes.

## KEY WORDS

Discrimination, prix, algorithmes, efficience, transferts de bien-être

## JEL

K21, L41.

Le numérique ouvre la voie d'une économie conduite par les algorithmes (Ezrachi et Stucke, 2016a, Abiteboul et Dowek, 2017). Ce phénomène conduit à repenser les modèles d'affaires des entreprises mais également à s'interroger sur ses conséquences sur le jeu concurrentiel. L'extension du domaine de la décision algorithmique est qui plus est annoncée avec le développement de l'Internet des Objets, notamment au travers des assistants personnels (Ezrachi et Stucke, 2016b). En effet, confier l'analyse des besoins et les décisions d'achat à ces derniers pourrait être de nature à renforcer drastiquement la position de marché des entreprises qui les commercialisent. Elles pourraient devenir dès lors des points de contact exclusifs avec le marché et donc devenir des *gatekeepers* en matière d'accès au monde numérique, monde par lequel passera une part croissante des décisions de consommation des agents économiques. De tels questionnements conduisent inexorablement à interroger les évolutions des positions de marché de certains acteurs du monde numérique et à identifier les enjeux posés au droit et à l'économie de la concurrence, tant en termes de caractérisation des différentes théories du dommage concurrentiel que d'identification de remèdes adéquats et proportionnés. Il convient en effet de mettre en regard les risques concurrentiels avec les gains liés au développement de cette économie en termes d'innovations, de développement de nouveaux produits et services de plus en plus dédiés (i.e. ajustés aux besoins individuels) et de moins en moins standardisés, d'accroissement du surplus total et de façon *a priori* paradoxale, de déstabilisation constante des positions de marché (Petit, 2016).

Dans le seul domaine des pratiques anticoncurrentielles, le recours aux algorithmes de prix a pu faire craindre des schémas de collusion reposant sur ces derniers voire initiés par les logiciels eux-mêmes dès lors qu'ils mettent en jeu des technologies d'apprentissage autonome, c'est-à-dire d'intelligence artificielle (Stucke et Ezrachi, 2016a ; Marty, 2017). Dès lors, le domaine de la répression des ententes anticoncurrentielles (article 101 du TFUE) peut être concerné par le développement de cette économie basée sur les algorithmes qu'il s'agisse d'outils logiciels programmés pour colluder, d'émergence d'équilibres de type *hub-and-spoke* permettant une coordination horizontale via une relation verticale avec une plateforme d'intermédiation, ou encore des collusions tacites procédant de l'identification par les logiciels eux-mêmes d'un point d'équilibre stable et mutuellement profitable pour les firmes concurrentes.

Dans le domaine des abus de position dominante, les risques concurrentiels liés aux algorithmes peuvent à la fois porter sur les abus d'éviction et sur les abus d'exploitation. Dans le domaine des abus d'éviction, les affaires traitées par la Commission européenne sur le thème

des algorithmes de recherche montrent qu'il est possible de craindre qu'un opérateur en position dominante ne puisse renforcer celle-ci ou l'étendre à d'autres marchés connexes ou avals au travers d'une manipulation des résultats en faveur de services propres, intégrés verticalement. La problématique est celle des stratégies de levier anticoncurrentielles. Au-delà des questions liées aux stratégies de ventes groupées ou de ventes liées, elle se relie à des questions tenant à l'éventuel caractère de facilité essentielle des données contrôlées ou de la place occupée sur le marché par l'opérateur. Une plateforme peut devenir un opérateur crucial dès lors qu'elle devient le point d'accès quasi-exclusif au marché pour les internautes. Les pratiques de *price steering* conduisant à la présentation de résultats biaisés dans des comparateurs de prix se rattachent également à ce modèle d'abus d'éviction<sup>1</sup>. Le domaine de l'abus d'exploitation peut également se révéler un angle d'analyse pertinent. En se comportant comme un monopole parfaitement discriminant, un opérateur peut extraire l'intégralité du surplus du consommateur en faisant payer à chacun exactement le prix maximal qu'il est prêt à accepter pour l'acquisition du bien ou la consommation du service. La stratégie peut passer par une discrimination par les prix ou par des pratiques de *versioning* conduisant à différencier les caractéristiques techniques ou la qualité de chaque produit ou service en fonction de chaque consommateur.

La question peut être d'ailleurs partiellement traitée en dehors du domaine de l'abus d'exploitation. La discrimination, qui consiste à traiter différemment des consommateurs dont le coût du service est identique, peut en effet induire des distorsions de concurrence sur un marché aval (Geradin et Petit, 2006). De telles distorsions susceptibles de conduire à des abus d'éviction signifiant la sortie du marché de concurrents potentiellement aussi efficaces que l'entreprise dominante. Il s'agit d'une question d'importance dès lors que celle-ci est intégrée verticalement. La possibilité de mettre en œuvre des prix discriminatoires peut également dans

---

<sup>1</sup> La décision Google Shopping prise par la Commission européenne le 27 juin 2017 (IP/17/1784 ; affaire 39740) correspond à ce même mécanisme par lequel une position dominante sur le marché de la recherche en ligne pourrait être instrumentalisée (dans une stratégie de levier anticoncurrentiel) pour orienter les consommateurs non vers les sites les plus attractifs pour eux mais vers des sites affiliés à l'opérateur faisant office de porte d'entrée sur l'Internet. Le *steering* passerait alors par une manipulation des résultats de recherche naturels pour dégrader le classement des sites concurrents au profit des sites vers lesquels l'opérateur veut orienter les clients. Dans l'affaire Google Shopping cette stratégie se serait traduite par une présentation des résultats au-delà de la première page (les internautes se contentant dans leur immense majorité des trois premiers résultats et un infime pourcentage d'entre eux, 5%, allant au-delà de la première page de résultats). Des résultats de recherche manipulés peuvent canaliser sinon déterminer les choix des consommateurs en ligne. Il s'agit du *search engine manipulation effect* (Epstein et Robertson, 2015 et Linskey, 2017). Notons que ce risque est significativement amplifié par le développement des assistants personnels. En effet, ceux-ci peuvent orienter les choix des consommateurs vers des offres déterminées et peuvent encore moins présenter de résultats à ces derniers que le fait un moteur de recherche en ligne. Ce faisant, les consommateurs peuvent voir leur liberté de choix drastiquement réduite via leur enfermement dans un silo (l'assistant devenant la porte d'entrée sur l'Internet). Cela peut poser à la fois un problème en termes de risque d'abus d'exploitation et d'abus d'éviction.

le cadre de l'accumulation (éventuellement asymétrique) de données relatives au comportement des consommateurs permettre de s'engager dans des stratégies d'éviction tenant à des prix d'éviction ciblés ou encore à la promotion des stratégie d'exclusivité via l'imposition à certains clients de pénalités de déloyauté (Office of Fair Trading, 2013).

La question de la discrimination peut également être analysée sous le prisme de l'abus d'exploitation. La discrimination revient à l'exploitation d'un pouvoir de marché. Le problème est alors celui du traitement concurrentiel du transfert de bien-être entre agents économiques qui en découle<sup>2</sup>. La sanction des abus d'exploitation ne demeura longtemps que théorique dans l'application du droit de la concurrence de l'Union européenne (Kühn, 2017 ; Bougette et al., 2017). La difficulté est alors reliée à la définition de ce qu'est un prix abusif (dans le sens d'excessif) mais aussi, dans le cas d'espèce, au traitement, dans le cadre d'une approche les effets, d'une pratique de marché qui peut générer des gains d'efficience tout en se traduisant par des transferts de bien-être entre agents économiques, transferts qui n'auraient pas eu lieu si le prix s'était fixé à son niveau de concurrence pure et parfaite.

Nous traitons successivement de la possibilité de voir émerger du recours aux algorithmes de prix des situations de discriminations susceptibles de contrevenir aux règles de concurrence (I) avant d'envisager les voies de contrôle, notamment en regard du Règlement européen 2016/679 du 27 avril 2016 relatif à la protection des données personnelles (II).

### **I – Algorithmes de prix et abus de position dominante : comment traiter en termes concurrentiels un monopole parfaitement discriminant ?**

Le recours aux algorithmes de prix rend possible la mise en œuvre de tarifications à la fois dynamiques et personnalisées. Celles-ci peuvent permettre à la firme d'accaparer la totalité du surplus du consommateur en ajustant chaque prix à la propension maximale à payer de chaque consommateur (Ezrachi et Stucke, 2016a). Il s'agit de réaliser le cas idéal pour une entreprise, en termes de maximisation du profit, d'un monopole parfaitement discriminant. Le profit est dès lors même plus élevé que celui qui découlerait d'un monopole appliquant des prix indifférenciés. En ne tenant compte que de l'effet sur le surplus total net, une telle situation ne

---

<sup>2</sup> Nous considérons ici les abus qui peuvent résulter de la discrimination basée sur des avantages informationnels dans le cadre des relations entre des producteurs et les consommateurs (logique B2C). Il serait également possible de se pencher sur des stratégies de discrimination pouvant conduire à des abus d'exploitation dans le cadre de relations P2B, c'est-à-dire entre entreprises et plateformes de commerce en ligne. Une plateforme peut imposer, si elle s'avère un point d'accès essentiel au marché pour des offreurs de biens et services, des conditions tarifaires et contractuelles déséquilibrées (potentiellement constitutives d'abus de dépendance économique ou d'abus d'exploitation) ou encore évincer du marché certains acteurs au profit d'opérateurs qui peuvent lui être liés (Commission européenne, 2017b).

saurait, *a priori*, être jugée que comme collectivement souhaitable. Cependant, cet effet net positif n'est guère acquis en tout lieu et en toute circonstance et la discrimination se traduit par un transfert de bien-être entre agents économiques par rapport à la situation qui serait celle d'un équilibre concurrentiel.

Nous présentons successivement le cadre théorique de la discrimination parfaite (A), ses limites (B) et sa possibilité effective de mise en œuvre (C).

### ***A – La discrimination parfaite : une théorie ayant trouvé sa pratique grâce au numérique***

Le développement des algorithmes de tarification dynamique rend possible l'identification progressive mais potentiellement rapide de la propension marginale à payer de chaque consommateur. Cette identification repose sur des techniques d'exploitation de données (*data mining*), sur de discriminations en fonction de l'historique des achats, de la localisation des connexions, de l'analyse des parcours Internet (Krämer et Kalka, 2016). Elle peut également s'appuyer sur la mise en œuvre d'algorithmes reposant sur l'intelligence artificielle.

Les algorithmes reposent sur une économie de la donnée. Les données sur lesquelles les traitements portent sont collectées *ex ante* par l'opérateur concerné ou sont acquises auprès de sites tiers pouvant monétiser les historiques de parcours des internautes. Ils peuvent aussi combiner des données historiques et des données prédictives. Le traitement des données massives permet en effet de générer des données par déduction à partir de l'historique des consommateurs (Autorité de la Concurrence et Bundeskartellamt, 2016). Notons que ces techniques permettent également de déduire des données spécifiques sur un nouvel utilisateur sur un site donné, même sans historique spécifique, à partir des éléments de profils accessibles. L'algorithme permet ensuite de préciser progressivement ces caractéristiques. Dans le même temps, des algorithmes capables d'apprentissage autonome peuvent « comprendre » (sens du mot *intelligence* en Anglais) la structure (le *pattern* explicatif) d'une grande masse de données et en déduire des prédictions sur le comportement des consommateurs, prédictions qui s'ajustent constamment au fil de l'observation des données de marché.

Ces outils pourraient rendre possible une discrimination tarifaire de premier degré conduisant à des prix personnalisés (Shapiro et Varian, 1999 ; Office of Fair Trading, 2013). Il s'agit d'établir chaque prix individuel au niveau de la propension marginale à payer de chaque consommateur (Varian et al., 2004). Ce faisant, l'entreprise serait en position de mettre en œuvre une discrimination parfaite qui n'était jusqu'ici que théorique (Pigou, 1932). Une telle

stratégie se distingue des deux autres types de discrimination qu'il était jusqu'alors possible de mettre en place (Varian, 1989).

La discrimination du deuxième degré désigne des structures de prix qui varient non pas en fonction des caractéristiques des consommateurs mais de la quantité de bien acquise. Le vendeur n'a pas besoin d'acquiescer des informations sur les caractéristiques de l'acheteur. Celui-ci révèle spontanément son type au travers des quantités demandées. De tels tarifs peuvent prendre la forme de remises de fidélité déterminées sur la base des quantités achetées lors de la période précédente. Les tarifs demeurent les mêmes pour des consommateurs achetant des quantités égales quelles que soient leurs propensions à payer individuelles. Cette discrimination peut reposer sur des mécanismes d'auto-sélection des consommateurs à partir de choix d'options. On parle alors de discrimination à partir du menu en ce qu'elle passe par une démarche volontaire d'auto-identification par le consommateur (McAfee, 2008).

La troisième catégorie de prix discriminatoires ne repose pas sur des prix personnalisés mais sur des prix différenciés en fonction des segments de clientèle. Il n'est pas nécessaire de disposer d'une information individuelle sur le consommateur. Il suffit de connaître certaines de ses caractéristiques pour pouvoir le rattacher à un segment dont la demande se caractérise par une certaine élasticité prix. Il est offert à chaque segment des conditions tarifaires spécifiques permettant *a priori* de maximiser la consommation de ses membres. La discrimination de troisième degré consiste à tarifier différemment en fonction de catégories de consommateurs sur la base de critères démographiques et des hypothèses générales qui en découlent quant à la capacité de paiement de chacun de ces groupes.

Il est à noter que dans les industries qui se caractérisent par de forts effets de réseaux, il est possible d'observer une discrimination inverse de troisième degré dans laquelle les primo-adoptants bénéficient de prix moindres que les clients adressant leur demande dans un second temps (OCDE, 2016). Nous retrouvons ici des logiques de différenciations tarifaires basées sur des subventionnements croisés dans le temps entre classes de consommateurs. Il est optimal dans de tels cas de « subventionner » les premiers de façon à atteindre rapidement la taille critique nécessaire pour enclencher les effets de réseaux. Les consommateurs plus tard arrivés doivent payer plus cher pour permettre à l'entreprise de couvrir ses coûts. L'analyse de cette forme de discrimination tarifaire pourrait être étendue aux modèles de type *freemium* dans lesquels les consommateurs bénéficient dans une première partie de leur parcours de consommation d'une gratuité (Kumar, 2014).



Les ressources informationnelles offertes par l'économie numérique à la fois en termes de quantité de données disponibles et de possibilité de traitement peuvent permettre aux entreprises d'affiner sans cesse leur segmentation de clientèle pour faire approcher leur stratégie de discrimination de troisième degré d'une discrimination de premier degré, voire de réaliser directement une discrimination parfaite<sup>3</sup>.

La différenciation entre une stratégie reposant directement sur une discrimination de premier degré et une stratégie revenant à rendre plus précis l'appariement d'un profil de consommateur à un segment donné (discrimination du troisième degré) repose sur la nature de l'information disponible. Deux questions peuvent être posées quant à la nature de l'information qui sert de base à la discrimination.

La première question porte sur l'origine de l'information. Il peut s'agir d'informations personnelles volontairement et consciemment partagées par les internautes (au travers de comptes personnels), d'informations collectées sans qu'ils en soient pleinement conscients au gré de leur navigation (par exemple par le biais de d'indicateurs de navigation (*cookies*), de l'identification de leur adresse IP, de données relatives à leur type de connexion, de système d'exploitation ou d'équipement, ou encore de données collectées sur les réseaux sociaux) et, enfin, d'informations acquises auprès de tiers qui peuvent être des entreprises spécialisées, tels des courtiers de données (*data brokers*)<sup>4</sup>.

La seconde question tient à sa qualification juridique. Nous verrons dans notre seconde partie que ce point est d'importance dès lors que l'on considère les réponses réglementaires qui peuvent être apportées aux risques induits par de possibles discriminations tarifaires. En effet, si une discrimination du premier degré repose sur la collection et l'exploitation de données personnelles, elle tombe sous le coup du règlement européen sur la protection des données entrant en application en mai 2018. Cependant, plusieurs questions peuvent être posées. En effet, une discrimination du troisième degré qui peut par ses résultats approcher d'une discrimination du premier degré peut très bien se faire au travers de données anonymisées et agrégées. De la même façon, la définition des données personnelles peut être pour le moins

---

<sup>3</sup> Le numérique facilite la mise en œuvre des stratégies de discrimination tarifaire en ce qu'il est plus aisé de distinguer les consommateurs les uns des autres, que le pouvoir de marché de certains offreurs permet de limiter les risques de départ de certains segments de clientèles (du fait des *switching costs* et des effets de silos) et que les transactions secondaires peuvent être difficiles pour certains produits ou services (notamment ceux qui requièrent l'identité du consommateur).

<sup>4</sup> Voir sur les enjeux réglementaires relatifs aux *data brokers* se reporter au rapport de la FTC (2014).

extensible dès lors qu'un identifiant de navigation avec un numéro unique peut contribuer à qualifier une information comme telle (Zuiderveen Borgesius, 2016).

La discrimination tarifaire et ses bases étant définies, il est nécessaire de considérer ses effets potentiels. Au point de vue économique, une discrimination parfaite peut être de nature à accroître le surplus global par rapport à un équilibre de concurrence pure et parfaite. Une discrimination parfaite a pour effet d'accroître les quantités échangées à l'équilibre. Elle permet de servir plus de consommateurs (ou de mieux servir les consommateurs). Certains consommateurs qui ne pourraient pas accéder au bien ou au service au prix de concurrence parfaite, le peuvent dès lors. La discrimination peut également avoir pour effet d'accroître le degré de concurrence sur le marché, en favorisant la différenciation des acteurs et en déstabilisant d'éventuelles collusions tacites. Enfin, de façon dynamique, elle renforce les incitations à innover des acteurs de marché. Il serait de plus éventuellement possible d'ajouter qu'en favorisant un foisonnement significatif des prix, elle réduit la transparence du marché et réduit donc la possibilité d'atteindre et de maintenir dans le temps un équilibre collusif (Liu et Serfes, 2007). La discrimination tarifaire est potentiellement génératrice de gains d'efficacité comme le montrent Cohen et al., (2016), à partir de données de prix issues des courses UberX aux Etats-Unis en 2015, l'algorithme de prix de type *surge* utilisé par la compagnie a augmenté de façon très significative le surplus global au travers de la discrimination tarifaire qu'il rend possible.

Une telle situation pourrait ne pas susciter de soucis en regard des règles de concurrence sachant que le principe de base des politiques de concurrence actuelles est de prendre en considération un seul et unique critère, celui de l'efficacité économique (Salop, 2009). Bien que le critère soit celui de la maximisation du bien-être du consommateur, ce dernier est souvent assimilé au bien-être global dans la mesure où un critère de compensation hypothétique à la Kaldor-Hicks demeure sous-jacent. Si le gain net est positif, l'entreprise dominante reversera les gains d'efficacité aux consommateurs. L'impact de la discrimination sur le surplus global peut être positif malgré un effet négatif sur celui du consommateur. En effet, l'exemple de la discrimination parfaite par les prix le montre : certaines pratiques susceptibles d'accroître le surplus global agrégé (sommant ceux des consommateurs et ceux des producteurs) peuvent s'accompagner d'une réduction concomitante du bien-être du consommateur dès lors que le producteur s'approprie plus que la totalité du surplus additionnel généré (Miller, 2014).

En d'autres termes, les gains d'efficacité pourraient se payer pour certains consommateurs individuels par des prix plus élevés (dès lors que leur propension à payer est

supérieure au prix de concurrence parfaite) et moins de choix (dès lors que la personnalisation ne porte plus simplement sur le bien et service mis sur le marché mais également sur ses caractéristiques et sa qualité). L'effet de la discrimination peut à la fois passer sur les prix et sur les caractéristiques des produits eux-mêmes (Carroll et Coates, 1999). En effet, les stratégies de *versioning* conduisent en effet à jouer non seulement sur le prix affiché mais également sur la qualité et la performance de chaque produit vendu à chaque consommateur (Deneckere et MacAfee, 1996 ; Grunes et Stucke, 2015). Un exemple de *versioning* a pu être apporté par IBM dont les imprimantes LaserPrinter étaient déclinées en plusieurs versions dont les performances variaient en termes de vitesse d'impression (McAfee, 2008). La sensibilité des consommateurs en ligne au *versioning* est d'autant plus forte qu'ils se laissent d'autant plus aisément guider par les algorithmes que l'éventail des choix ouvert est large (notion de *tyrannie des choix possibles*) et qu'il est plus aisé d'apprécier le gain réalisé en termes de prix que la perte en termes de qualité du produit (Punj, 2012). Le *versioning* permet donc de faire un sur-mesure *négatif* au prix un prêt à porter (i.e. au prix du produit standard).

Une discrimination de premier degré peut conduire à des effets particulièrement préjudiciables en termes de surplus du consommateur comme le montrent certaines simulations numériques. Par exemple, Shiller et Waldfogel (2011) ont estimé qu'une politique de discrimination parfaite sur iTunes pourrait accroître les revenus d'Apple de 50 à 66% au prix d'une réduction du surplus du consommateur de 25 à 33%. De la même façon, Shiller (2014) montre qu'une discrimination parfaite des prix de la plateforme de vidéos en ligne Netflix pourrait permettre d'accroître sa marge de 12% au détriment du surplus du consommateur qui baisserait alors de 8%.

Dans le même temps, l'effet même sur le surplus global a pu être discuté par des modèles d'économie industrielle (Stole, 2007 ; Bergemann et al., 2015). Le résultat final d'une discrimination de premier degré sur le bien-être agrégé est en effet très dépendant des hypothèses initiales (Acquisti et Varian, 2005). Les modèles d'économie industrielles montrent que la discrimination peut être un levier non pas uniquement pour accroître les marges de l'entreprise mais pour renforcer sa d'une position dominante (Elhauge, 2009). Il s'agit alors de *partitioning strategies* (OCDE, 2016).

L'effet de la discrimination sur les consommateurs est également discuté dans la littérature académique, notamment dans le cadre de modèles à deux périodes (Bourreau et al., 2017 ; Sautel 2017). En situation de concurrence, les firmes peuvent s'avérer agressives en première période pour acquérir de l'information (Fudenberg et Tirole, 2000). A l'inverse, une

firme en monopole pourrait imposer en première période des prix élevés pour déterminer quels sont ses clients captifs et entamer une stratégie de discrimination en seconde période visant à servir ses clients potentiels dont la capacité de paiement est moindre. Il apparaît que dès lors que la concurrence est faible, le gain potentiel pour le consommateur est des plus incertains (Bergemann et al., 2015).

Il convient enfin de noter que la mise en évidence des possibilités de stratégies de discrimination tarifaire de la part des opérateurs de l'économie numérique peut sembler aller à l'encontre des risques soulevés de développement et de facilitation des collusions par les algorithmes, tels que soulevés dans la littérature académique. En effet la différenciation des prix a pour effet de réduire significativement la transparence du marché et donc de mettre à mal la capacité des algorithmes à réaliser un balayage en temps réel des conditions de marché et à ajuster les prix pour atteindre ou maintenir un équilibre de collusion tacite. Cependant, pour Ezrachi et Stucke (2017c) les deux stratégies peuvent être, dans une certaine mesure, combinées. En effet, les consommateurs les plus « passifs », c'est-à-dire ce qui vont directement vers le site marchand, qui ont une faible élasticité prix de la demande et qui ne semblent pas considérer des options de sorties (hésitation, achats laissés dans le panier, consultation de comparateurs de prix) peuvent faire l'objet de comportements collusifs. A l'inverse, l'entreprise doit mettre en œuvre une “scalable, data-driven micro-targeting policy” to attract the high-value customers” (Ezrachi et Stucke, 2017c, p.15). De la même façon, des entreprises concurrentes, même dotées de positions de marché hétérogènes, peuvent avoir intérêt à échanger des informations sur leurs clients respectifs de façon à affiner leurs stratégies respectives de discrimination tarifaire (De Nijs, 2017). Il apparaît en outre qu'un des effets de la discrimination est de réduire paradoxalement la pression exercée par les consommateurs sur les firmes concurrentes, et donc l'intensité concurrentielle, en réduisant leurs capacités à comparer les prix (Bourreau et al., 2017).

Il apparaît donc que les gains en termes de bien-être du consommateur ou du moins de bien-être total liés à la discrimination de premier degré sont pour le moins incertains. Sont-ils pour autant acquis à l'entreprise qui la mettrait en œuvre ?

### ***B – Les limites des stratégies de discrimination parfaite***

Une discrimination de premier degré peut en effet se heurter à plusieurs difficultés tenant aux contre-pouvoirs des concurrents, à l'action des autorités de concurrence et au pouvoir compensateur des consommateurs.

## 1) Les contreponds concurrentiels

Une première difficulté en matière de mise en œuvre d'une stratégie de discrimination parfaite est concurrentielle. La firme doit être effectivement en position de monopole. Malgré les phénomènes d'ultra-dominance propre à l'économie numérique, cette condition est difficile à satisfaire. En effet, une concurrence même potentielle peut suffire à discipliner le monopole. Dans le même temps, la concurrence qui s'exerce sur les opérateurs dominants de l'économie numérique est une concurrence élargie qui dépasse celle des marchés pertinents actuels. Les phénomènes de convergence et de *disruption* font que la menace concurrentielle demeure élevée malgré des positions de dominance *a priori* écrasantes (Petit, 2016).

Comme le montre le rapport conjoint de l'Autorité de la concurrence et du Bundeskartellamt (2016), une discrimination tarifaire ne peut être efficacement menée en dehors d'une situation de monopole. Dès lors qu'un opérateur appliquerait un prix unique, tous les consommateurs dont la propension marginale à payer est supérieure à celui-ci s'orienteraient vers ses concurrents. La question de la praticabilité d'une telle discrimination peut également être posée en regard de la possibilité de transactions secondaires. En effet, le développement des plateformes d'intermédiation en ligne basées sur l'économie du partage peut avoir pour effet de contrecarrer ces possibilités. Les consommateurs peuvent réaliser des transactions secondaires à partir de la revente des produits (neufs ou d'occasion) ou de la location de capacités sous-utilisées. Ainsi, une firme même en situation de monopole peut avoir à faire face à la concurrence des produits qu'elle a déjà vendue. Il est à noter même phénomène peut s'observer pour la concurrence implicite exercée par le parc d'équipements vendus aux périodes précédentes pour une firme en situation de monopole sur un bien durable. Elle ne peut dans de telles conditions exercer son pouvoir de marché dans la mesure où les consommateurs peuvent différer leurs décisions de renouvellement des équipements (Coase, 1972 ; Goettler et Gordon, 2011).

## 2) L'action des autorités de concurrence

Une deuxième difficulté tient à la nécessaire conformité de la différenciation tarifaire aux règles de concurrence (Kochelek, 2009). Celles-ci ne permettent ni à un opérateur dominant de traiter différemment des agents dans des situations comparables ni de verrouiller l'accès au marché des concurrents. La sanction de la discrimination peut donc être envisagée sous l'angle de cette différence de traitement ou de ses effets concurrentiels sur un segment de marché aval.

En d'autres termes, elle peut s'opérer au travers de la notion d'abus d'éviction et donc éviter la catégorie juridique de l'abus d'exploitation vis-à-vis de laquelle la Commission européenne a toujours fait montre d'une extrême réticence (Peeperkorn, 2008 ; Bougette et al., 2017). Raisonner en termes d'abus d'éviction évite les écueils de la définition d'un prix excessif (OCDE, 2011) et qu'elle peut reposer sur une jurisprudence riche et stabilisée en matière de droit de l'Union européenne, comme en témoigne par exemple la communication de février 2009 de la Commission quant à ses priorités en matière de mise en œuvre de l'article 82 (actuel article 102). Il n'en demeure pas moins que cela conduit à occulter la manifestation première de l'abus de pouvoir économique : la capacité à exercer un pouvoir de coercition pour imposer des conditions tarifaires déséquilibrées.

L'abus d'exploitation est en effet un élément central dans la compréhension des effets de la discrimination tarifaire. Le pouvoir économique procède en l'espèce de la capacité à accumuler, traiter et utiliser les données (Newman, 2014). La discrimination par les prix peut se traduire par un accroissement inédit des pouvoirs économiques privés. En effet, l'un des avantages d'Internet pour les consommateurs peut disparaître : celui de la transparence du marché. L'opacité sur la collecte et l'utilisation des marchés, se double pour le consommateur par une opacité sur les réelles conditions tarifaires qui lui sont appliquées<sup>5</sup>. La transaction est donc potentiellement déséquilibrée sur la base de l'avantage informationnel sans cesse grandissant que l'opérateur numérique a sur lui. L'avantage ne réside plus seulement dans des phénomènes de rareté économique (i.e. d'absence d'alternative dans la transaction) mais également à la capacité de disposer d'un avantage informationnel et de pouvoir le traduire instantanément dans des prix spécifiques à chaque contrepartie potentielle. En effet, dans le modèle d'une discrimination pure les consommateurs dont les propensions à payer étaient supérieures au prix de concurrence parfaite ne retirent plus aucun surplus de l'échange. La transaction peut être efficace économiquement en regard de son effet sur le bien-être global mais elle peut être considérée comme déraisonnable en regard de ses effets sur la distribution du bien-être dans la société (Commons, 1931).

Si la discrimination peut être sanctionnée dès lors que des agents pourtant dans la même situation sont traités différemment au risque d'induire des distorsions de concurrence, sanctionner des prix excessifs est bien moins aisé au point de vue du droit de la concurrence. Aux Etats-Unis, la jurisprudence concurrentielle, en l'espèce l'arrêt Eastman Kodak de 1979,

---

<sup>5</sup> La différenciation tarifaire ne se fait pas au travers de différences dans les prix catalogues mais principalement au travers de remises transmises en temps réel au consommateur.

considère qu'il est tout à fait légitime qu'un opérateur doté d'un pouvoir de marché et qui doit ce dernier à ses propres mérites pratique des prix au-delà de leurs niveaux théoriques de concurrence pure et parfaite. Au sein de l'Union européenne, il est plus aisé de parler de prix abusif pour des prix d'éviction que pour des prix excessifs, souvent faute de pouvoir disposer d'un contrefactuel robuste<sup>6</sup>. L'éclipse de la notion d'abus d'exploitation peut s'expliquer dans ce cadre (Akman, 2009). Notons cependant que le problème des stratégies de prix menées par les plateformes d'intermédiation électronique tient également au fait qu'elles peuvent obtenir des transferts de bien-être non seulement sur le versant « consommateurs » de leur activité mais également sur le versant « offreur de services » en plaçant les prix des services au niveau du prix de réservation de l'offreur (Marty, 2017). Sa position de force vis-à-vis de ces derniers tient à l'avantage informationnel dont elle peut bénéficier mais aussi au fait qu'elle constitue un passage obligé pour leur accès au marché (*gatekeeper*). Elle peut par exemple déformer les règles de tarifications sur les deux versants pour maximiser le prix payé par le consommateur et pour minimiser le paiement fait à l'offreur comme le montrent Ezrachi et Stucke (2017a) pour le cas des *ebooks*.

La sanction des stratégies de discrimination tarifaire au travers des outils traditionnels à disposition des autorités de concurrence ne va donc pas d'elle-même. Les règles de concurrence sont appliquées dans une logique de promotion de l'efficacité économique, en d'autres termes de maximisation du surplus, sans prise en considération des effets en termes de répartition sociale du bien-être (Orbach, 2011 ; Bougette et al., 2015).

### **3) Le pouvoir compensateur des consommateurs**

Les pratiques unilatérales des opérateurs peuvent se heurter aux réactions de leurs concurrents, au contrôle des autorités de concurrence mais également à l'éventuel pouvoir de marché compensateur des consommateurs que cela soit par leurs décisions d'achat (Punj, 2012 ; Pires et al, 2006) ou par leurs réactions vis-à-vis de l'opérateur en cause ou du produit vendu (Archak et al., 2011).

---

<sup>6</sup> Il convient en effet d'envisager cette question à la lumière de l'opinion AG Wahl en avril 2017 qui semble considérer que les prix excessifs ne peuvent être le fait que d'entreprises titulaires de droits exclusifs i.e. de monopoles historiques dans les industries de réseaux.

Conclusions de l'Avocat Général Nils Wahl, présentées le 6 avril 2017 dans l'affaire C-177/16, Biedrība « Autortiesību un komunikācijai konsultāciju aģentūra – Latvijas Autoru apvienība » contre Konkurences padome (demande de décision préjudicielle présentée par l'Augstākā tiesa (Cour suprême, Lettonie)).

Pour autant, de nombreux modèles d'économie industrielle permettent de caractériser des pratiques de prix excessifs (par exemple envers les consommateurs) ou de prix insuffisants (par exemple imposés aux fournisseurs). La faible diffusion de ces modèles dans la pratique décisionnelle s'explique sans doute par le caractère très dépendant de leurs résultats aux choix des paramètres (Bougette et al., 2017).

En effet, les pratiques de discriminations tarifaires peuvent se heurter aux perceptions négatives que peuvent en avoir les consommateurs. Des conditions différentes d'un individu à l'autre et des pratiques jugées opaques peuvent donner lieu à un sentiment de *price unfairness* (Miller, 2014). L'effet réputationnel peut être d'autant plus négatif que la discrimination par les prix peut également exploiter des biais informationnels ou comportementaux des consommateurs (Armstrong et Vickers, 2012). Il en est par exemple ainsi des stratégies de prix partitionnés (*drip pricing*) dans lesquelles les consommateurs ne perçoivent que l'une des composantes du prix (Morwitz et al., 1998 ; Xia et Monroe, 2004). Les consommateurs, pourtant exposés à de fortes différences de prix pour un même service dans de nombreux secteurs (dont celui des réservations aériennes), ont des perceptions très négatives de ces pratiques tarifaires. Cela tient au phénomène d'aversion aux pertes et aux regrets (Loomes et Sugden, 1982) mais aussi à l'opacité même d'un processus qui repose en outre sur l'exploitation d'un avantage informationnel au détriment des consommateurs (Turrow, 2011).

Une désaffection vis-à-vis de l'entité ne peut être exclue. Elle peut se traduire par le passage à un opérateur concurrent même si celui-ci paraît moins attractif aux yeux des consommateurs (Miettinen et Stenbacka, 2015). Elle peut également ouvrir espace de marché potentiel pour un nouvel entrant communiquant sur la transparence, la neutralité de ses pratiques voire la non utilisation de données personnelles (Casadesus-Massanell et Hervás-Drane, 2015). Le précédent de la tentative de mise en œuvre d'une tarification dynamique par Amazon au début des années deux mille est alors riche d'enseignements (Edwards, 2006). Il avait été reproché à celle-ci d'avoir expérimenté des rabais aléatoires pour estimer la propension à payer de ses clients. Cette attitude avait notamment donné lieu à de vives critiques de la part des media sur la base de considérations d'équité<sup>7</sup>.

### ***C- Une bulle théorique ? Les évaluations empiriques***

Cependant, un risque est à prendre en considération dans l'analyse des stratégies de discrimination parfaite par les prix : celui d'une exagération des réelles capacités des opérateurs à les mettre en œuvre. Le développement d'une réflexion théorique sur le sujet relèverait de l'effet de mode ou pour reprendre les termes de la littérature académique anglo-saxonne, de celui de la *théorie zombie* (Schrepel, 2017). Il convient donc de se demander si le développement de l'économie numérique est effectivement à même de favoriser ce genre de

---

<sup>7</sup> Voir notamment la chronique publiée le 4 octobre 2000 par Paul Krugman dans le *New York Times* : « Reckognings ; What Price Fairness », <http://www.nytimes.com/2000/10/04/opinion/reckognings-what-price-fairness.html>



pratiques tarifaires et celles-ci sont réellement susceptibles de porter préjudice au consommateur ?

Comme le relève l'OCDE (2016), la discrimination parfaite par les prix suppose que quelques conditions restrictives soient réunies en matière de caractéristiques de la courbe de demande, d'impossibilité de mise en place de transactions secondaires entre les consommateurs et d'identification de leurs capacités maximales à payer.

Le premier point est à mettre en regard avec les effets de réseaux qui contribuent, notamment sur les plateformes d'intermédiation électronique, à créer de fortes concentrations du pouvoir de marché, lesquelles sont particulièrement difficiles à remettre en cause par les seuls effets de la concurrence. Sur les marchés numériques, la capacité à discriminer est plus forte que sur des marchés traditionnels dans la mesure où le coût marginal d'une unité additionnelle de bien vendu est proche de zéro et que ce faisant, la discrimination peut aider à amortir les coûts fixes.

Un deuxième point tient aux capacités des consommateurs à revendre leurs biens ou à en partager l'usage. A nouveau, l'effet des plateformes doit être balancé avec les impacts potentiels des systèmes de protection électroniques (de type DRM, blocage géographique, ...).

Un troisième point tient dans l'évaluation des possibilités pour les opérateurs à estimer effectivement la capacité à payer des consommateurs. La solution mise en place par Amazon, que nous avons évoquée *supra*, reposait sur des tests de prix systématiques visant à reconstituer les paramètres des courbes de demande. Le retrait de ces pratiques ne signifie pas pour le renoncement à toute possibilité d'estimer ces fonctions de demande (OCDE, 2016). En effet, des pratiques de changements de prix très fréquents peuvent permettre d'en construire des approximations. En effet, Anderson et Simester (2010) montrent à partir d'une expérimentation de 28 mois sur 50 000 consommateurs que ces derniers ne réagissent pas négativement à de fréquentes variations de prix. La discrimination peut en effet reposer sur des caractéristiques des consommateurs, notamment géographiques, ou sur leurs comportements. En matière géographique, des biais ont été relevés sur le marché des e-books (Mikians et al., 2012). Il a également été montré que les prix en ligne peuvent varier en fonction de l'éloignement de l'Internaute par rapport à des commerces « en dur » concurrents (OCDE, 2016). En matière comportementale, au-delà de l'analyse du parcours en ligne, les attitudes des consommateurs peuvent également être modélisées de façon progressive à partir de ses réactions à des coupons de réduction lui parvenant en ligne au fil de ses déplacements (OCDE, 2016).

En outre le développement de l'IA offre de fortes potentialités en matière d'algorithmes prédictifs sur la base du comportement passé des acheteurs en ligne. De la même façon, le fonctionnement même de certaines plateformes d'intermédiation électronique contribue à révéler les fonctions de demande des consommateurs. Il est par exemple ainsi des sites mettant en œuvre des logiques d'enchères comme l'algorithme de *surge* d'Uber<sup>8</sup> ou les ventes de place de concert sur e-Bay (OCDE, 2016).

Ce faisant la possibilité de mettre en œuvre des stratégies de discrimination de premier rang tant à partir des données sur les caractéristiques des consommateurs que sur leur comportement semble de moins en moins théorique (Ezrachi et Stucke, 2016c). Les ressources potentielles offertes aux firmes seraient celles d'un démarcheur à domicile connaissant parfaitement la capacité maximale à payer de ses prospects mais également leurs besoins du moment, leur comportement (en termes d'habitudes mais aussi de faiblesses par exemple en matière d'achat d'impulsion). La capacité non seulement à extraire le bien être du consommateur mais également à distordre ses choix serait inédite (Ezrachi et Stucke, 2017d).

Existe-t-il pour autant des preuves empiriques de mise en œuvre de discrimination par les prix via les algorithmes ? Des pratiques de différenciations tarifaires en fonction des localisations des adresses IP ont fréquemment été relevées, suscitant d'évidentes préoccupations au sein de l'UE du fait des risques de fragmentation du marché intérieur<sup>9</sup>. Elles ont également été relevées sur la base des modes de connexion, selon que celle-ci se fasse par Internet mobile ou fixe, qu'elle se fasse directement ou via un comparateur de prix (Hannak et al., 2014). Cependant, l'état des lieux peut apparaître paradoxal. En effet, l'évaluation des pratiques pourrait conduire à un nombre de cas relevés étonnamment réduit par rapport aux potentialités offertes par l'économie numérique (Zuiderveen Borgesius et Poort, 2017). En effet, des études réalisées sur les prix du transport aérien et sur des sites de e-commerce américains conduisent à des résultats divergents.

Dans le domaine du transport aérien, Vissers et al. (2014) concluent après une expérimentation de trois semaines sur 66 profils d'utilisateurs fictifs que les prix des 25 compagnies analysées ne varient pas dans une logique de discrimination de premier ordre<sup>10</sup>.

---

<sup>8</sup> L'ajustement dynamique des prix correspond à une variation des prix en temps réel pour s'ajuster aux conditions de trafic, à la disponibilité des chauffeurs mais aussi au niveau de la demande (Li et Xie, 2017). Il s'agit donc d'un modèle de tarification des pointes de demande qui peut effectivement conduire en situation de tension à une élévation spectaculaire des prix sans qu'il ne s'agisse obligatoirement de l'exercice d'un pouvoir de marché mais simplement une traduction du coût marginal d'une unité additionnelle de demande (Boiteux, 1949 ; Peter, 1957).

<sup>9</sup> Voir la proposition de la Commission européenne (2016) relative aux pratiques de géoblocage sur Internet.

<sup>10</sup> En termes de profils ou encore de localisation géographique des requêtes.

Pour autant, l'observation de ces derniers révèle une volatilité très élevée pouvant s'expliquer par des contraintes réglementaires ou techniques. Cette conclusion ne se retrouve pas dans le secteur du e-commerce. Hannak et al., (2014) ont mené une analyse empirique à partir de 300 comptes d'utilisateurs pour 16 sites de e-commerce aux Etats-Unis. Ils ont pu mettre en évidence pour certains d'entre eux non seulement des stratégies de discrimination par les prix en fonction des profils des consommateurs mais également des stratégies de *price steering*. Celles-ci sont d'autant plus intéressantes à considérer qu'elles ne jouent pas sur les prix effectivement proposés par les sites mais sur des présentations biaisées des résultats. Par exemple, des utilisateurs de produits Apple se voyaient proposer en première page des résultats de recherche des hôtels plus chers que ceux proposés aux utilisateurs des systèmes d'exploitation concurrents comme s'il était fait l'hypothèse que leurs capacités de paiements étaient supérieures.

L'un des problèmes à prendre en considération lorsqu'il s'agit d'évaluer les pratiques de prix discriminateurs en ligne tient à la difficulté de séparer ce qui résulte d'une pratique de discrimination de la différenciation tarifaire qui découle des mécanismes de tarification dynamique, comme cela est par exemple le cas pour les billets d'avion. L'évaluation de la part respective des deux phénomènes est d'autant plus difficile à réaliser que les contrefactuels ne sont pas évidents. En effet, la désactivation de témoins de navigation (*cookies*) peut certes être corrélée avec un changement de prix mais cela ne donne aucune certitude en termes de lien de causalité (Zuiderveen Borgesius et Poort, 2017).

## **II - Quelles pistes de régulation et quels contrepoids concurrentiels ?**

Les problèmes concurrentiels soulevés par les algorithmes de prix questionnent les finalités même de la politique de concurrence. Une discrimination parfaite par les prix peut accroître sous certaines conditions le surplus total mais porte préjudice au consommateur. Aussi nous envisageons successivement les réponses que peuvent apporter les autorités de concurrence (A) et les contrepoids que peuvent exercer les parties prenantes (B), en accordant une attention particulière au Règlement européen de 2016 relatif à la protection des données personnelles.

### ***A- L'action des pouvoirs publics***

L'ajustement des prix en temps réel et leur individualisation posent moins de problèmes en termes d'efficacité globale qu'en termes de répartition du bien-être entre les acteurs du marché. La question est donc celle de savoir s'il est légitime (et efficace) de considérer que les règles de concurrence doivent limiter les possibilités d'exercice de tels pouvoirs de marché et donc

éviter les transferts de bien-être indus entre agents économiques (Woodcock, 2017). Il peut être également possible de considérer les ressources des règles de protection des consommateurs contre les pratiques inéquitables et celles apportées par le règlement relatif à la protection des données personnelles

- *De la protection du consommateur contre les pratiques commerciales déloyales aux considérations d'équité dans la politique de concurrence*

Au-delà du strict cadre des règles de concurrence, il pourrait s'agir d'utiliser d'autres ressources légales, telles celles afférentes à la loyauté des relations commerciales ou à la protection des consommateurs (Marty, 2013). Cependant, ces voies ne doivent être que des compléments et non des substituts à l'activation des règles de concurrence. Or, celle-ci ne va pas d'elle-même dans certaines des situations décrites *supra*. Ces ressources pourraient résider dans la sanction des *unfair commercial practices* au sens du FTC Act américain<sup>11</sup> ou encore dans le droit des pratiques restrictives français. Le *petit droit de la concurrence* peut être utilisé en matière d'abus d'exploitation comme on le voit par exemple en matière de sanction des abus de dépendance économique dans le cas français (Marty et Reis, 2013). Il s'agit donc pour le droit de se ressaisir des questions de déséquilibres contractuels (Jacomino, 2015), de raisonabilité et de *fairness* dans le sens états-unien du terme (Blair et Sokol, 2013). Il s'agit de fait de reconnaître que ces dimensions ont un rôle légitime dans la défense de l'ordre concurrentiel, lequel ne se limite pas à la seule recherche de l'efficacité économique (Ullrich, 2003).

En effet, considérer que les règles de concurrence ont un rôle à jouer dans la limitation de la capacité de certains agents de mettre en œuvre leurs pouvoirs de marché pour mettre en œuvre des abus d'exploitation fait écho à des conceptions de la politique de la concurrence progressivement marginalisées par la montée en puissance de la conception chicagoëenne qui s'est notamment traduite au sein de l'Union européenne par l'adoption de l'approche dite plus économique. Aux Etats-Unis, certaines interprétations du Sherman Act, s'éloignant de la vision qu'a imposé à partir des années soixante-dix l'Ecole de Chicago, ne voient pas dans la législation Antitrust (seulement) un outil de promotion de l'efficacité économique mais une

---

<sup>11</sup> Voir à ce sujet MacCarthy (2010). Il est à noter que la notion d'*unfair practices* a connu une interprétation restrictive depuis l'édiction du FTC Act en 1914. Il est passé de notions relatives à des conditions de transaction déraisonnables relevant de pouvoirs de négociations déséquilibrés à une notion de tromperie du consommateur (*deceptive*). Plus globalement, le revirement de la jurisprudence américaine Antitrust dans un sens favorable aux grandes entreprises sous l'influence de l'Ecole de Chicago (Bougette et al., 2015), est également observable en matière de droit de la consommation (Helveston, 2015).

voie de compromis entre les grandes entreprises et les autres parties prenantes, imposée par le législateur, pour limiter les capacités des premières à accaparer la totalité des gains de surplus (Baker, 2012).

Il existe un réel débat dans la littérature académique quant à l'attitude que devraient adopter les pouvoirs publics quant à ces problématiques. Prohiber les pratiques de tarifications dynamiques et personnalisées reviendrait à renoncer à des gains d'efficience et à écarter du marché certains consommateurs (Newman, 2014). Réguler les firmes (quant aux données et aux algorithmes) pourrait être excessivement coûteux et serait difficile à réaliser. Une autre solution serait de répondre à la question même du pouvoir de marché des firmes. Comme nous l'avons vu les stratégies de discrimination parfaite par les prix supposent une position de monopole. Il s'ensuit des préconisations tenant à des remèdes structurels pour obtenir une déconcentration du marché.

Nous retrouvons ainsi des arguments des années soixante que nous avons relevés *supra* mais appliqués en l'espèce aux géants de l'Internet. Face aux difficultés à apporter des réponses *ex ante* par la régulation ou *ex post* par l'activation des règles de concurrence, apporter des réponses structurelles permettrait de réduire le pouvoir de marché des opérateurs sans pour autant prohiber les comportements potentiellement porteurs de gains d'efficience (Woodcock, 2017). D'autres approches, enfin, traitent du contrôle du pouvoir de marché privé dans notre *second gilded age* mettant en relation les impacts du renforcement du pouvoir économique sur le pouvoir politique, considérant que l'Antitrust n'est qu'un élément de réponse parmi d'autres pour répondre aux problèmes posés par la concentration des structures de marché (Teachout et Khan, 2014). Le retour des arguments structuralistes, porté notamment aux Etats-Unis par le *New Brandeis Movement*, ne doit cependant pas occulter le fait que si les phénomènes d'ultra-dominance propres à l'économie numérique (et à ses effets de réseaux) sont des facteurs aggravants en matière de discriminations, celles-ci peuvent émaner d'opérateurs ne disposant pas d'une position dominante sur un segment de marché donné au sens des règles de concurrence (Miller, 2014).

Les problématiques induites par les pratiques de discrimination dépassent le seul champ concurrentiel. Elles peuvent poser des problèmes plus généraux en termes d'efficacité économique et de répartition.

En matière d'efficacité tout d'abord, si la discrimination tarifaire passe par des conditions opaques pour les consommateurs, elle pose au-delà des questions de maximisation de surplus,

des questions quant à la disparition des signaux de prix. La transparence de la formation des prix et donc le caractère libre et non faussé de la concurrence sont des paramètres essentiels pour que l'ordre concurrentiel satisfasse aux conditions d'une justice distributive (Elegido, 2011) dans la mesure où on ne traite plus de la même façon des consommateurs pourtant dans des conditions identiques. En matière de répartition ensuite, la prise en compte de ces dimensions pose des problèmes de discrimination entre différents utilisateurs de plateformes électroniques. Non seulement l'algorithme de prix peut conduire à des décisions différenciées entre des *high value consumers* et des *low value consumers*. Cette différenciation serait de nature à accroître les inégalités sociales. Le même phénomène peut d'ailleurs exister sur le second versant des plateformes d'intermédiations électroniques : celui des offreurs de services (Marty, 2018). En effet, il a pu être démontré que les prix des services pouvaient varier en fonction du profil des offreurs pour certaines prestations (Miller, 2014).

- *La prise en compte des enjeux liés à la protection des données personnelles*

Les risques de confirmation et d'accroissement des inégalités sociales ont pu être mis en évidence (Wilbanks et Topol, 2016), notamment en matière d'accès au crédit ou à l'emploi pour certaines populations déjà marginalisées ou discriminées (FTC, 2016). De tels risques sont particulièrement significatifs pour des algorithmes utilisant l'intelligence artificielle en ce notamment est que l'algorithme se construit automatiquement sur la base des possibles biais préexistants dans son échantillon de calage et qu'il peut les accroître ou en acquérir d'autres de façon autonome et donc en dehors de toute maîtrise de son utilisateur au travers de ses boucles d'apprentissage (FTC, 2016 ; Barocas et Selbst, 2016 ; Wachter, 2017).

L'encadrement des risques liés à la discrimination tarifaire pourrait également s'appuyer comme nous l'avons noté *supra* sur le Règlement (UE) 2016/679 du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données. Son article 22 donne aux individus un droit d'opposition à la prise de décisions individuelles entièrement automatisées. Il indique que la « personne concernée a le droit de ne pas faire l'objet d'une décision fondée exclusivement sur un traitement automatisé, y compris le profilage, produisant des effets juridiques la concernant ou l'affectant de manière significative de façon similaire ». Le Règlement définit le profilage comme « toute forme de traitement automatisé de données à caractère personnel consistant à utiliser ces données à caractère personnel pour évaluer certains aspects personnels relatifs à une personne physique, notamment pour analyser ou prédire des éléments concernant le rendement au travail, la situation économique, la santé, les préférences

personnelles, les intérêts, la fiabilité, le comportement, la localisation ou les déplacements de cette personne physique ».

Des algorithmes de prix peuvent correspondre à de tels critères dans le cadre de prix personnalisés. La question de la possibilité de mettre en place une discrimination de premier degré pourrait être posée (Steppe, 2017). Cependant, les stratégies de discrimination tarifaire mises en place correspondent principalement à des discriminations de troisième degré où il s'agit de collecter massivement des informations pour prédire à quelle catégorie de consommateur (à quel *pattern*) l'individu connecté semble le mieux se rattacher au vu de l'analyse de son comportement même si l'anonymat de ce dernier n'est pas levé. Un internaute se connectant via un VPN ne divulgue pas son identité. Une collecte d'informations anonymisées et un traitement automatique de celles-ci pour fixer les prix pourraient ne pas tomber sous le coup du règlement européen. Par exemple, le *Smart Pricing System* de Airbnb ou le mécanisme de *Surge Pricing* de Uber traitent des données relatives à des objets, à des relations ou à des événements et non directement reliées à des individus (Steppe, 2017).

Si la discrimination repose sur des *rough and ready indicators* (Miller, 2014) i.e. si elle repose toujours sur des logiques de troisième degré, elle pourrait échapper aux effets du Règlement. En effet, les informations sur lesquelles reposent les stratégies des firmes relèvent bien plus de la catégorie des données massives<sup>12</sup>. L'accumulation continue de données permet de prédire de plus en plus finement la décision du consommateur à partir d'une induction obtenue de quelques éléments relatifs à son comportement. Les algorithmes, notamment ceux mobilisant l'intelligence artificielle, reposent sur des logiques inductives d'établissement de corrélations sur la base de données massives. La nature personnelle des données sur lesquelles portent les traitements comptent peu. Il s'agit d'inférer des décisions probables à partir de trajectoires, de comportements, etc... (Rouvroy, 2017).

La réglementation relative à la protection des données personnelles avec ses principes de base (minimisation du nombre de données collectées, finalité légitime de la collecte ou encore limitation de l'exploitation des données dans le temps) n'est guère adaptée à cette logique d'accumulation massive de données, automatique, par défaut et par essence pérenne. Les données ont dans cette logique une valeur au travers de leur agrégation et de leur traitement

---

<sup>12</sup> Le développement de l'Internet des Objets devrait conduire à l'horizon 2025 au fait qu'une personne *normalement connectée* interagisse avec un objet connecté à Internet toutes les 18 secondes soit 4800 fois par jour. La masse de données disponibles devrait donc croître de façon exponentielle (Reinsel et al., 2017).

algorithmique. En ce sens, l'élément central n'est pas la « donnée » (personnelle) mais l'« obtenue », en d'autres termes, la donnée retraitée (Rouvroy, 2017).

Au-delà des actions au titre des règles de concurrence ou d'une régulation spécifique, il convient de prendre en considération les capacités de réponse d'une des parties prenantes qui peut exercer un contrepoids aux algorithmes, voire essayer de les déstabiliser : les consommateurs eux-mêmes.

### ***B- Les réactions des consommateurs***

Les consommateurs peuvent ne pas apprécier l'utilisation de leurs données à des fins de discrimination tarifaire. Il a pu être noté, aux Etats-Unis, que les consommateurs considèrent comme illégitimes sinon comme illégales (et cependant à tort<sup>13</sup>), la discrimination tarifaire en ligne, alors qu'ils l'admettent dans les transactions en dehors d'Internet (Calo, 2014). La discrimination tarifaire sur Internet est perçue comme inéquitable et peut donc à ce titre entraîner un dommage réputationnel pour la firme qui la met en œuvre (Odlysko, 2009).

Ces réactions peuvent être d'autant plus négatives que les données accumulées peuvent donner lieu à des manipulations des comportements d'achat (notion d'*emotional pitch*). Par exemple, si le client semble marquer une hésitation dans son comportement d'achat, en laissant les biens dans le panier, en ne prenant pas de décision dans un délai donné ou en consultant d'autres sites, l'algorithme propose un rabais. Face à des risques, nous considérons successivement les contre-mesures techniques que peuvent mettre en œuvre les consommateurs avant de nous attacher à la question spécifique de la correction des biais qui peuvent accompagner la prise de décision algorithmique.

- *Un combat algorithmique comme vecteur d'un pouvoir compensateur des consommateurs ?*

Les consommateurs peuvent mettre en œuvre des contre-mesures par rapport à l'algorithme de prix de l'opérateur en cause au travers d'un jeu sur les identités, sur les url ou par l'utilisation de comparateurs ou de traqueurs de prix (Acquisiti et Varian, 2005). Des algorithmes permettant de détecter et de signaler aux consommateurs individuels des discriminations tarifaires sur Internet ont déjà été développés (Mikians et al., 2012). L'idée est de mettre en place un dispositif de surveillance des prix décentralisé (*distributed watchdog system*)

---

<sup>13</sup> Le Robinson-Patman Act de 1936 est souvent considéré comme prohibant les discriminations de prix *lato sensu* alors qu'il ne porte que sur les relations entre producteurs et distributeurs (Hannak et al., 2014).



permettant aux consommateurs d'exercer un pouvoir compensateur vis-à-vis des opérateurs. Il s'agit en d'autres termes de réduire le pouvoir de marché des firmes en réduisant l'asymétrie informationnelle existant en leur faveur.

Ils peuvent également utiliser des algorithmes leur permettant de se connecter ou de se déconnecter au moment optimal de la plateforme pour peser sur les prix. Ce dernier point fait écho à la notion d'*algorithmic consumer* qui part du principe que les décisions de marché des individus seront de plus en plus médiatisées par l'utilisation d'algorithmes<sup>14</sup> et ouvre donc à une analyse dynamique des interactions entre les différents algorithmes mis en œuvre par les parties prenantes de la plateforme (Gal et Elkin-Koren, 2017). Il est par exemple possible de s'interroger sur les effets des algorithmes des consommateurs sur la situation de nouveaux entrants. Ils peuvent être pénalisés par l'absence d'historique tout en souffrant moins des biais décisionnels liés à l'image des opérateurs installés. De la même façon, si l'algorithme contrecarre la traçabilité et l'identification du consommateur<sup>15</sup> ou agrège des demandes, l'algorithme de la firme ne pourra plus discriminer en fonction des élasticités pris relevés dans le passé ou déduites des informations disponibles.

Il est d'ailleurs à noter qu'Ezrachi et Stucke (2017b) ouvrent potentiellement cette voie en indiquant que sur le principe un outil de déstabilisation des stratégies de dominance basées sur les algorithmes pourrait résider en un *algorithmic combat* suscité par l'action sur le marché de *disruptive algorithms* introduits par les pouvoirs publics au titre d'une régulation sectorielle prenant des formes inédites ou par des associations de consommateurs.

*De facto*, l'utilisation d'algorithmes par les consommateurs offre à ces derniers des ressources parallèles à celles dont se sont dotées les firmes, à la fois en termes de capacités informationnelles mais également de correction des éventuels biais décisionnels. Par exemple, ils n'offrent aucune prise aux possibles manipulations psychologiques du consommateur par la publicité (Calo, 2014).

L'un des aspects les plus prometteurs de ces approches tient au fait qu'elles ouvrent des perspectives de limitation du pouvoir de marché des firmes au travers d'outils décentralisés et souvent coopératifs mis en œuvre par les consommateurs eux-mêmes, sans qu'une action

---

<sup>14</sup> La notion d'*algorithmic consumers* dépasse le cas des achats automatisés via des *shopping bots*. Les algorithmes peuvent réduire l'asymétrie informationnelle vis-à-vis des offreurs via leur capacité de collecte et de traitement des informations mais aussi en « lisant » pour le compte du client les termes contractuels.

<sup>15</sup> Certains logiciels reposent sur des VPN (Virtual Private Network) qui permettent de contrecarrer l'identification des adresses IP.

publique soit nécessaire, sinon de façon *subsidaire* au sens que donne à ce terme l'économie des conventions<sup>16</sup>. Cela peut par exemple passer par des plateformes coopératives de contrôle des algorithmes comme le montre TransAlgo, actuellement développé par l'Inria. Cette logique d'en-capacitation des acteurs (*empowerment*) peut également être portée par des initiatives purement privées de nature permettant d'identifier *ex post* via l'exploitation de données massives des preuves de discriminations (Council of Economic Advisers, 2015) et de s'engager dans une régulation par coup de projecteur<sup>17</sup>. Celle-ci repose sur une dénonciation publique des pratiques des firmes et peut être de nature à conduire celles-ci à corriger leurs pratiques en vue de prévenir un dommage réputationnel particulièrement coûteux à long terme (Office of Fair Trading, 2010). La transparence *ex post* des prix serait assurée par les algorithmes à disposition des consommateurs, et la redevabilité, qui en procède pour les firmes, peuvent contribuer à assurer, au moins partiellement une autorégulation de celles-ci.

- *Comment mesurer et limiter les biais liés aux décisions algorithmiques*

Il est d'ailleurs à noter que l'autorégulation est également la voie préconisée par la FTC américaine pour prévenir les problèmes liés à l'utilisation d'algorithmes développant un apprentissage autonome en matière de prévention des risques de renforcement des biais sociaux, par exemple en matière d'accès au marché du crédit (FTC, 2016). Celle-ci invite les entreprises à évaluer en continu la conformité de leurs algorithmes – et de leurs résultats – avec la législation, en matière de contrôle d'absence de biais dans l'échantillon initial de calage du modèle, de contrôle de l'absence d'acquisition de ces derniers au fil de l'apprentissage, d'évaluation de la fiabilité des prédictions du modèle et enfin en matière de contrôle des enjeux posés par ces derniers en termes d'éthique et d'équité.

La question des biais est d'autant plus critique que les algorithmes se construisent à partir de l'accumulation de données et qu'ils ne cherchent pas à définir des vérités ou encore des causalités, mais simplement à faire des prévisions robustes sur ce qu'il est possible qu'il se produise. En d'autres termes, un algorithme ne discute pas la justesse des données ni les effets

---

<sup>16</sup> Pour autant, il convient de relever que des problèmes d'autonomie des consommateurs par rapport à leurs propres algorithmes peuvent émerger. La liberté de choix du consommateur ne s'exerce plus directement. Comme c'est déjà le cas avec les plateformes d'intermédiation électronique, le pouvoir de marché se déplace au niveau de l'intermédiaire en charge de l'appariement (Marty, 2018). La double asymétrie d'information tant vis-à-vis des consommateurs que des offreurs de service (Ezrachi et Stucke, 2017a) dont il dispose et l'opacité du processus décisionnel peut permettre à cet algorithme de capter une part essentielle du surplus de la transaction. Un autre risque est à prendre en considération : celui que les algorithmes en question ne soient de fait fournis par les plateformes aujourd'hui dominantes. En d'autres termes, les positions de marché acquises par ces dernières peuvent verrouiller l'accès à des opérateurs tiers à ce nouveau marché.

<sup>17</sup> Voir De Witte et Saal (2010) pour un exemple de mise en œuvre d'un modèle de *Sunshine Regulation*

sociaux de ses prévisions. Il prend les relations sociales comme des faits naturels et peut par là-même répercuter, prolonger, confirmer voire amplifier des biais sociaux (Rouvroy, 2017).

Par exemple, l'inférence que fera l'algorithme sur les caractéristiques et le comportement futur du consommateur va avoir des effets performatifs en ce qu'elle va limiter les choix qui lui sont ouverts, sinon déterminer sa trajectoire. A ce titre Rouvroy, (2017) reprend les termes employés par Deleuze (1990) pour définir l'effet des algorithmes comme des *moulages auto-déformants qui évoluent continument* et qui produisent un effet de fiabilité sans vérité. En d'autres termes, ils font advenir la situation qu'ils prédisent au travers de leur logique inductive. Avec l'apprentissage machine, ce n'est plus *le code qui est la loi* mais la masse des données elle-même au risque de confirmer les biais sociaux et de les amplifier<sup>18</sup>. Cet effet peut être d'autant plus pervers qu'il est impossible d'interroger les paramètres de la décision rendue par certains algorithmes fonctionnant sur la base de l'intelligence artificielle : ils ne fournissent qu'une prédiction sur la base de leur structure à un moment donné et sur celle des données dont ils disposent à ce même moment.

Malgré l'image de *moindre faillibilité* que le choix humain, une décision purement algorithmique peut induire plusieurs types de biais. Ceux-ci se déclinent selon les registres de l'efficacité et de la légitimité (Danaher et al., 2017 ; Zarsky, 2016). En effet, l'efficacité des résultats des algorithmes peut être mis en question au travers de deux facteurs. Le premier peut tenir aux limites de la capacité de prédiction du modèle. Il peut procéder des incertitudes liées aux comportements humains. Le second peut procéder de l'existence de biais dans les données initiales. Les décisions prises automatiquement par les algorithmes peuvent également conduire à des traitements inéquitables. Ils peuvent conduire à des transferts de bien-être indus entre les agents, poser des questions en termes d'arbitraire, d'*explicabilité* ou de redevabilité des choix.

Le risque est que le décideur – par exemple dans le cadre de l'octroi d'un crédit- transforme la logique de l'algorithme d'une aide à la décision en une règle de décision pure. Ce biais décisionnel (qui peut avoir pour effet de confirmer et d'accroître les biais sociaux) repose sur plusieurs logiques.

---

<sup>18</sup> Il faut noter que les algorithmes au travers de leur codage initial peuvent intégrer les biais des codeurs eux-mêmes (Kitchin, 2014 ; Nissebaum, 2001) ou en introduire de nouveaux au travers d'une simplification excessive des textes ou d'un manque de compréhension par ces derniers des conditions concrètes des décisions (Keats Citron, 2008). Il convient de noter que la notion même de *données brutes* peut être vue comme un oxymore. Toute décision de collecte d'informations porte en elle-même une évaluation de celles-ci et donc une possible reprise de biais (Crawford, 2013).

La première logique tient à l'apparente neutralité et objectivité de l'algorithme qui peut conduire à une logique d'*algocratie* (Danaher, 2016). L'algocratie désigne une situation dans laquelle les algorithmes structurent et contraignent les opportunités pour les personnes. Dans le système de marché ce sont les prix ; dans un système bureaucratique ce sont les règles de droit. L'algocratie pourrait correspondre à une structure de gouvernance tierce.

La seconde logique est reliée à la risquophobie de l'agent. Aller contre la décision proposée par l'algorithme peut engager sa responsabilité. Or, si deux types d'erreurs existent (respectivement les faux négatif et faux positif), les conséquences ne sont pas les mêmes. Un faux positif ne pourra jamais être mis en évidence *ex post* et son coût ne sera qu'un coût d'opportunité caché. Un faux négatif sera forcément mis en exergue et son coût pourra être reproché à l'agent (Rouvroy, 2017). Le problème est que le décisionnaire peut s'effacer face à la recommandation de l'algorithme et passer progressivement de la situation « man in the loop » dans laquelle il décide, de la situation « man on the loop » dans laquelle il valide ou supervise les décisions, à la situation « man out the loop » dans laquelle il se plie aux décisions algorithmiques (Kersten, 2005) qui contraignent également son espace de choix comme un *invisible barbed wire* (Morosov, 2013).

La redevabilité des décisions est indispensable en ce que leur équité peut être discutée. Une décision algorithmique pose des *hideness concerns* et des *opacity concerns*. Les premiers tiennent au fait que l'on ne sait pas quelles sont les informations utilisées et les seconds qu'on ne sait pas comment la décision a été prise. Il s'agirait alors de combiner une surveillance réglementaire, par exemple sous la forme de règles de conformité (Crawford et Schultz, 2014) avec l'octroi de droit d'informations et d'explication en faveur des parties concernées dans une logique de *sous-veillance* (Mann et al., 2003). A ces conditions, les consommateurs pourraient exercer un pouvoir compensateur qui serait notamment appuyé par leur recours aux données massives et qui complèterait leurs usages de contre-algorithmes.

Une telle sous-veillance pourrait s'appuyer sur un droit à requérir des explications sur la décision des algorithmes. Cependant, le Règlement européen ne prévoit pas une telle possibilité qui avait été pourtant évoquée lors de sa préparation<sup>19</sup>. Ce dernier offre seulement la possibilité

---

<sup>19</sup> Voir par exemple son considérant n°71 : « Afin d'assurer un traitement équitable et transparent à l'égard de la personne concernée, compte tenu des circonstances particulières et du contexte dans lesquels les données à caractère personnel sont traitées, le responsable du traitement devrait utiliser des procédures mathématiques ou statistiques adéquates aux fins du profilage, appliquer les mesures techniques et organisationnelles appropriées pour faire en sorte, en particulier, que les facteurs qui entraînent des erreurs dans les données à caractère personnel soient corrigés et que le risque d'erreur soit réduit au minimum, et sécuriser les données à caractère personnel d'une manière qui tienne compte des risques susceptibles de peser sur les intérêts et les droits de la personne

de ne pas faire l'objet de prise de décision autonome basée sur l'exploitation de données personnelles. Cette impossibilité peut s'expliquer au travers du coût technique d'un tel dispositif pour les entreprises concernées mais également par la nature même des algorithmes. Ces derniers ne permettent pas, comme nous l'avons vu, dès lors qu'ils sont basés sur un apprentissage autonome de fournir les raisons pour lesquelles la décision est prise. Dans la mesure où de telles décisions peuvent contraindre les trajectoires des agents – par exemple au travers du refus de l'octroi d'un crédit ou au travers de conditions commerciales défavorables – il aurait pu être nécessaire de leur fournir une *explication contrefactuelle inconditionnelle* (Wachter et al., 2017).

Une telle explication pourrait consister en une information donnée à l'agent économique quant aux bases de la décision rendue, information pouvant servir de base à une éventuelle contestation<sup>20</sup> mais également lui indiquant quelles seraient les conditions à atteindre à partir desquelles, la décision qui lui est appliquée aurait pu être différente, dans une logique de type *if then*. Cela peut permettre à l'agent de savoir comment il pourrait modifier son comportement pour bénéficier de conditions plus favorables sans pour autant devoir ouvrir la boîte noire de l'algorithme<sup>21</sup>. Ce résultat contrefactuel pourrait s'apprécier comme le *monde alternatif le plus proche*. Produit – et archivé – en même temps que la décision de fixation des prix, il donnerait les valeurs de paramètres pour lesquelles le résultat basculerait. Cette capacité à répondre de la décision répondrait aux exigences de traitements équitables.

Dans la mesure où la logique de prédiction mise en œuvre par l'algorithme ne nous est pas accessible, il s'agirait de mettre à disposition des acteurs une *human-understable approximation* qui pourrait guider les comportements futurs (Wachter et al., 2017), au risque peut-être de renforcer la logique algocratique... Il n'en demeure pas moins que tels procédés, pourraient, à défaut de garantir une *conformité par conception*, donner aux agents concernés

---

concernée et qui prévienne, entre autres, les effets discriminatoires à l'égard des personnes physiques fondées sur la l'origine raciale ou ethnique, les opinions politiques, la religion ou les convictions, l'appartenance syndicale, le statut génétique ou l'état de santé, ou l'orientation sexuelle, ou qui se traduisent par des mesures produisant un tel effet. La prise de décision et le profilage automatisés fondés sur des catégories particulières de données à caractère personnel ne devraient être autorisés que dans des conditions spécifiques ». L'article 13 du Règlement montre également n'est pas requis d'ouvrir l'algorithme mais de fournir un accès mais que la personne concernée a un droit d'accès à « des informations utiles concernant la logique sous-jacente, ainsi que l'importance et les conséquences prévues de ce traitement pour la personne concernée » (article 13f).

<sup>20</sup> Voir l'article 22 du Règlement.

<sup>21</sup> Notons que les *scenarii* contrefactuels peuvent également être mobilisés pour évaluer les biais dans les décisions issues de modèles d'apprentissage machine (Cowgill et Tucker, 2017).

des ressources en termes de droits à une explication des décisions et par ce biais discipliner les entreprises.

### **Conclusion : L'autorégulation et les pouvoirs compensateurs des consommateurs sont-ils suffisants ?**

Face aux limites de la réglementation publique, il convient de discuter la réelle portée des schémas d'autorégulation des firmes et d'*en-capacitation* des consommateurs.

Premièrement, les effets des algorithmes à disposition des consommateurs peuvent être discutés. Des problèmes d'autonomie des consommateurs par rapport à leurs propres algorithmes peuvent émerger. La liberté de choix du consommateur ne s'exerce plus directement. Comme c'est déjà le cas avec les plateformes d'intermédiation électronique, le pouvoir de marché se déplace au niveau de l'intermédiaire en charge de l'appariement (Marty, 2018). La double asymétrie d'information tant vis-à-vis des consommateurs que des offreurs de service (Ezrachi et Stucke, 2017a) dont il dispose et l'opacité du processus décisionnel peut permettre à cet algorithme de capter une part essentielle du surplus de la transaction. Un autre risque est à prendre en considération : celui que les algorithmes en question ne soient de fait fournis par les plateformes aujourd'hui dominantes. En d'autres termes, les positions de marché acquises par ces dernières peuvent verrouiller l'accès à des opérateurs tiers à ce nouveau marché.

Il n'est pas acquis que les ressources informationnelles et techniques offertes aux consommateurs soient de nature à corriger les asymétries vis-à-vis des offreurs et ainsi garantir une concurrence à égalité des armes (*level playing field*) les protégeant contre les abus d'exploitation (Helveston, 2016). L'hypothèse du renforcement du pouvoir de marché compensateur des consommateurs repose sur plusieurs hypothèses. La réduction des coûts de recherche sur les caractéristiques et les prix des produits, la réduction des asymétries d'information, notamment par les avis des consommateurs sur les réseaux sociaux, l'amplification des effets réputationnels (Kucuck et Krishnamurthy, 2007) et enfin l'utilisation de *contre-algorithmes* permettraient de rééquilibrer les pouvoirs de négociation dans les transactions. Ces éléments sont mis en avant dans le débat juridique américain comme pouvant justifier un retrait de la réglementation publique en matière de protection du consommateur dans la mesure où la réduction des asymétries corrige la défaillance de marché qui appelle l'intervention publique (Koopman et al., 2015).

Une telle analyse peut être discutée dès lors que la transparence des décisions des firmes en termes de caractéristiques des offres et de prix n'est plus de mise. La personnalisation des prix et leur ajustement automatique en temps réel contrecarrent cette très éventuelle correction des asymétries de pouvoir de marché. Un contrôle par les règles de protection des consommateurs et les règles de concurrence est donc nécessaire. Il ne peut cependant en matière de discrimination qu'être réalisé au cas par cas sur la base d'une balance des effets, en mettant en regard les gains d'efficacité avec les effets d'éviction de la concurrence et d'exploitation des consommateurs qui peuvent en procéder. Symétriquement, des règles *per se* venant limiter *ex ante* les capacités d'ajustement et d'individualisation des prix et des offres pourraient priver les consommateurs de gains potentiels et décourager les firmes d'innover.

Deuxièmement, il n'est pas acquis que l'autorégulation puisse apporter toutes les garanties de contrôle du pouvoir économique privé qui procède des algorithmes. Le *New Brandeis Movement* aux Etats-Unis met même en question la capacité des règles de concurrence à fournir des outils adéquats pour un contrôle de l'action des firmes. Le poids croissant des algorithmes dans la formation des décisions de marché pose en effet à la fois des questions de confiscation du surplus du consommateur et des questions de possibles abus d'éviction. Les premières questions peuvent être reliées aux conséquences à long terme, en matière d'efficacité économique notamment, de la montée des inégalités et du rôle des règles de concurrence pour contrecarrer cette évolution (Khan et Vaheesan, 2017). Les secondes questions se relient au pouvoir d'orientation et de polarisation de la consommation que peuvent acquérir les firmes via les algorithmes. Ce pouvoir pose des problèmes en termes de distorsions de concurrence mais aussi en termes de liberté de marché des consommateurs. L'option de l'autorégulation pourrait alors être lue comme participant au moins partiellement d'un retrait volontaire de l'Etat dans son rôle de garant de l'ordre concurrentiel (Forrest, 2017), selon une logique proche de celle de la *convention de l'Etat absent*.

Plutôt qu'un retrait de la supervision publique, la solution pourrait être ici, comme cela a été proposé pour le contrôle de la propension des algorithmes à générer des équilibres de collusion tacite, une supervision reposant sur un contrôle *ex post* des algorithmes. Celle-ci permettrait d'identifier d'éventuels biais et distorsions de marché à partir du fonctionnement effectif des algorithmes. Cette *surveillance* pourrait se faire par simulations numériques afin de détecter des biais de codage (comme le fait le régulateur des jeux en ligne, l'ARJEL) ou par l'intermédiaire de données historiques en mobilisant les techniques d'analyse quantitatives des données massives, notamment utilisées en matière de régulation financière par l'AMF.

Cette supervision pourrait également s'appuyer sur une logique de *sousveillance*. Celle-ci peut passer par l'octroi de droits aux agents économiques de bénéficier d'explication quant au choix effectué sur la base de la prédiction de l'algorithme (Pasquale, 2015). C'est le cas aux Etats-Unis en matière de régulation financière (*Fair Credit Report Act*). Cela l'est indirectement dans le Règlement européen relatif à la protection des données personnelles au travers d'un droit d'accès<sup>22</sup>. S'il est vrai que la transparence, comme la lumière, est le meilleur désinfectant qui soit, il n'en demeure pas moins que la décision algorithmique n'est souvent pas accessible en termes de liens de causalité. La décision de la firme repose sur une boîte noire dont le fonctionnement repose non sur la logique mais sur l'expérience. L'obligation, comme relevé *supra*, de fournir des contrefactuels aux agents économiques concernés par les décisions elles-mêmes pour savoir ce qu'il aurait fallu pour que la décision fût différente, apparaît comme un optimum de second rang raisonnable.

## Références

Abiteboul S. et Dowek G, (2017), *Le temps des algorithmes*, édition Le Pommier, Paris, 192p.

Acquisti A. and Varian H.R., (2005), "Conditioning Prices on Purchase History", *Marketing Science*, volume 24, pp.367 et s.

Akman P., (2009), "Exploitative Abuse in Article 82EC: Back to Basics", *Cambridge Yearbook of European Legal Studies*, volume 11.

Anderson E.T. and Simester D.I., (2010), "Price Stickiness and Consumer Antagonism", *Quarterly Journal of Economics*, volume 125, n°2, April, pp.729-765.

Anderson M. and Huffman M., (2017), "The Sharing Economy Meets the Sherman Act: Is Uber a Firm, a Cartel, or Something in Between", *working paper*.

Archak N., Ghose A. and Ipeirotis P.G., (2011), "Deriving the Pricing Power of Product Features by Mining Consumer Reviews", *Management Science*, volume 57, issue 8, pp.1485-1509.

---

<sup>22</sup> L'article 12 consacre en effet une telle obligation : « Le responsable du traitement prend des mesures appropriées pour fournir toute information visée aux articles 13 et 14 ainsi que pour procéder à toute communication au titre des articles 15 à 22 et de l'article 34 en ce qui concerne le traitement à la personne concernée d'une façon concise, transparente, compréhensible et aisément accessible, en des termes clairs et simples [...] ».



Armstrong M. and Vickers J., (2012), “Consumer Protection and Contingent Charges”, *Journal of Economic Literature*, volume 50, n°2, pp.477-493.

Autorité de la concurrence et Bundeskartellamt, (2016), *Droit de la concurrence et données*, mai, 63p.

Baker J.B., (2012), “Economics and Politics: Perspectives on the Goals, the Future of Antitrust”, *Fordham Law Review*, volume 81, n°4, p.2175 et s.

Barocas S. and Selbst A., (2016), “Big Data’s Disparate Impact”, *California Law Review*, volume 104, p.671 et s.

Bergemann D., Brooks B. and Morris S., (2015), “The Limits of Price Discrimination”, *American Economic Review*, 105(3), pp.921-957.

Blair R.D. and Sokol D.D., (2013), “Welfare Standards in U.S. and E.U. Antitrust Enforcement”, *Fordham Law Review*, volume 81, pp.2497-2541.

Boiteux M., (1949), « La tarification des demandes en pointe: une application de la théorie de la vente au coût marginal », *Revue générale de l'électricité*, volume 58, août, pp.321-340.

Bougette P., Budzinski O., and Marty F., (2017), “Exploitative abuse and abuse of economic dependence: What can we learn from the industrial organization approach?”, *Document de Travail GREDEG*, n° 2017-37, décembre.

Bougette P., Deschamps M., and Marty F., (2015), “When Economics met Antitrust: The Second Chicago School and the Economization of Antitrust Law”, *Enterprise and Society*, volume 16, issue 2, June, pp.313-353.

Bourreau M., De Streel A., and Graef I., (2017), “Big Data and Competition Policy: Market Power, Personalised Pricing, and Advertising”, *Project Report*, Centre for Regulation in Europe, February, [http://www.cerre.eu/sites/cerre/files/170216\\_CERRE\\_CompData\\_FinalReport.pdf](http://www.cerre.eu/sites/cerre/files/170216_CERRE_CompData_FinalReport.pdf)

Calo R., (2014), “Digital Market Manipulations”, *George Washington Law Review*, volume 82, p.995 et s.

Carroll K. and Coates D., (1999), “Teaching Price Discrimination: Some Clarification”, *Southern Economic Journal*, volume 66, n°2, October, pp.466-480.

Casadesus-Massanell R. and Hervas-Drane A., (2015), “Competing with Privacy”, *Management Science*, 61(1), pp.229-246.

Coase R., (1972), “Durability and Monopoly”, *Journal of Law and Economics*, volume 15, pp.143-149.

Cogwill B. and Tucker C., (2017), *Algorithmic Bias: A Counterfactual Perspective*, Working Paper: NSF Trustworthy Algorithms, December, Arlington.

Cohen P., Hahn R., Hall J., Levitt S. and Metcalfe R., (2016), “Using Big Data to Estimate Consumer Surplus: The Case of Uber”, *NBER Working Paper*, n° 22627, September.

Commons J.R., (1931), “Institutional Economics”, *American Economic Review*, volume 21, n°4, December, pp.648-657.

Council of Economic Advisers, (2015), *Big Data and Differential Pricing*, Executive Office of the President of the United States, February, 22p.

Crawford K., (2013), “The Hidden Biases in Big Data”, *Harvard Business Review*, April.

Crawford K. and Schultz J., (2014), “Big Data and Due Process: Towards a Framework to Redress Predictive Privacy Harms”, *Boston College Law Review*, 55(1), pp.93-128.

Danaher J., (2016), “The Threat of Algocracy: Reality, Resistance, and Accommodation”, *Philosophy and Technology*, 29(3), pp.245-268.

Danaher J. and al., (2017), “Algorithmic governance: developing a research agenda through the power of collective intelligence”, *Big Data & Society*, July-December, pp.1-21.

Deleuze G., (1990), « Post-scriptum sur les sociétés du contrôle », *L'autre journal*, n°1, mai.

Deneckere, R. and McAfee, R.P. (1996), “Damaged Goods”, *Journal of Economics & Management Strategy*, 5(2), 149-174.

De Nijs R., (2017), “Behavior-based price discrimination and customer information sharing”, *International Journal of Industrial Organization*, volume 50, January, pp.319-334.

De Witte K. and Saal D.S., (2010), “Is a little sunshine all we need? On the impact of sunshine regulation on profits, productivity, and prices in the Dutch water sector”, *Journal of Regulatory Economics*, volume 37, issue 3, pp.219-242.

Edwards M.A., (2006), “Price and Prejudice: The Case against Consumer Equality in the Information Age”, *Lewis and Clark Law Review*, volume 10, issue 3, pp.559-591.

Elegido J.M., (2011), “The Ethics of Price Discrimination”, *Business Ethics Quarterly*, volume 21, n°4, October, pp.633-660.

Elhauge E., (2009), “Tying, Bundled Discounts, and the Death of the Single Monopoly Profit Theory”, *Harvard Law School Discussion Paper*, n°629, October, 88p.

Epstein R. and Robertson R.E., (2015), “The Search Engine Manipulation Effect (SEME) and its Possible Impacts on the Outcomes of Elections”, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States*, volume 112.

European Commission, (2016a), Proposal for a Regulation on addressing geo-blocking and other forms of discrimination based on customers' nationality, place of residence or place of establishment within the internal market, COM (2016) 289 final, 25 May.

European Commission, (2016b), *Preliminary report on the e-commerce sector inquiry*, Commission Staff Working Document, SWD(2016) 312 final, Brussels, 15 Sept., 291p

European Commission, (2017a), *Free flow of data and emerging issues of the European data economy*, Commission Staff Working Document, SWD(2017) 2 final, 10 January.

European Commission, (2017b), *Fairness in Platform-to-Business Relations*, Inception Impact Assessment, October.

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2016a), *Virtual Competition: The Promise and Perils of the Algorithm-Driven Economy*, Harvard University Press, 368p.

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2016b), “Is Your Digital Assistant Devious?”, *Oxford Legal Studies Research Paper*, n°52/2016

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2016c), “The Rise of Behavioural Discrimination”, *European Competition Law Review*, 37, pp.484 et s.

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2017a), “The e-scrapers and the e-monopsony”, *Oxford Business Law Blog*, 10<sup>th</sup> April, <https://www.law.ox.ac.uk/business-law-blog/blog/2017/04/e-scrapers-and-e-monopsony>

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2017b), “Two Artificial Neural Networks Meet in an Online Hub and Change the Future (of Competition, Market Dynamics and Society)”, *Working Paper*, April, 46p., available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2949434>

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2017c), “Algorithmic Collusion: Problems and Counter-Measures”, OECD Roundtable on Algorithms and Collusion, DAF/COMP/WD(2017)25, June, 35p.

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2017d), “Virtual Competition: The Rise of Unchallenged Collusion and Discrimination”, in Weimer M., Cseres K. and Eckes C., eds., *The Rule of Law in the Technological Age – Challenges and Opportunities for the EU*, Amsterdam Centre for European Law and Governance Working Paper 2017-2, pp. 29-37.

Federal Trade Commission, (2014), *Data Brokers: A Call for Transparency and Accountability*, May.

Federal Trade Commission, (2016), *Big Data. A Tool for Inclusion or Exclusion?*, January.

Forrest D., (2017), « La régulation des algorithmes, entre éthique et droit », *Revue Lamy de l’Immatériel*, à paraître

Fudenberg D. and Tirole J., (2000), “Consumer Poaching and Brand Switching”, *RAND Journal of Economics*, 31(4), Winter, pp.634-657.

Gal M.S. and Elkin-Koren N., (2017), “Algorithmic Consumers”, *Harvard Journal of Law and Technology*, volume 30, n°2, Spring.

Geradin D. and Petit N., (2006), “Price discrimination under EC competition law: another antitrust doctrine in search of limiting principles?”, *Journal of Competition Law and Economics*, volume 2, n°3, pp.479-531.

Goettler R.L. and Gordon B.R., (2011), “Does AMD Spur Intel to Innovate More?”, *Journal of Political Economy*, Vol. 119, n°6, December, pp. 1141-1200.

Grunes A.P. and Stucke M.E., (2015), “No Mistake about it: The Important Role of Antitrust in the Era of Big Data”, *University of Tennessee Legal Studies Research Papers*, n°269.

Hannak A., Soeller G, Lazer D., Mislove A. and Wilson C., (2014), “Measuring Price Discrimination and Steering on E-commerce Web Sites”, *Working Paper*, Northeastern University, November.

Helveston M.N., (2015), “Judicial Deregulation of Consumer Markets”, *Cardozo Law Review*, volume 36, pp.1739-1783.

Helveston M.N., (2016), “Regulating Digital Markets”, *New York University Journal of Law and Business*, volume 13, n°1, Fall, pp.33-93.

Jacomino F., (2015), “Economic Duress and Significant Imbalance: Two Different Approaches of Contractual Imbalances”, *GREDEG Working Paper*, n° 2015-44, 14p.

Keats Citron D., (2008), “Technological Due Process”, *Washington University Law Review*, volume 85, issue 6, pp.1249-1313.

Kersten D., (2005), “Bytes vs. Brain”, *Government Executive*, September.

Khan L. and Vaheesan S., (2017), “Market Power and Inequality: The Antitrust Counterrevolution and its Discontents”, *Harvard Law and Policy Review*, volume 11, pp.234-294.

Kitchin R., (2014), *The Data Revolution: Big Data, Open Data, Data Infrastructure and their Consequences*, Sage London.

Kochelek D., (2009), “Data Mining and Antitrust”, *Harvard Journal of Law and Technology*, volume 22, pp.515 et s.

Koopman C., Mitchell M. and Thierer M., (2015), “The Sharing Economy and Consumer Protection Regulation: The Case for Policy Change”, *Journal of Business, Entrepreneurship & and the Law*, volume 8, issue 2, pp.529-545.

Krämer A. and Kalka R., (2016), “How Digital Disruption Changes Pricing Strategies and Price Models”, in Khare A., Stewart B. and Schatz R., eds, *Phantom Ex Machina- Digital Disruption’s Role in Business Model Transformation*, Springer, pp.87-103.

Kucuck S.U. and Krishnamurthy S., (2007), “An analysis of consumer power on the Internet”, *Technovation*, Volume 27, Issues 1–2, January–February, pp. 47-56

Kühn K.-U., (2017), “Exploitative abuse: When does enforcement make sense?”, *Concurrences*, n°2-2017.

Kumar V., (2014), “Making Freemium Work”, *Havard Business Review*, May.

Li. S and Xie C., (2017), “Rise of the Machines: Emerging Antitrust Issues Relating to Algorithm Bias and Automation”, *The Civil Practice & Procedure Committee’s Young Lawyers Advisory Panel: Perspectives in Antitrust*, Volume 5, Number 3, February. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2952577>

Linskey O., (2017), “Regulation by Platforms: The Impact on Fundamental Rights”, in Weimer M., Cseres K. and Eckes C., eds., *The Rule of Law in the Technological Age – Challenges and Opportunities for the EU*, Amsterdam Centre for European Law and Governance Working Paper 2017-2, pp.18-28

Liu Q. and Serfes K., (2007), “Market Segmentation and Collusive Behavior”, *International Journal of Industrial Organization*, volume 25, n°2, pp.355-378.

Loomes G. and Sugden R., (1982), “Regret theory: an alternative theory of rational choice under uncertainty”, *The Economic Journal*, 92(368), pp.805-824.

McAfee P., (2008), ““Price Discrimination””, in *Issues in Competition Law and Policy*, American Bar Association, Section of Antitrust Law, chapter 20, n°1, p. 465 et s.

MacCarthy M., (2010), “New Directions in Privacy: Disclosure, Unfairness and Externalities”, *Journal of Law and Policy for Information Society*, volume 6, p.425 et s.

Mann S., Nolan J. and Wellman B., (2003), “Sousveillance: Inventing and Using Wearable Computing Devices for Data Collection in Surveillance Environments”, *Surveillance and Society*, volume 3, pp.331-355.

Marty F., (2013), « La sanction des pratiques commerciales déloyales : la préservation de l’ordre concurrentiel au risque de la protection des concurrents ? », *Revue Européenne de Droit de la Consommation / European Consumer Law Journal*, volume 2013/2, pp.277-304.

Marty F., (2017), « Algorithmes de prix, intelligence artificielle et équilibres collusifs », *Revue Internationale de Droit Economique*, 2017-2, tome XXXI, pp.83-116.

Marty F., (2018), « L’économie des plateformes : dissipation ou concentration de la rente ? », in Parachkévova I. et Teller M., s.d., *Quelle régulations pour l’économie collaborative? Un défi pour le droit économique*, Dalloz, Collection Thème et Commentaires, Paris, janvier, pp.125–144.

Marty F. et Reis P., (2013), « Une approche critique du contrôle de l’exercice des pouvoirs privés économiques par l’abus de dépendance économique », *Revue Internationale de Droit Economique*, volume XXVIII, n°4-2013, pp.579-588.

Miettinen T. and Stenbacka R., (2015), “Personalised Pricing versus History-based Pricing: Implications for Privacy Policy”, *Information Economics and Policy*, issue 33, pp.56-68.

Mikians J., Gyarmati L., Eramilli V. and Laoutaris N., (2012), “Detecting price and search discrimination on the Internet”, *conference paper*, proceedings of the 11<sup>th</sup> ACM workshop on hot topics on networks, October, p.79 et s.

Miller A.A., (2014), “What do we worry about when we worry about price discrimination? The law and ethics of using personal information for pricing”, *Journal of Technology Law and Policy*, volume 19, pp.41-104.

Morozov E., (2013), “The Real Privacy Problem”, *MIT Technologie Review*, October.

Morwitz V., Greenleaf E. A. and Johnson E. J., (1998), “Divide and Prosper: Consumers’ Reactions to Partitioned Prices”, *Journal of Marketing Research*, 35(4), pp.453-463

Newman N., (2014), “The Costs of Lost Privacy: Consumer Harm and Rising Economic Inequality in the Age of Google”, *William Mitchell Law Review*, volume 40, issue 2, article 12, pp.849-889.

Nissebaum H., (2001), “How Computer Systems Embody Values”, *Computer*, March.

OCDE, (2011), *Excessive Pricing*, DAF/COMP(2011)18, 468p.

OCDE, (2016), *Price Discrimination*, DAF/COMP(2016)15, October.

Odlysko A., (2009), “Network neutrality, search neutrality, and the never-ending conflict between efficiency and fairness in markets”, *Review of Network Economics*, volume 8, issue 1, pp.40-60.

Office of Fair Trading, (2010), *Online targeting of advertising and prices: a market study*, May, 85p.

Office of Fair Trading, (2013), *Personalised pricing, increasing transparency to improve trust*, May.

Orbach B.Y., (2011), “The Antitrust Consumer Welfare Paradox”, *Journal of Competition Law and Economics*, volume 7, issue 1, pp.133-164.

Peeperkorn L., (2008), “Price Discrimination and Exploitation”, *International Antitrust Law and Policy*, Annual Proceedings of the Fordham Competition Law Institute, edited by Hawk B.E., chapter 24, pp.611 et s.

Peter O., (1957), “Peak loads and efficient pricing”, *The Quarterly Journal of Economics*, volume 71, issue 4, pp.585-610.

Petit N., (2016), “Technology Giants – The ‘Molygopoly’ Hypothesis and Holistic Competition: A Primer”, *Working Paper*, Université de Liège, October, 76p.

Pigou C., (1932), *The economics of welfare*, London McMillan.

Pires G.D. Stanton J. and Rita P., (2006), “The Internet, consumer empowerment and marketing strategies”, *European Journal of Marketing*, volume 40, issue 9/10, pp.936-949.

Punj G., (2012), “Consumer Decision Making on the Web: A Theoretical Analysis and Research Guidelines”, *Psychology and Marketing*, volume 29, issue 10, October, pp.791-803.

Reinsel D., Gantz J., and Rydning J.,(2017), *Data Age 2025: The Evolution of Data to Life Critical*, IDC White Paper, April, 25p.

Rouvroy A., (2017), « Homo juridicus est-il soluble dans les données ? », *Document de travail Université de Namur*, Research Center on IT and Law (CRID), novembre.

Salop S.C., (2009), “Question: What Is the Real and Proper Antitrust Welfare Standard? Answer: The True Consumer Welfare Standard”, *Loyola Consumer Law Review*, volume 22, p.336 et s.

Sautel O., (2017), « Personnalisation Tarifaire à l’heure du big data : Quel éclairage de la théorie économique ? », *Concurrences*, n°4-2017, pp.21-24.

Shapiro C. and Varian H., (1999), *Information Rules: A Strategic Guide to Network Economy*, Harvard Business School Press.

Shiller B.R., (2014), “First-Price Degree Discrimination Using Big Data”, *working paper*, Brandeis University Ma.

Shiller B.R. and Waldfogel J., (2011), “Music for a Song: An Empirical Look at Uniform Pricing and its Alternatives”, *Journal of Industrial Economics*, volume LIX, n°4, December.

Schrepel T., (2017), “Here’s why algorithms are NOT (really) a thing”, *Revue Concurrentialiste*, mai. <https://leconcurrentialiste.com/2017/05/15/algorithms-based-practices-antitrust/>

Steppe R., (2017), “Online price discrimination and personal data: A General Data Protection Regulation perspective”, *Computer Law and Security Review*, issue 33, pp.768-785.



Stole L.A., (2007), “Price Discrimination and Competition”, in Schmalensee R. and Willig R.D., eds., *Handbook of Industrial Organization*, volume 3, chapter 34, pp.2221-2299.

Teachout Z. and Kahn L., (2014), “Market Structure and Political Law: A Taxonomy of Power”, *Duke Journal of Constitutional Law and Public Policy*, volume 9, n°1, pp.37-74

Turrow J., (2011), *The Daily You: How the new advertising industry is defining your identity and your worth*, Yale University Press.

Ullrich H., (2003), « L’ordre concurrentiel : rapport de synthèse ou ‘variations sur un thème de Nice’ », in *L’ordre concurrentiel – mélanges en l’honneur d’Antoine Pirovano*, Frison-Roche éditions, Paris, pp. 663-686.

Varian H.R., (1989), “Price Discrimination”, in Schmalensee R. and Willig R., eds, *Handbook of Industrial Organization*, volume 1, Elsevier, pp.597-654

Varian H.R., Farrell J., and Shapiro C., (2004), *The Economics of Information Technology – an Introduction*, Cambridge University Press.

Verstager M., (2017), Algorithms and Competition, *18<sup>th</sup> Bundeskartellamt Conference on competition*, 16 March.

Vissers T., Nikiforakis N., Bielova N. and Joosen W., (2014), “Crying Wolf? On the Price Discrimination of Online Airline Tickets”, *Proceedings of the 7<sup>th</sup> workshop on hot topics in privacy enhancing technologies*, Amsterdam, July.

Wachter S., Mittelstadt B. and Russell C., (2017), “Counterfactual Explanations without Opening the Black Box: Automated Decisions and the GDPR”, Working paper, November, [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3063289](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3063289)

Wilbanks J.T. and Topol E.J., (2016), “Stop the privatization of health data”, *Nature*, volume 535, issue 7612, July

Woodcock R.A., (2017), “Big Data, Price Discrimination, and Antitrust”, *Hastings Law Journal*, volume 68, issue 6, pp.1371-1420.

Xia L. and Monroe K. B. (2004), “Price Partitioning on the Internet”, *Journal of Interactive Marketing*, 18(4), pp. 63-73.

Zarsky T., (2016), “The Trouble with Algorithmic Decisions: An Analytic Road Map to Examine Efficiency and Fairness in Automated and Opaque Decision Making”, *Science, Technology & Human Values*, 41(1), pp.118-132.

Zuiderveen Borgesius F., (2016), “Singling Out People Without Knowing Their Names: Behavioural Targeting, Pseudonymous Data, and the New Data Protection Regulation”, *Computer Law and Security Review*, volume 32, pp.256-271

Zuiderveen Borgesius F. and Poort J., (2017), “Online Price Discrimination and EU Data Privacy Law”, *Journal of Consumer Policy*, volume 40, pp.347-366.



# SciencesPo

## ABOUT OFCE

The Paris-based Observatoire français des conjonctures économiques (OFCE), or French Economic Observatory is an independent and publicly-funded centre whose activities focus on economic research, forecasting and the evaluation of public policy.

Its 1981 founding charter established it as part of the French Fondation nationale des sciences politiques (Sciences Po), and gave it the mission is to “ensure that the fruits of scientific rigour and academic independence serve the public debate about the economy”. The OFCE fulfils this mission by conducting theoretical and empirical studies, taking part in international scientific networks, and assuring a regular presence in the media through close cooperation with the French and European public authorities. The work of the OFCE covers most fields of economic analysis, from macroeconomics, growth, social welfare programmes, taxation and employment policy to sustainable development, competition, innovation and regulatory affairs..

## ABOUT SCIENCES PO

---

Sciences Po is an institution of higher education and research in the humanities and social sciences. Its work in law, economics, history, political science and sociology is pursued through ten research units and several crosscutting programmes.

Its research community includes over two hundred twenty members and three hundred fifty PhD candidates. Recognized internationally, their work covers a wide range of topics including education, democracies, urban development, globalization and public health.

One of Sciences Po's key objectives is to make a significant contribution to methodological, epistemological and theoretical advances in the humanities and social sciences. Sciences Po's mission is also to share the results of its research with the international research community, students, and more broadly, society as a whole.

## PARTNERSHIP

---

# SciencesPo