



UNIVERSITÉ  
CÔTE D'AZUR



Université  
Nice  
Sophia Antipolis



# INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET ORGANISATION INDUSTRIELLE : QUELS ENJEUX POUR L'ÉCONOMIE NUMÉRIQUE

***Documents de travail GREDEG***  
***GREDEG Working Papers Series***

FRÉDÉRIC MARTY

**GREDEG WP No. 2018-21**

<https://ideas.repec.org/s/gre/wpaper.html>

Les opinions exprimées dans la série des **Documents de travail GREDEG** sont celles des auteurs et ne reflètent pas nécessairement celles de l'institution. Les documents n'ont pas été soumis à un rapport formel et sont donc inclus dans cette série pour obtenir des commentaires et encourager la discussion. Les droits sur les documents appartiennent aux auteurs.

*The views expressed in the GREDEG Working Paper Series are those of the author(s) and do not necessarily reflect those of the institution. The Working Papers have not undergone formal review and approval. Such papers are included in this series to elicit feedback and to encourage debate. Copyright belongs to the author(s).*

# Intelligence Artificielle et Organisation Industrielle : quels enjeux pour l'économie numérique<sup>1</sup>

Frédéric Marty

CNRS – GREDEG – Université Côte d'Azur

*GREDEG Working Paper No. 2018-21*

Cette contribution s'interroge sur les effets potentiels du développement de l'intelligence artificielles sur des enjeux d'économie industrielle et de droit et d'économie de la concurrence dans le domaine de l'économie numérique. Elle s'attache successivement à la possibilité de voir des ententes initiées ou consolidées par des algorithmes de prix et aux enjeux liés à une segmentation de plus en plus fine des consommateurs sur les plateformes en ligne. Elle interroge enfin des questions liées à la confiance dans les transactions et à la réputation numérique.

Mots clés : algorithmes, intelligence artificielle, collusion tacite, discrimination, information

Codes JEL: K21, L13, L41

This paper interrogates some of the issues raised by the development of artificial intelligence in the fields of the industrial organization and of the competition law and economics. Firstly, we consider the possibility of bot-led collusion phenomena through pricing algorithms. Secondly, we deal with the issues raised by the increasingly accurate segmentation of consumers. Finally, we envisage trust-related dimensions of online transactions and e-reputation related issues.

Keywords: algorithms, artificial intelligence, tacit collusion, discrimination, information

JEL codes: K21, L13, L41

---

<sup>1</sup> Ce texte reprend une communication donnée dans le cadre du colloque conjointement organisé par le GREDEG (CNRS – Université Côte d'Azur) et le Centre Perelman de l'Université Libre de Bruxelles : *Droit et technonormativités : des objets connectés à l'IA*, les 27 et les 28 septembre 2018 à la Faculté de Droit et Science Politique de Nice.

Le développement de l'intelligence artificielle donne lieu à de nombreuses réflexions dans le champ de l'économie industrielle. L'une des plus marquantes se trouve dans l'ouvrage d'Ariel Ezrachi et Maurice Stucke *Virtual Competition* (Ezrachi et Stucke, 2016) lequel présente un fascinant modèle de *bot-led collusion* fondé sur l'apprentissage machine. De fait, l'intelligence artificielle (ci-après IA) soulève, dans le même temps, comme toute nouvelle technologie, à la fois espoirs et craintes, lesquels ont de fortes chances de se révéler les uns et les autres excessifs. Cette contribution ne vise pas à faire la part des choses entre ce qui relève de la *Grande Peur* ou de la *précognition*. Elle propose deux illustrations des potentiels risques et avantages liés au développement de l'IA, lesquelles sont choisies dans le domaine de l'économie numérique : l'une dans le domaine des effets concurrentiels du fonctionnement des algorithmes de prix et l'autre dans celui du fonctionnement des plateformes d'intermédiation numérique.

La première s'attache à la possibilité de voir des algorithmes converger spontanément vers des équilibres de collusion tacite, en s'attachant à l'évaluation des risques et à la question des éventuels remèdes. La seconde s'attache aux algorithmes que peuvent utiliser les places de marché en ligne pour des questions reliées à la confiance dans les transactions (par le biais des avis de clients) et pour des questions tenant à l'appariement entre offre et demande (avec en dimension sous-jacente la question de la discrimination possible entre les clients). Il s'agit donc de voir comment l'IA peut renouveler ou renforcer certaines des dimensions clés de l'économie numérique en mettant l'accent tant sur les travaux relevant du champ de l'organisation industrielle que sur les dimensions concurrentielles.

### I - Une collusion tacite algorithmique ?

Nous traitons dans notre première partie de la question des capacités d'algorithmes mettant en jeu l'IA à susciter des équilibres de collusion tacite en considérant successivement les éléments pouvant expliquer un tel *scenario* (A) et les travaux tendant à montrer que les risques concurrentiels mis en exergue ne sont peut-être pas pour l'heure totalement avérés (B). Nous concluons cette section en nous interrogeant sur la capacité des outils fournis par le droit de la concurrence pour y remédier le cas échéant.

## A- Le scénario *Stucke-Ezrachi* : une collusion tacite par les algorithmes

Plusieurs types d'équilibres collusifs peuvent émerger d'interactions algorithmiques (Marty, 2017a). Deux premières possibilités ne requièrent pas le recours à des algorithmes reposant sur un apprentissage autonome. Il s'agit respectivement des cas de collusion volontaire via un algorithme spécifiquement codé à cette fin et des ententes de type *hub and spoke*.

Un exemple d'utilisation d'algorithmes par des concurrents pour réaliser un équilibre collusif peut être apporté par un cas américain, *Topkins*, lequel a trouvé une issue en 2015 par une procédure négociée<sup>2</sup>. Des vendeurs de posters sur Amazon avaient fondé leur collusion sur des prix fixés automatiquement par des algorithmes. Dans un tel cas la tâche des autorités de concurrence est facilitée par l'existence d'une preuve matérielle : celle des lignes de codes qu'il est possible d'interpréter. Il est possible d'en inférer une intention de colluder : le code fait figure selon l'expression américaine de *smoking gun*. L'algorithme vise à organiser une collusion déjà décidée : l'accord de volonté est indubitable.

Le second type d'entente via des algorithmes pour des concurrents horizontaux peut passer par l'utilisation d'une plateforme en surplomb qui centralise et décentralise l'information nécessaire à la collusion. L'algorithme permet une collusion sans avoir besoin d'échanges d'informations horizontaux qui pourraient être utilisés par une autorité de concurrence comme la preuve d'une volonté d'établir un équilibre collusif<sup>3</sup>.

Ces modalités d'ententes par échanges indirects d'informations existaient bien avant le développement de l'économie numérique. Elles passaient souvent par l'utilisation d'organismes professionnels ou d'offices statistiques diffusant des données très récentes avec une granularité très fine sur les prix et les volumes des firmes « concurrentes ». Cela permettait de stabiliser des équilibres de collusion tacite en renforçant la transparence du marché et en permettant un contrôle en quasi temps réel du respect mutuel du pacte de non-agression implicite à la base de la collusion tacite. Des ententes de ce type avaient même été développées

---

<sup>2</sup> US Department of justice v. David Topkins, Plea Bargaining, 30 April 2015: "In order to implement this agreement, TOPKINS and his co-conspirators agreed to adopt specific pricing algorithms for the agreed-upon posters with the goal of coordinating changes to their respective prices" (United States District Court – Northern District of California).

Voir également pour un autre cas de collusion de vendeurs de posters sur la place de marché d'Amazon entre 2011 et 2015, la décision de la Competition and Markets Authority du 21 juillet 2016 validant une procédure négociée.

<sup>3</sup> Il est possible de s'interroger si au point de vue du droit de la concurrence le fait pour des concurrents d'utiliser des algorithmes de prix identiques, faute de constituer la preuve d'une volonté de colluder, n'en constitue pas moins un *plus factor* servant d'approximation à une telle stratégie (voir *Apex Oil Co v DiMauro*, 822 F.2d 246, 254, 2<sup>nd</sup> Circuit 1987 et Ballard et Naik (2017)).

dans les débuts d'Internet pour des compagnies aériennes : des données sur les réservations et les pratiques de prix futures étaient diffusées par un site professionnel. Il était alors possible de produire un signal permettant non plus simplement de consolider un équilibre de collusion tacite mais de l'identifier (Marty, 2017a).

Ces ententes ne sont donc pas nouvelles mais peuvent être plus aisées à mettre en œuvre avec le développement des capacités algorithmiques. Deux exemples peuvent être fournis.

Le premier exemple porte sur les algorithmes utilisés par plateformes d'intermédiation électronique pour réaliser leur activité d'appariement entre l'offre et la demande et définir le prix des transactions. Une action contre Uber avait été engagée sur cette base aux Etats-Unis en décembre 2015 (avant d'être abandonnée par le plaignant). Pour le plaignant, la plateforme, si elle est ultra-dominante sur un marché donné, peut, en fixant un prix unique pour les courses, neutraliser toute concurrence horizontale entre les chauffeurs et même répartir les marchés<sup>4</sup>. Selon cette approche, la plateforme ne serait que l'instrument de la collusion... Ce point avait été notamment relevé par Stucke et Ezrachi (2016). Confier les décisions de prix des courses à un algorithme conduit à supprimer la concurrence en prix entre les chauffeurs de taxis.

Le second exemple est européen. Il s'agit du cas Eturas sur lequel a porté un arrêt de la Cour de Justice en 2016<sup>5</sup>. Un même logiciel de réservation était utilisé par des agences de voyages lituaniennes. Le système n'empêchait pas l'octroi de remises par rapport au prix catalogue, ce qui aurait pu être le cas d'un algorithme volontairement codé pour faire obstacle à des déviations par rapport à un prix d'équilibre fixé en concertation. Il notifiait simplement par courriel à l'agence concernée tout rabais qu'elle venait d'accorder si ce dernier était supérieur à 3%. Il attirait l'attention de l'opérateur sur une pratique commerciale susceptible de remettre en cause un équilibre de non-agression entre les firmes. L'algorithme visait à renforcer la robustesse de l'équilibre de collusion tacite soutenable en jouant sur l'attention des firmes. Il ne contraignait en rien le comportement mais signalait toute décision susceptible de déstabiliser l'équilibre concurrentiel.

Il n'en reste pas moins que dans aucun de ces deux cas des algorithmes relevant du champ de l'intelligence artificielle sont en cause. Il convient alors de considérer un dernier modèle de

---

<sup>4</sup> Dans Meyer (Meyer v Kalanick, 174F Supp.3d, 817,824 (SDNY 2016), "the plaintiffs thereby allege that the drivers entered into horizontal agreements to charge the same prices, and that this horizontal agreement is coordinated vertically by Uber" (Bamberger et Lobel, 2017).

<sup>5</sup> Arrêt de la Cour (cinquième chambre) du 21 janvier 2016. "Eturas" UAB e.a. contre Lietuvos Respublikos konkurencijos taryba

collusion qui repose sur une réalisation spontanée d'un équilibre mutuellement profitable entre concurrents, équilibre dans lequel aucun n'a intérêt à dévier sous peine à déclencher une guerre des prix collectivement préjudiciable (Marty, 2007). Ce cas de figure correspond à l'équilibre de collusion tacite pouvant être appréhendé en droit de la concurrence au travers de la notion d'abus de position dominante collective. Il s'agit du schéma classique d'identification d'un point selle (un coude dans la courbe de demande) à partir duquel tout mouvement du prix, à la hausse ou à la baisse, n'a pour effet que de réduire le profit.

Ce modèle de collusion tacite peut prévaloir dans un marché étroitement oligopolistique dans lequel tous les concurrents sont relativement homogènes (dans leurs produits ou leurs structures de coûts) et ont compris de longue date la fonction de réaction de chacun. Avec un nombre plus élevé de firmes, cet équilibre peut également (mais bien plus difficilement) être atteint sur un *marché à chef d'orchestre* ou à *firme barométrique*. Dans ces deux cas, il y a trop de firmes pour s'observer mutuellement, comprendre le *pattern* du marché et surtout identifier et sanctionner rapidement les déviations par rapport au *modus vivendi*. En d'autres termes, tous s'ajustent soit à une firme dominante (qui fixe son prix non pas pour maximiser non pas son profit propre mais ce qu'elle estime être l'intérêt de l'ensemble des acteurs de la branche), soit à une firme *représentative*, c'est-à-dire dont la fonction de coûts correspond à la « moyenne » de la branche.

Ces équilibres permettent donc d'obtenir pour les firmes concurrentes un équilibre raisonnable et rémunérateur au point de vue collectif<sup>6</sup>. Ils garantissent une viscosité des prix qui permet d'acquiescer plus de certitudes quant à la capacité d'amortir les investissements. Ils permettent également de bénéficier de la vie paisible (*quiet life*) associée à la disparition de la situation d'incertitude radicale quant aux positions de marché futures qui caractérise la concurrence. Il n'en reste pas moins que l'émergence de ces équilibres de collusion tacite (Chamberlin, 1929) étaient considérés par la littérature économique comme peu probables et en tout état de cause éminemment instables.

Pour Ezrachi et Stucke (2016), des algorithmes mettant en œuvre l'IA, mêmes différents dans leur codage initial et calés sur des échantillons de données initialement différents, pourraient, à terme, au fur et à mesure qu'ils disposent de la même information sur le marché converger vers un équilibre stable mutuellement avantageux. Si le suivi des prix de marché est exhaustif et les

---

<sup>6</sup> Il s'agit d'une logique non pas d'optimisation mais de satisfaction. Il serait possible de considérer que des firmes en concurrence puissent moins chercher dans certaines conditions de marché (notamment quand ce dernier est mature) à maximiser leur profit qu'à récupérer leurs investissements et à dégager une marge bénéficiaire.

ajustements aux prix des concurrents instantanés, les gains qu'il serait possible de tirer d'une guerre des prix sont très faibles. Un *équilibre de paix armée* est collectivement mais aussi individuellement préférable. Des algorithmes concurrents pourraient indépendamment les uns des autres identifier un tel équilibre profitable dans le cadre d'interactions répétées. Ainsi, "the machines though self-learning and experiment, determine independently the means to optimise profits" (Stucke et Ezrachi, 2015, p.9).

Leur hypothèse repose, en tout état de cause, sur un type particulier d'algorithme : les algorithmes capables d'un apprentissage auto-renforçant. Il convient en effet de distinguer trois types d'algorithmes reposant sur l'intelligence artificielle : ceux qui font l'objet d'un apprentissage supervisé, ceux qui mettent en jeu un apprentissage autonome et enfin ceux qui sont aptes à réaliser un apprentissage auto-renforçant.

Dans le premier cas, on associe des données à des valeurs cibles. On donne de nouveaux exemples à l'algorithme et on vérifie s'il fait de bonnes prédictions en termes de rattachement de celles-ci aux catégories visées. Par un processus d'essais et d'erreurs, on ajuste l'algorithme. Dans le deuxième cas, celui de l'apprentissage autonome, une première version de l'algorithme est préparée pour déduire des structures ou *patterns* dans un ensemble de données et extraire une règle (ou faire une prédiction). L'algorithme restructure les nouvelles données qui lui sont soumises en fonction de leur similarité ou de leur non similarité<sup>7</sup>. Comme le note Schwalbe (2018, p.8), l'identification de *structures cachées*, que permet ce type d'apprentissage, sert ensuite à alimenter le processus de construction des algorithmes sous apprentissage supervisé.

Le troisième type d'algorithme correspond à l'apprentissage auto-renforçant. Il a une importance cruciale pour ce scénario de convergence vers un équilibre de collusion tacite. Il est capable de s'ajuster en permanence à un environnement inconnu pour maximiser une fonction objective. Il réalise un arbitrage constant entre des décisions qui lui permettent d'explorer et donc de comprendre l'environnement et des décisions lui permettant d'exploiter profitablement ce dernier. Les stratégies gagnantes sont réitérées fréquemment ; celles qui n'accroissent pas les résultats cumulés sont mises en sommeil. S'il s'agit d'un algorithme neuronal, il est capable de faire évoluer sa structure même au fil de ses interactions et de ses observations (en modifiant les connexions et en jouant sur leurs seuils d'activation).

---

<sup>7</sup> Ces algorithmes sont particulièrement utilisés dans le but d'identifier la catégorie à laquelle il est possible de rattacher un consommateur pour lui proposer des offres personnalisées (Marty, 2017b).

Si les données sont accessibles à tous les opérateurs et si leurs capacités à les traiter sont suffisantes, la convergence des décisions algorithmiques pourrait être possible même si elle n'était pas recherchée en elle-même. L'enquête sectorielle de la Commission européenne sur le e-commerce montre bien qu'un nombre significatif d'entreprises met en œuvre des logiciels de suivi en temps réel des prix des concurrents et dispose d'outils d'ajustements automatiques et quasi-instantanés des prix<sup>8</sup>. Au-delà même de l'acquisition d'information sur l'Internet, il faut prendre en compte les risques d'une convergence plus rapide liée à la mutualisation ou à rachat de données sur le marché (Tucker et Wellford, 2014). L'équilibre collusif pourrait émerger plus vite si les algorithmes sont entraînés sur les mêmes bases de données<sup>9</sup>.

La disponibilité des données peut offrir à chaque algorithme une vue de surplomb (*God View* pour reprendre les termes d'Ezrachi et Stucke (2016)) sur la situation du marché à un moment donné. La transparence absolue du marché couplée avec une modélisation quasi-parfaite des fonctions de réaction des concurrents rend la convergence vers un équilibre de collusion tacite inéluctable. Le parallélisme de comportement entre des firmes dont les algorithmes identifient quasi-instantanément toutes les données de marché et permettent d'ajuster presque aussi rapidement les prix (et les stratégies) pourrait s'établir bien plus rapidement et aisément qu'il apparaissait possible aux autorités de concurrence européennes dans l'affaire Air Tours<sup>10</sup>. En outre, cet équilibre aurait toutes les chances d'être plus stable.

En effet, l'écart de temps entre la déviation, sa détection par les autres firmes et l'engagement de mesures de rétorsions est réduit au minimum par les capacités de traitement des données massives et les algorithmes de *pricing* algorithmique. Le gain lié à une déviation par rapport au point selle est donc réduit de façon drastique. De plus les risques d'erreurs humaines en matière d'interprétation des mouvements de marché sont minimisés : "Increased accuracy in

---

<sup>8</sup> « La transparence accrue des prix permet aux entreprises de suivre plus facilement leurs prix. Une majorité de détaillants suivent les prix en ligne de leurs concurrents. Deux tiers d'entre eux ont recours à des logiciels d'ajustement automatique pour ajuster leurs propres prix en fonction des prix des concurrents observés. [...] La disponibilité d'informations en temps réel en matière tarifaire peut également donner lieu à une coordination automatisée des prix. Une utilisation à grande échelle de tels logiciels peut, dans certains cas, en fonction des conditions du marché, engendrer des problèmes de concurrence » (Commission européenne, 2017, p.5). De la même façon dans leur contribution pour le rapport de l'OCDE sur les algorithmes et la collusion, Ezrachi et Stucke (2017) montrent que la transparence sur les prix du carburant en Allemagne n'a pas eu pour effet une baisse généralisée des prix (sous l'effet de l'intensification de la concurrence résultant de plus fortes capacités d'arbitrage par les consommateurs) mais au contraire une hausse moyenne de 10%.

<sup>9</sup> Il convient de noter un paradoxe : la possibilité d'acquérir des données sur un marché secondaire réduit les barrières à l'entrée « informationnelles » sur le marché et donc limite les risques de dominance irréversible. Il même proposé comme remède concurrentiel dans le cadre d'un rapport récemment remis au Bundeskartellamt allemand (Schweitzer et al., 2018). Cependant, dans le même temps, la mise en commun des données favorise potentiellement les phénomènes collusifs.

<sup>10</sup> Voir les affaires T-342/99 Airtours (2002) et C-413/06P Sony / BMG (2008).



understanding what is happening to pricing in the market should lower the possibility that a price war would break out due to noisy price information” (Mehra, 2016, p.1349). De plus si une déviation survient l’algorithme pourra plus sûrement appliquer une sanction proportionnée de type *tit-for-tat*, optimale dans une optique de jeu répété que ce que pourrait le faire un décideur humain (Axelrod, 1984).

Notons en outre avec Ezrachi et Stucke (2017) que la probabilité que des outils de *pricing* algorithmique conduisent à des équilibres de collusion tacite est d’autant plus forte que les marchés sont de plus en plus concentrés (ce qui est effectivement, dans le secteur numérique, le cas des places de marché en ligne). Nous pourrions ajouter à cela que les acteurs résiduels se caractérisent tous en outre par leurs capacités à traiter des données massives et à développer des algorithmes performants ainsi que par leurs investissements massifs dans le domaine de l’intelligence artificielle.

#### B- Une hypothèse contestée

Si l’on met entre parenthèses les promesses du développement de l’intelligence artificielle, il apparaît que ces équilibres étaient difficiles sinon impossibles à atteindre en l’absence d’échanges d’informations horizontaux entre firmes. Il faut comme nous l’avons vu que le marché soit suffisamment concentré, que les firmes soient suffisamment homogènes, que celles-ci aient terminé le processus d’apprentissage nécessaire à la compréhension du marché et à la prédiction fiable du comportement des concurrents en fonction de ses évolutions. Il est également nécessaire que l’accord puisse être consolidé par la capacité de chacun à identifier rapidement une déviation de la part d’un des concurrents et d’exercer des mesures de représailles rapides, significatives (donc identifiables) mais proportionnées (de façon à ne pas rendre impossible un retour à l’équilibre coopératif). Dès lors qu’une de ces conditions n’est pas remplie, l’équilibre ne peut être atteint ni surtout maintenu. Notons que, parmi les facteurs entraînant une instabilité chronique de ces accords, figurent des biais dans les réactions individuelles<sup>11</sup>. Les erreurs d’interprétation sur le comportement des tiers et les sur-réactions en matière de sanction des déviations sont autant de ferments d’instabilité (Marty, 2017a).

---

<sup>11</sup> “Noise, errors, and complexity make ‘accidental’ but still fatal, detection from a cartel more likely. Finally, human sellers have hyperbolic discount rates [...]” (Mehra, 2016, p.1328).

Les algorithmes reposant sur l'intelligence artificielle peuvent-ils surmonter ces difficultés ou s'agit-il (plutôt) d'une crainte relevant de ce que Thibault Schrepel désigne comme de la *legal sci-fi* ?

*A priori* atteindre de tels équilibres sur des places de marché en ligne peut s'annoncer particulièrement difficile. En effet, le nombre d'opérateurs est démultiplié. Ils sont de surcroît des plus hétérogènes. Les prix, loin de converger, se caractérisent par une forte instabilité et un certain foisonnement (Goldfarb et Tucker, 2017). Malgré ces critiques, la mise en œuvre d'algorithmes fonctionnant sur la base d'un apprentissage machine autonome pourrait permettre d'accélérer l'atteinte de l'équilibre et de renforcer sa stabilité (Heinemann et Gebicka, 2016). Tout d'abord, l'algorithme est entraîné sur la base des interactions passées. Il identifie de ce fait d'autant plus vite et plus certainement le *pattern* du marché<sup>12</sup>. Ensuite, il peut exercer un balayage exhaustif des prix de marché et procéder à des ajustements de prix en continu. Enfin, il ne souffre d'aucun biais psychologique (Mehra, 2016).

De nombreux travaux empiriques sont actuellement en cours pour évaluer la capacité des algorithmes reposant sur un apprentissage autonome à parvenir à des équilibres collusifs. Sur la base d'un algorithme conventionnel capable de mettre en œuvre un tel apprentissage auto-renforçant (*Q-Learning* utilisé pour les modèles de tarifications dynamiques utilisés dans le domaine du transport aérien et des marchés de gros de l'électricité), Klein (2018) a pu montrer, sur la base de simulations numériques, qu'une telle convergence pouvait s'établir si les firmes mettent en œuvre une concurrence en prix<sup>13</sup>. Salcedo (2015) a également pu conclure que la convergence vers un tel équilibre n'était pas seulement possible mais inéluctable et pourrait conduire à des prix proches de prix de monopole.

Cette conclusion a fait l'objet de nombreuses critiques, notamment de la part de Harrington (2017). L'équilibre collusif n'est pas en effet une issue inexorable de l'interaction d'algorithmes de prix basés sur de l'intelligence artificielle.

---

<sup>12</sup> *Intelligence* en Anglais recouvre la notion de compréhension. L'algorithme comprend le marché en ce sens qu'il acquiert à partir de ses observations une capacité à prédire ce qu'il va advenir. Sa prédiction se fonde par contre que sur des corrélations et ne se base en aucun cas sur une logique de causalité.

<sup>13</sup> Le *Q-Learning* fonctionne sur la base d'un processus d'essais et d'erreurs. L'algorithme interagit avec son environnement et approxime la valeur de chaque action en fonction des états du monde existants. Il fait un arbitrage continu entre le choix d'une décision de prix qui maximise la valeur de son apprentissage (exploitation) et celle qui accroît la qualité de son information (exploration). L'algorithme n'a pas besoin de reposer sur une modélisation de son environnement. Il n'est pas nécessaire de définir une fonction de demande ou de profit. Il n'a pas également besoin de communiquer avec des tiers. Il est capable d'un apprentissage autonome au fil de ses interactions avec l'environnement. Il apprend en exécutant sa stratégie (Klein, 2018).

Tout d'abord, la convergence vers l'équilibre est discutée dans la littérature (Ittoo and Petit, 2017). Utilisant un outil d'apprentissage renforcé (un algorithme *Deep RL agents* i.e. un modèle de *Q-Learning*), Ces derniers concluent au fait que les algorithmes ne pourraient pour l'heure faire mieux que des humains pour atteindre et stabiliser un équilibre de collusion tacite. L'un des points clés du débat entre Ittoo et Petit (2017) et Klein (2018) tient notamment au fait que les premiers considèrent que l'algorithme ne peut résoudre, ce faisant, le problème de la cible mouvante (*moving target issue*). Ce problème correspond au fait que la solution optimale change pour tous après chaque interaction, vu que tous les algorithmes changent en permanence. A l'inverse, pour Klein (2018), rejoignant en cela les conclusions de Tesauro et Kephart (2002), ce problème n'empêche pas l'équilibre collusif : une convergence vers des prix *supra* compétitifs est possible.

Même si on admet que l'atteinte d'un tel équilibre n'est pas impossible, elle n'est pour autant aisément acquise, du moins dans l'état de développement actuel des algorithmes. Schwable (2018) insiste sur la fragilité du *scenario* d'un équilibre collusif spontané. Il considère dans un premier temps la littérature économique se rattachant à la théorie des jeux. Plusieurs travaux utilisent des modèles d'apprentissage renforcé mis en œuvre par des agents autonomes et essaient d'évaluer la propension de ces derniers à converger spontanément vers un équilibre collusif (ou du moins coopératif) dans le cadre d'un dilemme du prisonnier répété. Cette issue coopérative apparaît comme peu probable (Erev et Roth, 2001). De la même façon, les simulations numériques réalisées par Hanaki et al. (2005) montrent que la coopération ne peut émerger que si l'environnement n'est pas complexe<sup>14</sup>. Des travaux dans le domaine des sciences informatiques, cités par Schwable (2018) conduisent à des résultats convergents : la coopération est une issue possible mais elle dépend de la capacité des acteurs à communiquer entre eux.

Nous avons également relevé *supra* que la stabilité de l'entente tacite dont pourraient faire montre les algorithmes dépend de leurs capacités à se défaire des biais qui caractérisent les décideurs humains qu'il s'agisse des émotions, des mauvaises interprétations des signaux de marché ou des phénomènes de sur-réaction. Cette absence de réplique de biais humains est également à discuter. En effet, l'algorithme est entraîné à partir des données passées et apprend en continu au travers de ses interactions, notamment avec des acteurs humains.

---

<sup>14</sup> Le processus d'apprentissage se fait en deux temps. Le premier est consacré à l'exploration des stratégies possibles et dans le second les agents limitent leur attention aux stratégies qui ont été efficaces en première période.

De plus, les modèles concluant à l'inexorabilité de la convergence reposent sur des hypothèses assez restrictives. Par exemple, Salcedo (2015) suppose que les firmes peuvent décoder mutuellement leurs algorithmes et qu'aucune mesure ne soit prise pour réduire volontairement la transparence (Mc Sweeney et O'Dea, 2017). Il est à noter que ce délai qui permet un décodage mutuel peut également être lu comme participant d'un mode de communication... ce qui rejoint les conclusions de Schwalbe (2018) selon lesquelles la coordination requiert une communication<sup>15</sup>. L'approche de Salcedo se situe dans un cadre précis : celui d'un modèle de signal avec des engagements crédibles. En d'autres termes, chaque itération est faite en laissant le temps à l'autre de décoder l'algorithme et donc d'interpréter les résultats de ce dernier comme une proposition à augmenter son prix de conserve. En outre, le modèle ne repose pas, à l'inverse des prédictions d'Ezrachi et Stucke (2016), sur des apprentissages machines.

De la même façon, la question de la comptabilité entre le foisonnement extrême et des mouvements erratiques des prix liés aux stratégies de personnalisation et de *pricing* dynamique avec cette capacité à adopter un parallélisme de comportement reste posée.... Les deux *scenarii* anticoncurrentiels sont difficiles à concilier. Rappelons par exemple que le nombre de changements de prix quotidien sur Amazon en novembre 2012 atteignait déjà les 2,5 millions (Mehra, 2016, p.1335). Cet argument est pris en compte par Ezrachi et Stucke (2017). Ils reconnaissent que sur le principe : « If transparency fosters tacit collusion, then secret deals should destabilize it ». Leur argument tient à l'inverse à la compatibilité sur un même marché entre une *almost perfect discrimination* et un *hybrid discrimination / collusion equilibrium*. L'équilibre repose de fait sur une partition de la clientèle en plusieurs segments en fonction de leur fidélité. Les *low value consumers* feraient l'objet d'une approche collusive tandis que les firmes engageraient des stratégies de prix personnalisés pour acquérir les consommateurs de haute valeur<sup>16</sup>. Le processus pourrait tenir en des promotions ciblées (sous forme de ristournes personnalisées). La stratégie pourrait également fonctionner par étapes le temps de définir au mieux les différents segments<sup>17</sup>. Il n'en demeure pas moins que plus la performance des algorithmes est élevée en matière de prédiction quant au rattachement d'un profil de client à

---

<sup>15</sup> Pour autant Schwalbe (2018, p.20) cite des travaux qui reposent sur des expérimentations réalisées sur Google Brain qui tendent à montrer que les algorithmes peuvent apprendre à dissimuler leurs communications : « it is demonstrated that neural networks are indeed able to learn how to encrypt and decrypt messages, and also how to apply these operations selectively in order to meet confidentiality goals ».

<sup>16</sup> Il est également possible de relier cet investissement en segmentation avec des échanges d'informations sur les clients par des opérateurs en ligne (De Nijs, 2017).

<sup>17</sup> Sur la capacité des plateformes numériques à ajuster leurs stratégies au type de consommateurs (utilisateur averti versus utilisateur naïf) voir Budzinski et Grusevaja (2017).

l'un des *patterns*, plus cette étape serait courte et plus probable serait la compatibilité entre les deux stratégies.

Il convient en outre de souligner qu'à l'inverse d'autres types de collusion par algorithme, il n'y a pas dans le *scenario* d'Ezrachi et Stucke (2016) de preuve de l'intention de collusion. L'équilibre est atteint *spontanément* sans que jamais le code n'ait été construit à une fin collusive. De plus, des algorithmes de concurrents, même s'ils sont différents à l'origine, peuvent s'ils utilisent ces outils converger chacun de leur façon vers cet équilibre. Enfin, la preuve de la collusion sera d'autant plus difficile à établir que le code évolue en permanence tant de par ses données que de par sa structure (neuronale). Ces caractéristiques poseraient de redoutables problèmes en matière de sanction des ententes horizontales. Non seulement la preuve technique de la collusion serait difficile à apporter mais la preuve économique serait des plus difficile à caractériser. Le parallélisme de comportement pourrait aisément se justifier par un ajustement *intelligent* aux conditions de marché. En sus, nulle probabilité que l'un des algorithmes demande à bénéficier d'un programme de clémence du fait du caractère dissuasif de la sanction concurrentielle potentielle.

La solution pourrait être recherchée en dehors de la sphère des règles de concurrence au travers de solutions de supervision réglementaire tenant à des logiques de conformité (Marty, 2017a) voire à des procédures de contrôle des algorithmes eux-mêmes qu'il s'agisse d'*incubateurs de collusion algorithmique* ou de ralentissement obligatoire de la vitesse de traitement des données et d'ajustement des décisions (ou prédictions) des algorithmes (Ezrachi et Stucke, 2017). Se poserait alors, comme toujours, la question du rapport coûts-avantages de la réglementation avec notamment ses effets non désirables en termes de réduction de la qualité et de la performance des algorithmes.

Pour autant, et de façon quelque peu paradoxale, il serait même possible de considérer que le développement de l'intelligence artificielle et plus généralement l'amélioration des capacités de traitement des données massives puisse permettre de déceler plus aisément l'existence de parallélisme de comportements qui ne feraient pas sens en dehors d'une stratégie collusive. En effet, ces algorithmes permettent de prédire quelle sera la configuration de marché la plus probable en regard des données à partir desquelles ils ont été « entraînés ». Ils pourraient à ce titre distinguer des *patterns* collusifs de *patterns* concurrentiels. L'intérêt des méthodes d'apprentissage machine en la matière tient au fait qu'elles n'ont pas besoin de reposer sur des modèles et des hypothèses de comportements pour donner des résultats. Ceux-ci sont inférés à

partir de données non structurées (Abrantes-Metz et Metz, 2018). Aux entreprises concernées à engager ensuite une défense de type *comply or explain*.

## II. Quel(s) rôle(s) de l'intelligence artificielle dans l'économie des plateformes ?

Les gains économiques du développement des plateformes d'intermédiation numérique découlent de la qualité de leurs algorithmes d'appariement et des services auxiliaires qu'elles fournissent afin de faciliter les échanges qu'il s'agisse de ceux qui sécurisent et facilitent les paiements en ligne, de ceux qui concourent au fonctionnement de la chaîne logistique ou de ceux qui renforcent la confiance des participants dans les transactions (Smorto, 2018). L'intelligence artificielle peut accroître cette efficacité au travers de ces deux canaux.

### A - Un algorithme d'appariement plus efficace ?

Nous discutons dans cette section de la capacité d'algorithmes mobilisant les ressources de l'IA à accroître la performance des plateformes en permettant une segmentation de plus en plus fine des clients (a) avant de nous attacher aux questions concurrentielles que celle-ci peut soulever (b).

#### a) *Identification des patterns auxquels les clients peuvent se rattacher*

La performance des algorithmes reposant sur l'IA dépend de la qualité et de la quantité des données disponibles. Cette dimension doit d'emblée être mise en perspectives avec les stocks (et surtout les flux) de données dont disposent les acteurs dominants de l'industrie numérique et les conclusions du rapport de la Federal Trade Commission américaine sur les *data brokers* (FTC, 2014). Celle-ci insistait dès 2014 sur les capacités qui découlaient de la collecte d'information personnelles en matière d'identification des *patterns* auxquels il est possible d'associer les consommateurs. La FTC révélait que l'un des neuf principaux acteurs de ce marché disposait déjà de 3000 données différentes sur chaque consommateur américain (FTC, 2014, p.iv). Les données sur lesquelles peuvent être entraînés les algorithmes présentent en outre la caractéristique de correspondre pour quasiment chaque consommateur à des données collectées dans les activités en ligne mais aussi dans le cadre des achats dans les commerces physiques. Soulignons en outre qu'il s'agit tout à la fois de données observées et de données

déduites. De la même façon, insistons sur le fait que les données en question n'ont pas besoin d'être des données personnelles *stricto sensu* pour avoir de la valeur dans ce cadre.

L'intelligence artificielle peut accroître encore la finesse de la discrimination tarifaire en permettant à la firme d'approcher, au travers d'une prédiction de plus en plus précise des caractéristiques et des comportements des clients, d'une segmentation de plus en plus fine de ces derniers. Cette fine granularité des prédictions permet de rapprocher sans cesse plus une discrimination du 3<sup>ème</sup> degré d'une discrimination parfaite du 1<sup>er</sup> degré. Comme le note Mehra (2016, p.1338) : « sellers will be able not merely to better calculate a demand curve for their products, but will actually be able to gauge an individual's demand, so as to increase profits through increasingly powerful price discrimination ».

Pour autant, comme pour ce qui était dans notre première partie de la collusion tacite algorithmique, il convient de noter que pour l'heure les retours d'expérience sur les stratégies de discriminations mises en œuvre par les plateformes montrent que les clés de répartition des clients se basent sur des indicateurs bien plus frustes, qu'il s'agisse des adresses IP ou tout simplement des systèmes d'exploitation utilisés. Pour ne prendre qu'un exemple, sur des sites de réservation en ligne de nuitées hôtelières, les utilisateurs d'iOS se verraient proposer plus haut dans les classements des offres plus onéreuses que les utilisateurs d'Android dans la mesure où l'on fait l'hypothèse qu'ils se caractérisent par une propension à payer plus élevée ou un goût pour la qualité plus marqué (Marty, 2017b).

L'IA, en accroissant la qualité des programmes d'appariements et la pertinence des suggestions faites par les plateformes, peut augmenter la performance de celles-ci et la qualité du service rendu. L'effet sur le marché est d'abaisser les coûts de transactions et les frictions en général. Cet effet ne se limite cependant pas à la seule adéquation de la suggestion à ce que l'on déduit de la demande du consommateur (Milgrom et Tadelis, 2018). En effet, le comportement de recherche des consommateurs varie selon leur positionnement dans un processus d'achat. L'IA peut aider à ajuster les résultats proposés à chaque étape de ce processus. Par exemple, Blake et al. (2015) montrent, à partir d'une analyse des comportements sur eBay, que les consommateurs raffinent leurs critères de recherche tout au long du processus. Ils ont besoin au début de résultats plus large pour préciser leurs attentes. Une fois cette étape passée, le comportement devient bien plus finalisé et les résultats doivent être plus étroitement ciblés. Ce faisant les résultats d'un algorithme d'appariement doivent prédire le cheminement du

consommateur dans ce processus et à partir de là réviser, à chaque phase de la recherche en ligne, le périmètre et la précision des résultats présentés.

Un nombre croissant d'études produit des résultats quant aux effets de l'apprentissage machine en termes de discrimination tarifaire sur le bien-être agrégé (Varian, 2017). Comme nous l'avons vu, la possibilité de mettre en œuvre une discrimination de troisième degré d'une granularité de plus en plus fine conduit à des résultats proches d'une discrimination (encore utopique) du premier degré. Ses effets concurrentiels sont *a priori* favorables. Dubé et Misra (2017) montrent qu'une telle discrimination peut accroître en même temps le surplus du consommateur et du producteur. Plus intéressant, il apparaît dans le cadre de ce modèle que 70% des consommateurs paieraient un prix inférieur au prix « uniforme » de concurrence parfaite.

Ces résultats ne sont pas étonnants. Des études réalisées avant l'apparition des algorithmes utilisant l'apprentissage machine montraient que la discrimination appliquée en fonction du comportement passé (maintenant prédit) des consommateurs pouvait accroître le bien-être. Ces discriminations étaient souvent alors des discriminations temporelles (Nair, 2007) en vendant les biens et services d'abord à un prix élevé (pour attirer des consommateurs ayant une forte propension à payer) puis à un prix moindre plus tard dans le cycle de vie (pour les rendre accessibles à des consommateurs ayant de moindres capacités de paiement). Cette discrimination ne va pas pour autant sans susciter de questionnements concurrentiels.

*b) Discussion des effets concurrentiels d'une segmentation plus fine des consommateurs par l'intelligence artificielle*

Deux questions peuvent être posées. Le développement de l'IA dans ce domaine est-il susceptible de susciter des effets de confirmation et renforcement des biais sociaux ? Peut-on craindre des effets performatifs par réduction des trajectoires possibles par des décisions algorithmiques ?

Le rattachement d'un consommateur à un *pattern* singulier permet certes de lui adresser des offres correspondantes à ses besoins mais a, également, un effet performatif en l'enfermant dans un espace de choix restreint. L'algorithme a pour effet de lui fermer des options et donc de



contraindre ses options futures<sup>18</sup>. Dans la mesure où il ne s'agit que d'un outil prédictif, nous pouvons arriver au paradoxe dans lequel les options de l'algorithme seraient vérifiées *ex post* tout simplement parce que la conséquence même de la prédiction est la restriction d'un espace de choix ou au contraire une proposition qui a d'autant plus de chances d'être acceptée qu'elle renforce les biais décisionnels du consommateur.

Il convient cependant de s'interroger sur ce qui tient à l'heure actuelle de réelle personnalisation des prix sur Internet et également sur la place que tient effectivement pour l'heure l'intelligence artificielle (Miettinen et Stenbacka, 2015). Comment distinguer ce qui tient aux prix dynamiques (*yield management*, prix de congestion, ...) et aux prix personnalisés différents d'un consommateur à l'autre ?

Des analyses montrent que la ligne de partage entre tarification personnalisée et tarification dynamique est parfois difficile à établir. La première semble être de mise en matière de réservations aériennes (Vissers et al., 2014) voire pour les plateformes de réservation de taxis (Cohen et al., 2016) ; la seconde a pu être mise en exergue dans le secteur du commerce en ligne aux Etats-Unis (Hannak et al., 2014).

De la même façon, en matière de personnalisation des prix, les effets peuvent être discutés. Sous certaines conditions une discrimination parfaite accroît le bien-être total. Elle peut même avoir des effets de péréquation en permettant à certains consommateurs d'accéder au produit ce qu'ils n'auraient pu faire si un prix unique d'équilibre concurrentiel s'était imposé. La discrimination pourrait être défendue tant dans une logique de politique de concurrence basée sur la maximisation du bien-être du consommateur que – dans une certaine mesure – dans une optique plus *distributionnaliste*<sup>19</sup>. Cependant, la discrimination peut également être vue comme participant d'une stratégie d'utilisation du pouvoir de marché à des fins d'extraction de l'ensemble du surplus de chaque consommateur. Ces derniers peuvent réagir négativement à ces prix personnalisés. Amazon a dû renoncer en 2000 à des initiatives de variations aléatoires

---

<sup>18</sup> A un encadrement des comportements par les règles, aurait succédé une gouvernance par les prix (comme dispositif incitatif). Pourrait désormais, possiblement émerger une gouvernance algorithmique par laquelle les comportements seraient canalisés par les prédictions algorithmiques, prédictions qui seraient d'autant plus efficaces qu'elles seraient performatives (Danaher, 2016).

<sup>19</sup> Une telle conception ne va pas d'elle-même. Pour Lande (1982), le Sherman Act vise à sanctionner les transferts de bien-être entre acteurs économiques résultant de l'exercice d'un pouvoir de marché. Pour les ordolibéraux, les règles de concurrence doivent obliger tous les acteurs à agir comme ils le feraient dans une situation de *concurrence complète* i.e. une situation dans laquelle nul acteur économique n'est en position de s'écarter du prix concurrentiel.

de prix (Edwards, 2006). Le dommage réputationnel peut être significatif si le consommateur a une perception d'un comportement de la plateforme comme étant manipulateur, trompeur ou déloyal.

Les algorithmes de personnalisation des prix, surtout s'ils reposent sur l'IA, peuvent enfin mettre en jeu des questions de discriminations. Les effets pervers tiennent alors à l'amplification de biais sociaux. En d'autres termes, l'algorithme d'appariement (ou de prix) utilisé par la plateforme d'intermédiation confirme ou aggrave des discriminations déjà existantes dans la société. Deux difficultés peuvent alors être considérées. Une première fait écho à une situation dans laquelle l'algorithme repose sur de l'apprentissage autonome renforçant. Il apprend à ce titre à partir de données disponibles et évolue au fil des interactions. Il risque ce faisant de reproduire les biais sociaux et bien pire de les amplifier. En effet, une régulation algorithmique peut avoir pour effet de limiter les possibilités de décisions ouvertes à chaque acteur. Une deuxième difficulté à prendre en considération tient aux phénomènes de discriminations sur les plateformes de type Uber ou Airbnb. De nombreuses études mettent en exergue l'impact des discriminations sociales sur les revenus que peuvent tirer les agents proposant leurs services sur ces plateformes ou sur les opportunités qui s'ouvrent à eux (Edelman et al., 2015 ; Rosenblat et Levy, 2017 ; Cheng et Foley, 2018 ; Cecere et al., 2018).

Une des grandes questions liées au développement de l'IA tient à ses capacités à surmonter ces biais i.e. à ne pas les reproduire voire à les corriger, plutôt que de les figer ou les amplifier. L'une des dimensions les plus immédiates de cette question tient à la question des stocks de données sur lesquels les algorithmes réalisent leur apprentissage (autonome ou supervisé) et aux règles qui peuvent s'appliquer en matière de redevabilité (*accountability*) quant aux décisions rendues par les algorithmes. Si la complexité qui caractérise un algorithme neuronal peut faire de lui une *black box*, il peut être souhaitable que lorsqu'une décision est prise (i.e. une prédiction), un *contrefactuel* puisse être produit, c'est-à-dire faute d'une causalité (ce qui ne saurait question en l'espèce), une indication des valeurs paramètres qui auraient dû être atteintes pour qu'elle eût été différente (Wachter et al., 2018).

## B - Un rôle de facilitation de la confiance dans les transactions ?

Une seconde dimension du succès des plateformes d'intermédiation numérique a résidé en leur capacité à sécuriser les transactions. Celle-ci a tenu à la question du paiement en ligne mais

également à la réduction des imperfections informationnelles qui pouvaient faire obstacle à l'acte d'achat. Pour les consommateurs ces imperfections tenaient à une information incomplète et asymétrique quant à la qualité des produits et des vendeurs actifs sur les places de marché en ligne. Les avis déposés en ligne ont joué un rôle significatif dans la correction de ces biais informationnels. L'IA peut s'avérer un relai intéressant à deux égards : tout d'abord, en prédisant la qualité d'un vendeur donné en interprétant les échanges en ligne rédigés en langage naturel lors de précédentes transactions (a) ; ensuite en favorisant la mise en place d'incitations exemptes de biais pour le dépôt d'avis en ligne (b).

*a) Utilisation de l'IA pour évaluer la qualité des vendeurs sur une plateforme*

L'une des clés du développement de l'économie des plateformes tient à la mise en place de dispositifs permettant de créer un environnement de nature à accroître la confiance des participants. Une telle caractéristique n'était pas acquise d'avance dans la mesure où la confiance ne pouvait tenir à des liens interpersonnels, à l'expérience de transactions passées ou encore au contrôle collectif exercé par une communauté ou une corporation donnée. La confiance ne pouvait non plus procéder de dispositifs techniques comme cela est le cas par exemple au travers de technologies de type chaînes de blocs dans lesquelles la preuve cryptographique peut remplacer la confiance (Schrepel, 2018).

Le succès des premières places de marché en ligne a été assuré par la mise en place de commentaires des acheteurs. Ces avis permettaient de bénéficier d'une évaluation des produits *ex ante* et non *ex post*. En d'autres termes, la mutualisation de l'information fit que les biens et services consommés ne relèvent pas pour chaque consommateur de la catégorie des biens d'expérience. Cependant, cette réussite est l'objet de contestations croissantes. Elles tiennent aux biais dans les évaluations, à l'inflation des notes (Zervas et al., 2015) et aux risques de manipulation des avis (Mayzlin, 2015).

L'utilisation de l'intelligence artificielle peut être un levier pour rétablir cette confiance (Milgrom et Tadelis, 2018). L'idée est d'utiliser les messages échangés sur la plateforme entre les vendeurs et les acheteurs avant et après la transaction. L'appui sur le NLP (*Natural Language Processing*) permet une telle évaluation. La technologie est ici bien plus mature que celle décrite dans notre première section avec la question de la capacité d'algorithmes reposant sur un apprentissage machine de converger vers un équilibre collusif sans avoir besoin d'échanger

des informations. Il s'agit « simplement » de prédire quelles sont les caractéristiques que chaque consommateur est susceptible d'apprécier au vu de ses intérêts et besoins propres.

Masterov et al. (2015) ont utilisé cette méthode sur des commentaires laissés sur la plateforme eBay. Il s'agit de trouver un élément permettant de prédire une transaction non satisfaisante. Les auteurs se sont basés sur les messages et des données internes à la plateforme pouvant permettre d'indiquer que la transaction n'a pas été satisfaisante (réclamation, non réception ou retour de l'objet). L'indicateur de *mauvaise expérience* constitue la variable dépendante. L'algorithme va viser à prédire ce résultat à partir des messages échangés. Après une transaction, aucun message peut être échangé, des messages négatifs peuvent être répertoriés et enfin des messages « neutres » peuvent être enregistrés. 85% des transactions étudiées génèrent aucun message. Quand il n'y a pas de message, le nombre de transactions insatisfaisante est de 4%. Quand un message neutre l'est, ce taux est de 13%. Quand au moins un message négatif est envoyé, ce taux monte à 30 %. *A priori*, plus un vendeur reçoit une proportion élevée de messages négatifs moins il peut être considéré comme étant de qualité. Cette fréquence permet de calculer un score de qualité qui apparaît comme un bon prédicteur de la performance future.

L'IA permet d'inférer cet indicateur à partir de larges bases de données d'échanges par courriel rédigés en langage naturel afin de prévenir le fait que le consommateur, déçu par un vendeur, ne se détourne de la plateforme (Nosko et Tadelis, 2015). Dans le cas d'espèce, « the fraction of a seller's message traffic that was negative predicts whether a buyer who transacts with this seller will stop purchasing on eBay ». Cela permet en fin de compte à la plateforme de sanctionner un vendeur non performant sur des bases objectives ou de disposer d'indicateurs avancés de la dégradation de la qualité du service rendu.

#### *b) Utilisation de l'IA pour créer un marché des évaluations en ligne*

Une seconde voie d'utilisation de l'IA tient à la création d'un marché pour les évaluations en ligne (Milgrom et Tadelis, 2018). Nous avons *supra* qu'une large majorité des acheteurs sur les places de marché en ligne laisse aucun avis. Dans l'absolu, le consommateur n'a pas de raison de le faire : cela consomme du temps et pour ses achats futurs, il peut adopter une stratégie de passager clandestin en utilisant les avis des autres. Le problème ne tient pas qu'aux incitations individuelles. Comme le notent Milgrom et Tadelis (2018), il s'agit également d'un problème d'organisation industrielle : le faible nombre d'évaluations par les tiers sur une nouvelle

plateforme rend l'achat chez elle moins sécuritaire que l'achat sur une plateforme disposant d'un vaste « stock » d'avis.

La proposition de règlement d'avril 2018 de la Commission européenne quant aux relations entre vendeurs et plateformes insistait sur ce point : l'absence de portabilité des données (en l'espèce des évaluations) ne permet pas au vendeur de transférer sa réputation d'une place de marché en ligne à une autre. Cela a deux effets anticoncurrentiels potentiels. Tout d'abord cela aggrave la dépendance du vendeur vis-à-vis de la plateforme (en accroissant les *switching costs*). Ensuite cela constitue une barrière à l'entrée pour de nouvelles plateformes (ce qui a également pour conséquence indirecte de priver les vendeurs d'option de sortie par rapport aux plateformes existantes et donc d'augmenter encore leur dépendance).

Li et al. (2016) ont analysé à partir de la plateforme chinoise Taobao, la possibilité de faire payer les marchands pour que les acheteurs laissent un avis. L'idée n'est pas d'acheter de bons avis. Le problème est en effet toujours celui de la confiance. Il s'agit de confier à un algorithme, et non pas au vendeur lui-même, la tâche de décider si l'avis est pertinent. L'expérience a commencé en mars 2012 avec un dispositif de « rabais pour évaluation » (sous la forme de remboursements *ex post* ou de coupons de réduction). Le paiement est fait que l'avis soit positif ou négatif. Ce n'est que la qualité informationnelle de son contenu qui est prise en compte. L'intérêt est double. D'une part, il permet de discriminer entre bons et mauvais vendeurs. En effet, l'achat d'évaluations constitue un investissement qui ne sera rentabilisé que si et seulement si le vendeur est de bonne qualité. Comme il connaît son *type*, son adhésion à ce mécanisme joue comme un contrat révélateur. D'autre part, il permet à la firme de résoudre le problème du *départ de zéro* (*cold-start issue*). L'investissement en réputation peut être accéléré par l'achat d'évaluations « objectives ».

## Conclusion

L'apparition d'une nouvelle technologie, surtout si elle revêt un caractère *disruptif*, suscite communément des espoirs et des craintes à la fois de façon simultanée et excessive. L'intelligence artificielle n'avait aucune raison d'échapper à la règle. Cependant, en l'état actuel de son développement, elle pourrait, dans le champ de l'organisation industrielle, accroître la performance des algorithmes de prix et d'appariement. Ce surcroît de performance peut effectivement se traduire par le renforcement de tendances pro ou anticoncurrentielles. Le

risque de facilitation des collusions tacites, s'il devait s'avérer, se classerait dans le second ensemble. Le renforcement des possibilités de discrimination au sens économique du terme poserait plus de problème en ce, comme nous l'avons vu, que l'effet de la discrimination sur le bien-être peut se discuter. Les capacités d'analyse des transactions quant à elles participent indubitablement au premier ensemble en ce qu'elles renforcent la confiance dans l'économie numérique et sécurisent les transactions.

Cependant quelques dimensions additionnelles plus problématiques pourraient être considérées. La première tient à la liberté de choix des consommateurs et à la garantie par les règles de concurrence d'un maintien d'une diversité de choix (qui a pour corollaire, côté *producteurs*, la garantie de l'accès au marché). L'IA peut dans une certaine mesure contraindre et « manipuler » les choix sans que pour l'heure la redevabilité des algorithmes soit évidente à mettre en place. Une deuxième question tient à la question de la réputation en ligne et de façon reliée à la prédiction et au contrôle des comportements. L'IA peut être un outil particulièrement intéressant pour apprécier la nature et le comportement d'un vendeur sur une place de marché (et donc éventuellement de l'exclure soit indirectement par une régulation par coût de projecteur, une notation ou une possible suspension ou suppression du compte). Ce mécanisme d'évaluation ne porte pas que sur un des versants que met en relation la plateforme biface comme le montrent des plateformes comme Airbnb. Le consommateur lui-même peut se voir attribuer une note dans son parcours numérique.

Cette utilisation de l'intelligence artificielle soulève des questions dans un domaine qui n'est pas exclusivement du ressort du marché mais des libertés individuelles. Elle offre en effet des ressources inédites en matière de surveillance et de compréhension des comportements individuels au-delà même de la sphère des transactions de marché en ligne. Le système de crédits sociaux (i.e. de notation individuelle des citoyens) mis en place en Chine étend les modalités de supervision au-delà des questions de réputation sur les places de marché. Couplé avec des outils reposant sur l'intelligence artificielle et l'utilisation de données massives tels le *Great Firewall* (utilisé pour la surveillance de l'accès à l'internet), de tels systèmes pourraient s'avérer des instruments de supervision des comportements dont les enjeux dépassent la sphère des libertés de marché (Shan, 20018 ; Wright, 2018).

## Références

- Abrantes-Metz R. and Metz A.D., (2018), “Can Machine Learning Aid in Cartel Detection?”, *Competition Policy International Antitrust Chronicle*, July.
- Axelrod R., (1984), *The Evolution of Cooperation*, Basic Books, New York
- Ballard D.I. and Naik A.S., (2017), “Algorithms, Artificial Intelligence, and Joint Conduct”, *Competition Policy International*
- Bamberger K. and Lobel O., (2017), “Platform Market Power”, *Berkeley Technology Law Journal*, volume 32, pp.1051-192.
- Blake T., Nosko C. and Tadelis S., (2015), “Consumer Heterogeneity and Paid Search Effectiveness: A Large Scale Field Experiment”, *Econometrica*, volume 83, issue 1, pp.155-174.
- Budzinski O. and Grusevaja N. (2017), “Die Medienökonomik personalisierter Daten und der Facebook-Fall”, Ilmenau University of Technology, Institute of Economics, Working Paper n°107.
- Cecere G., Jean C., Le Guel F. and Manant M., (2018), “STEM and Teens: An Algorithmic Bias on Social Media”, *working paper*, SSRN, n° 3176168.
- Chamberlin E.H., (1929), “Dupoly: Value Where Sellers are Few”, *Quarterly Journal of Economics*, volume 44, pp.63 et s.
- Chen M. and Foley C., (2018), “The sharing economy and digital discrimination: The case of Airbnb”, *International Journal of Hospitality Management*, issue 70, pp.95-98
- 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.
- Commission européenne, (2017), *Final Report on the E-commerce Sector Inquiry*, COM(2017) 229 final, 10 May.
- Commission européenne, (2018), *Impact assessment accompanying the proposal for a Regulation on promoting fairness and transparency for business users of online intermediation services*, SWD(2018) 138 final, 26 April.
- Danaher J., (2016), “The Threat of Algocracy: Reality, Resistance, and Accommodation”, *Philosophy and Technology*, 29(3), pp.245-268.

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

Dubé J.-P. and Misra S., (2017), “Scalable Price Targeting”, *Working Paper University of Chicago*.

Edelman B.G., Luca M. and Svirsky D., (2017), “Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a field experiment”, *American Economic Journal – Applied Economics*, 9(2), April, pp.1-22.

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.

Erev I. and Roth A., (2001), “Simple Reinforcement Learning Models and Reciprocation in the Prisoner’s Dilemma Game”, in Gigerenzer G. and Selten R., eds, *Bounded Rationality: The Adaptive Toolbox*, MIT Press, pp.215-231.

Ezrachi A. and Stucke M.E., (2015), “Artificial Intelligence and Collusion: When Computers Inhibit Competition”, *University of Tennessee Legal Studies Research Paper Series*, n°267.

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

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

Federal Trade Commission, (2014), *Data Brokers: a Call for Transparency and Accountability*, May, 110p.

Goldfarb A. and Tucker C., (2017), “Digital Economics”, *NBER Working Paper*, n°23684, August, 91p.

Hanaki N., Sethi R., Erev I. and Peterhansl A., (2005), “Learning Strategies”, *Journal of Economic Behavior and Organization*, volume 56, pp.523–42

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.



Harrington J.E., (2017), “Developing Competition Law for Collusion by Autonomous Price-Setting Agents”, *Competition Policy International*, September.

Heinemann A. and Gebicka A., (2016), « Can Computers Form Cartels? About the Need for European Institutions to Revise the Concertation Doctrine in the Information Age », *Journal of European Competition Law & Practice*, volume 7, n° 7, pp. 431-441.

Ittoo A. and Petit N., (2017), “Algorithmic Pricing Agents and Tacit Collusion: A Technological Perspective”, *Working Paper SSRN*: <https://ssrn.com/abstract=3046405>

Klein T., (2018), “Assessing Autonomous Algorithmic Collusion: Q-Learning under Sequential Pricing”, *Tinbergen Institute Discussion Paper*, TI 2018-056/VII.

Lande R., (1982), “Wealth Transfers as the Original and Primary Concern of Antitrust: The Efficiency Interpretation Challenged”, *Hastings Law Journal*, 34(1), September, pp.65-151.

Li L.I., Tadelis S. and Zhou X., (2016), “Buying Reputation as a Signal of Quality: Evidence from an Online Market Place”, *NBER Working Paper*, n° 22584.

Marty F., (2007), « La notion de position dominante collective dans les politiques de concurrence : incertitudes économiques et insécurité juridique », *Économie et Institutions*, n° 10-11, pp. 185-218.

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

Masterov D.V, Mayer U.F., and Tadelis S., (2015), “Canary in the e-commerce coal mine: Detecting and predicting poor experiences using buyer-to-seller messages”, in *Proceedings of the 16<sup>th</sup> ACM Conference on Economics and Computation*, pp.81-93.

Mayzlin D., Dover Y. and Chevalier J., (2014), “Promotional Reviews: An Empirical Investigation of Online Review Manipulation”, *American Economic Review*, volume 104, issue 8, pp. 2421-2455

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.

McSweeney T. and O’Dea B., (2017), “The Implications of Algorithmic Pricing for Coordinated Effects Analysis and Price Discrimination Markets in Antitrust Enforcement”, *Antitrust*, volume 32, n°1, fall, pp.75-81.

Mehra S.K., (2016), “Antitrust and the Robo-Seller: Competition in the Time of Algorithms”; *Minnesota Law Review*, volume 100, pp.1323-1375.

Milgrom P.R. and Tadelis S., (2018), “How Artificial Intelligence and Machine Learning Can Impact Market Design”, *NBER Working Paper*, n°24282, February.

Nair H., (2007), “Intertemporal Price Discrimination with Forward-Looking Consumers: Application to the US Market for Console Video-Games”, *Quantitative Marketing and Economics*, 5(3), pp. 239-292.

Nosko C. and Tadelis S., (2015). “The Limits of Reputation in Platform Markets: An Empirical Analysis and Field Experiment”, *NBER working paper*, n°20830.

Rosenblat A. and Levy K., (2017), “Discriminating Tastes: Uber’s Customer Ratings as Vehicles for Workplace Discrimination”, *Policy and Internet*, 9(3), September, pp.256-279.

Salcedo B., (2015), *Pricing Algorithms and Tacit Collusion*, Pennsylvania State University.

Schweitzer H., Haucap J., Kerber W. und Welker R., (2018), *Modernisierung der Missbrauchsaufsicht für marktmächtige Unternehmen*, Endbericht, DICE Consult, 29 August, 173p.

Schrepel T, (2018), “Is Blockchain the Death of Antitrust Law? The Blockchain Antitrust Paradox”, *Working Paper*, available on SSRN

Shan W., (2018), “Social Control in China: Towards a “Smart” and Sophisticated System”, *East Asian Policy*, volume 10, n°1, pp.47-55.

Schwalbe U., (2018), “Algorithms, Machine Learning, and Collusion”, *mimeo*, Institute of Economics, University of Hohenheim.

Smorto G., (2018), “Protecting the Weaker Parties in the Platform Economy”, in Davidson N., Finck M. and Infranca J., eds, *Cambridge Handbook on Law and Regulation of the Sharing Economy*, Cambridge University Press.

Stucke M.E. and Ezrachi A., (2016), “How Pricing Bots Could Form Cartels and Make Things More Expensive”, *Harvard Business Review*, 27 October.

Tesauro G. and Kephart J.O., (2002), “Pricing in Agent Economics Using Multi-Agent Q Learning”, *Autonomous Agents and Multi-Agents Systems*, 5, pp.289-304.

Tucker D. and Wellford H.B., (2014), “Big Mistakes regarding Big Data”, *Antitrust Source*, December.

Varian H., (2017), “Artificial Intelligence, Economics, and Industrial Organization”, *NBER Working Paper*, November.

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 Russel C., (2018), “Counterfactual Explanations Without Opening the Black Box: Automated Decisions and the GDPR”, *Harvard Journal of Law & Technology*, 31 (2).

Wright N., (2018), “How Artificial Intelligence Will Reshape the Global Order: The Coming Competition Between Digital Authoritarianism and Liberal Democracy”, *Foreign Policy*, July.

Zervas G., Proserpio D. and Byers J.W., (2015), “A First Look at Online Reputation on Airbnb, Where Every Stay is Above Average”, *Working Paper*, Boston University

**DOCUMENTS DE TRAVAIL GREDEG PARUS EN 2018**  
*GREDEG Working Papers Released in 2018*

- 2018-01** LIONEL NESTA, ELENA VERDOLINI & FRANCESCO VONA  
*Threshold Policy Effects and Directed Technical Change in Energy Innovation*
- 2018-02** MICHELA CHESSA & PATRICK LOISEAU  
*Incentivizing Efficiency in Local Public Good Games and Applications to the Quantification of Personal Data in Networks*
- 2018-03** JEAN-LUC GAFFARD  
*Monnaie, crédit et inflation : l'analyse de Le Bourva revisitée*
- 2018-04** NICOLAS BRISSET & RAPHAËL FÈVRE  
*François Perroux, entre mystique et politique*
- 2018-05** DUC THI LUU, MAURO NAPOLETANO, PAOLO BARUCCA & STEFANO BATTISTON  
*Collateral Unchained: Rehypothecation Networks, Concentration and Systemic Effects*
- 2018-06** JEAN-PIERRE ALLÉGRET, MOHAMED TAHAR BENKHODJA & TOVONONY RAZAFINDRABE  
*Monetary Policy, Oil Stabilization Fund and the Dutch Disease*
- 2018-07** PIERRE-ANDRÉ BUIGUES & FRÉDÉRIC MARTY  
*Politiques publiques et aides d'Etat aux entreprises : typologie des stratégies des Etats Membres de l'Union Européenne*
- 2018-08** JEAN-LUC GAFFARD  
*Le débat de politique monétaire revisité*
- 2018-09** BENJAMIN MONTMARTIN, MARCOS HERRERA & NADINE MASSARD  
*The Impact of the French Policy Mix on Business R&D: How Geography Matters*
- 2018-10** ADRIAN PENALVER, NOBUYUKI HANAKI, EIZO AKIYAMA, YUKIHIKO FUNAKI & RYUICHIRO ISHIKAWA  
*A Quantitative Easing Experiment*
- 2018-11** LIONEL NESTA & STEFANO SCHIAVO  
*International Competition and Rent Sharing in French Manufacturing*
- 2018-12** MELCHISEDEK JOSLEM NGAMBOU DJATCHE  
*Re-Exploring the Nexus between Monetary Policy and Banks' Risk-Taking*
- 2018-13** DONGSHUANG HOU, AYMERIC LARDON, PANFEI SUN & THEO DRIESSEN  
*Compromise for the Per Capita Complaint: An Optimization Characterization of Two Equalitarian Values*
- 2018-14** GÉRARD MONDELLO & EVENS SALIES  
*The Unilateral Accident Model under a Constrained Cournot-Nash Duopoly*
- 2018-15** STÉPHANE GONZALEZ & AYMERIC LARDON  
*Axiomatic Foundations of a Unifying Concept of the Core of Games in Effectiveness Form*
- 2018-16** CLAIRE BALDIN & LUDOVIC RAGNI  
*François Perroux : Echange pur contre échange composite - Controverses et enjeux de justice*
- 2018-17** GUILHEM LECOUTEUX  
*What Does 'We' Want? Team Reasoning, Game Theory, and Unselfish Behaviours*
- 2018-18** LUDOVIC DIBIAGGIO, BENJAMIN MONTMARTIN & LIONEL NESTA  
*Regional Alignment and Productivity Growth*

- 2018-19** NICOLAS BRISSET  
*L'organe comme marchandise fictive : une mise en perspective*
- 2018-20** DONGSHUANG HOU, AYMERIC LARDON, PANFEI SUN & HAO SUN  
*Procedural and Optimization Implementation of the Weighted ENSC Value*
- 2018-21** FRÉDÉRIC MARTY  
*Intelligence Artificielle et Organisation Industrielle : quels enjeux pour l'économie numérique*