

Mémoire de Master 1 MIAGE

Promotion 2022/2023

La collusion algorithmique : Implications, régulations et perspectives pour les marchés concurrentiels

Katia HAMMACHE

Sous la direction de : Nicolas HERBAUT

Jury : Irina RYCHKOVA, Nicolas HERBAUT

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon tuteur de mémoire, Nicolas Herbaut, pour son soutien constant, ses conseils avisés et sa disponibilité tout au long de ce travail de recherche. Son grand intérêt pour le sujet et son expertise ont été des sources d'inspiration pour moi.

Je souhaite également adresser mes sincères remerciements à ma famille pour leur amour, leur soutien inconditionnel et leur encouragement tout au long de mes études. Leur présence et leurs encouragements ont été essentiels pour surmonter les défis rencontrés. Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers ma sœur, Lisa, pour sa présence encourageante et son soutien indéfectible. Sa motivation et son enthousiasme ont été une véritable source d'inspiration pour moi.

Un grand merci à mes professeurs de Master 1 MIAGE pour la qualité de leur enseignement, leur passion pour leur domaine et leur dévouement envers leurs étudiants. Leurs connaissances et leur expertise ont largement contribué à ma formation et à l'acquisition des compétences nécessaires pour mener à bien ce travail de recherche.

Enfin, je tiens à exprimer ma reconnaissance envers l'équipe d'Okayo, l'entreprise où j'effectue actuellement mon stage en tant qu'assistante cheffe de projet. Leur soutien, leur collaboration et leur confiance ont été précieux dans le développement de mes compétences professionnelles.

Résumé

Ce mémoire se penche sur le phénomène de la collusion algorithmique et étudie les différentes solutions pour remédier à cette pratique anticoncurrentielle. Nous commençons par analyser l'impact de l'échange de données sur la mise en place de situations collusives par les algorithmes. Ensuite, nous remettons en question les législations actuelles qui se basent uniquement sur la notion d'accord entre agents humains et suggérons d'intégrer spécifiquement les collusions algorithmiques dans les lois de la concurrence. Enfin, nous soulignons l'importance de clarifier les définitions et les concepts liés à la collusion, ce qui permettrait une meilleure compréhension et une mise en garde plus claire des entreprises quant aux pratiques légales et illégales. Ce mémoire met en évidence les défis posés par la collusion algorithmique et propose des pistes de solutions pour remédier à ce phénomène préjudiciable aux consommateurs et à la concurrence sur les marchés.

Mots clés : collusion, collusion algorithmique, algorithmes, tacite

Abstract

This thesis focuses on the phenomenon of algorithmic collusion and explores various solutions to address this anticompetitive practice. We begin by analyzing the impact of data exchange on the establishment of collusive situation by algorithms. We also question current legislation, which relies solely on the notion of agreement between human agents and propose the specific integration of algorithmic collusion into competition laws. Additionally, we emphasize the importance of clarifying definitions and concepts related to collusion, enabling better understanding and clearer guidance for firms regarding legal and illegal practices. This thesis highlights the challenges posed by algorithmic collusion and proposes potential solutions to remedy this harmful phenomenon that negatively affects consumers and competition in markets.

Key words: collusion, algorithmic collusion, algorithms, tacit

Table des matières

Remerciements	3
Résumé	4
Abstract	5
Table des figures	7
Table des tableaux	7
Introduction	8
Background	10
Méthodologie de recherche	15
Quels sont les algorithmes qui peuvent constituer une collusion algorithmique ?	17
Comment détecter les collusions algorithmiques ?	28
Comment remédier aux collusions algorithmiques ?	32
Conclusion	36
Bibliographie	38

Table des figures

Figure 1 : Échanges de données de ventes à gauche et de stock à droite (Meylahn, 2022)....	18
Figure 2 : Illustration des algorithmes de monitoring et de collecte de données (adapté de Hutchinson, 2021)	19
Figure 3 : Partage du marché entre deux firmes de VTC (Lee, 2022).....	20
Figure 4 : Performance de l’algorithme de Q-learning à différents moments de l’apprentissage et intervalles de prix k (Klein, 2021)	22
Figure 5 : Profits générés par les algorithmes de Q-learning en compétition (Calvano, 2021)	23
Figure 6 : Variations cyclique des prix (Klein, 2021)	24
Figure 7 : Illustration du fonctionnement des algorithmes de signaling (adapté de Hutchinson, 2021).....	25
Figure 8 : Illustration du fonctionnement des algorithmes parallèles (adapté de Hutchinson, 2021).....	26
Figure 9 : Illustration d'un Hub-and-Spoke à gauche et d'un marché classique à droite (adapté de Hernandez, 2018)	32
Figure 10 : Extrait de l'article 101 du TFUE	35

Table des tableaux

Tableau 1 : Tableau récapitulatif du Dilemme du prisonnier (Dilemme du prisonnier, Wikipédia)	12
Tableau 2 : Tableau résumé des techniques de détection de collusion algorithmique potentielles.....	31
Tableau 3 : Responsabilité des acteurs d'une collusion algorithmique (adapté de Hutchinson, 2021).....	34

Introduction

La collusion, pratique nocive pour les consommateurs, a depuis longtemps été au centre des préoccupations des régulateurs et des législateurs. Les législations actuelles se concentrent principalement sur les accords et échanges explicites entre acteurs humains pour définir et punir les comportements collusifs. Cependant, l'émergence récente de la collusion algorithmique pose de nouveaux défis aux régulateurs, remettant en question la détection et la prévention de ce type de collusion. Ce phénomène soulève des interrogations quant à la manière dont les algorithmes peuvent influencer les prix et les décisions des entreprises, potentiellement au détriment de la concurrence et du bien-être des consommateurs.

Dans cette étude, nous explorerons les différentes facettes de la collusion algorithmique, en examinant ses mécanismes, ses conséquences et les moyens de la détecter. Notre objectif est de mieux comprendre les problématiques liées à cette nouvelle forme de collusion et de proposer des solutions pour y remédier.

La première partie de ce mémoire mettra en évidence les concepts clés liés à la collusion algorithmique. Nous analyserons les mécanismes par lesquels les algorithmes peuvent faciliter la coordination des prix entre les entreprises, en mettant en évidence les différentes formes de collusion algorithmique telles que le Hub-and-Spoke, les algorithmes de self-learning et les algorithmes de signaling. Nous examinerons également les enjeux juridiques et les lacunes réglementaires associées à la collusion algorithmique, en soulignant la nécessité d'une adaptation des législations existantes pour faire face à ce phénomène.

Dans la deuxième partie, nous nous pencherons sur les techniques de détection de la collusion algorithmique. Nous explorerons les différentes approches statistiques et d'apprentissage automatique utilisées pour identifier les signes de collusion à travers les données de prix et les comportements des algorithmes. Nous aborderons également les limites et les défis liés à la détection de la collusion algorithmique, tels que l'accès aux données et la nécessité de faire des analyses sur des périodes diverses.

Enfin, dans la troisième partie, nous aborderons les mesures préventives et les solutions pour remédier à la collusion algorithmique. Nous discuterons des possibilités d'interdire l'échange de données entre les entreprises, de restreindre l'utilisation d'algorithmes communs sur un même marché et d'impliquer les entreprises dans la responsabilité des résultats de leurs algorithmes. Nous soulignerons également l'importance d'une coopération internationale entre les régulateurs pour faire face à ce phénomène transfrontalier.

Ce mémoire vise donc à approfondir notre compréhension de la collusion algorithmique et à proposer des pistes pour sa détection et sa prévention. La nature complexe et évolutive de ce phénomène nécessite une réflexion approfondie et des mesures réglementaires adaptées. En fournissant une analyse des différents aspects de la collusion algorithmique, cette étude contribuera à l'enrichissement du débat et à l'élaboration de politiques plus efficaces pour protéger la concurrence et les intérêts des consommateurs.

Background

Afin de mieux appréhender le sujet abordé, il convient de définir plusieurs termes clés. Dans cette section, nous allons définir les concepts d'algorithme, de collusion, de marché de niche, de stratégie dominante, de Hub-and-Spoke, d'algorithme de signaling, d'algorithme multi-agent data-driven, de duopole, d'équilibre de Nash, d'algorithme de monitoring, d'algorithme de self-learning/machine-learning, d'algorithme de Q-learning, de marché multi-agent et d'algorithme parallèle.

Tout d'abord, un algorithme est une séquence d'instructions logiques et mathématiques qui permet de résoudre un problème ou d'accomplir une tâche spécifique. Dans le contexte de la collusion algorithmique, les algorithmes sont utilisés par les entreprises pour coordonner leurs actions et manipuler les conditions du marché en vue d'obtenir des avantages économiques illégitimes, (Algorithme, CNIL).

La collusion, également connue sous le nom d'entente illicite ou encore de cartel, est une pratique qui consiste en une entente secrète entre des entités économiques, telles que des entreprises, dans le but de restreindre la concurrence et d'obtenir des avantages économiques injustes, (Entente anticoncurrentielle, DGCCRF). Dans le cadre de la collusion algorithmique, les entreprises utilisent des algorithmes pour faciliter cette entente et coordonner leurs stratégies, ce qui peut avoir des conséquences préjudiciables pour les consommateurs et pour la concurrence sur le marché. Un exemple concret de collusion est l'affaire de l'entente entre les opérateurs de téléphonie mobile en France. Dans cette affaire, les opérateurs Orange, Bouygues Telecom et SFR ont été accusés d'avoir échangé, de 1997 à 2003, des informations confidentielles sur les nouveaux abonnements vendus et les résiliations d'abonnements. Ces échanges d'informations ont permis aux opérateurs de surveiller leurs parts de marché respectives et de coordonner leurs stratégies commerciales. Cette concertation a entraîné une relative stabilité des parts de marché des opérateurs, mais a également restreint la concurrence et impacté négativement les consommateurs. L'affaire a été jugée comme une pratique de collusion, entraînant des sanctions par les autorités

compétentes pour violation des règles de la concurrence, (Affaire de l'entente entre trois opérateurs de téléphonie mobile en France, Wikipédia).

Un marché de niche représente un segment spécifique d'un marché plus large, caractérisé par des besoins, des préférences ou des caractéristiques distinctes. Les entreprises peuvent cibler ces marchés de niche en proposant des produits ou des services spécialisés qui répondent aux besoins spécifiques des consommateurs.

Un duopole désigne une structure de marché dans laquelle il n'y a que deux entreprises dominantes. Dans un tel cas, les entreprises peuvent être plus enclines à coopérer et à coordonner leurs actions, ce qui peut favoriser la collusion algorithmique.

Un marché multi-agent est un environnement dans lequel plusieurs agents économiques interagissent et prennent des décisions de manière autonome.

L'équilibre de Nash est une notion de la théorie des jeux qui décrit une situation où chaque joueur, agissant de manière rationnelle, ne peut améliorer sa situation en unilatéralement changeant de stratégie. Dans le contexte de la collusion algorithmique, les entreprises cherchent souvent à atteindre un équilibre de Nash en coordonnant leurs actions et en maintenant des stratégies collusives.

Une stratégie dominante représente l'approche adoptée par une entreprise pour exercer son pouvoir sur un marché donné. Elle vise à atteindre une position prépondérante en mettant en place diverses stratégies, telles que la différenciation de produits, l'établissement de barrières à l'entrée ou l'exploitation d'avantages concurrentiels. Dans le cadre de la collusion algorithmique, les entreprises peuvent recourir à des algorithmes afin de renforcer leur position dominante et de manipuler les conditions du marché en leur faveur. Cette notion de stratégie dominante trouve un écho dans la théorie des jeux, une branche de l'économie qui étudie les interactions stratégiques entre les acteurs. La théorie des jeux analyse les choix stratégiques faits par les entreprises et les comportements qu'elles adoptent face aux actions de leurs concurrents. Les entreprises impliquées dans une collusion algorithmique peuvent utiliser des modèles mathématiques et des simulations pour évaluer les réponses possibles de

leurs concurrents et ajuster leur propre stratégie en conséquence. Dans le cadre de la collusion algorithmique, les entreprises peuvent utiliser des algorithmes pour renforcer leur position dominante et manipuler les conditions du marché en leur faveur. Un exemple classique de la théorie des jeux qui illustre ce concept est le dilemme du prisonnier. Dans ce jeu, deux individus sont arrêtés et placés en isolement. Chacun a le choix entre coopérer avec l'autre en gardant le silence ou trahir l'autre en témoignant contre lui. Dans le contexte des entreprises, le dilemme du prisonnier peut se traduire par une situation où deux entreprises ont l'opportunité de coopérer pour maximiser leurs bénéfices mutuels, mais sont également incitées à trahir leur accord et à agir de manière individuelle pour obtenir un avantage compétitif. Si les deux entreprises choisissent de trahir, elles risquent de se nuire mutuellement et de générer des résultats moins favorables que s'ils avaient coopéré.

Suspect n°1 \ Suspect n°2	Le suspect n°2 se tait	Le suspect n°2 se dénonce
Le suspect n°1 se tait	Les deux font 6 mois de prison	1 fait 10 ans de prison ; 2 est libre
Le suspect n°1 se dénonce	1 est libre ; 2 fait 10 ans de prison	Les deux font 5 ans de prison

Tableau 1 : Tableau récapitulatif du Dilemme du prisonnier (Dilemme du prisonnier, Wikipédia)

Le Hub-and-Spoke désigne une situation où les distributeurs d'un marché sont connectés en réseau, créant ainsi une structure de communication en forme de roue. Dans un tel système, les distributeurs peuvent échanger des informations sensibles, telles que les prix, facilitant ainsi la coordination des stratégies et favorisant la collusion algorithmique. De plus, il est important de noter que les firmes impliquées dans un réseau de Hub-and-Spoke utilisent le même algorithme de fixation de prix (ou algorithme de pricing), ce qui renforce leur capacité à aligner leurs décisions de prix et à maintenir une entente collusive.

Un algorithme de signaling est un type d'algorithme utilisé par les entreprises pour communiquer des signaux subtils à leurs concurrents sans violer directement les règles de la concurrence, telles qu'elles sont définies actuellement. Cela leur permet de coordonner leurs actions de manière implicite et d'éviter la détection des autorités de la concurrence.

Un algorithme multi-agent data-driven fait référence à un algorithme utilisant des données pour permettre la prise de décision collective par plusieurs agents. Ces algorithmes

sont souvent utilisés dans les environnements complexes où plusieurs agents interagissent et cherchent à maximiser leurs objectifs individuels.

Un algorithme de monitoring est utilisé pour surveiller et détecter les comportements anticoncurrentiels, y compris la collusion algorithmique. Ces algorithmes analysent les données et les schémas de comportement pour identifier les signes de collusion et alerter les autorités de la concurrence.

Un algorithme de self-learning, aussi appelé machine-learning, fait référence à des algorithmes qui sont capables d'apprendre et de s'adapter en fonction des données et des résultats obtenus. Ces algorithmes peuvent être utilisés dans la collusion algorithmique pour permettre aux entreprises de s'adapter et d'optimiser leurs stratégies de manière automatisée.

Un algorithme de Q-learning est un algorithme d'apprentissage par renforcement utilisé pour prendre des décisions séquentielles dans des environnements dynamiques. Il est important de souligner que le Q-learning est inclus dans le self-learning, une approche plus large où les algorithmes apprennent et s'adaptent en continu en fonction des données et des interactions avec l'environnement. Dans le contexte de la collusion algorithmique, cet algorithme peut être utilisé par les entreprises pour améliorer leurs stratégies de collusion en apprenant des résultats passés et en ajustant leurs actions pour maximiser leurs gains à long terme.

Enfin, un algorithme parallèle est un type d'algorithme qui permet l'exécution simultanée de plusieurs tâches ou calculs indépendants. Dans le contexte de la collusion algorithmique, les algorithmes parallèles peuvent être utilisés pour coordonner les actions des entreprises de manière plus efficace et discrète.

La compréhension de ces termes clés est essentielle pour saisir les enjeux liés à la collusion algorithmique, aux stratégies de marché et aux interactions entre les algorithmes et les acteurs économiques. En examinant ces notions plus en détail, nous pourrions mieux

appréhender les mécanismes sous-jacents à la collusion algorithmique et explorer les moyens de détecter, prévenir et remédier à ces pratiques anticoncurrentielles.

Méthodologie de recherche

L'objectif de ce mémoire de M1 est de s'intéresser à un sujet de recherche scientifique afin de produire une synthèse visant à exposer l'état des connaissances dans ce secteur au moment de la rédaction du présent mémoire.

Le choix du sujet a été guidé par les domaines de recherche de mon tuteur, Nicolas Herbaut, et par mon parcours académique antérieur. Ayant effectué un semestre en licence d'économie avant de me spécialiser dans le domaine de l'informatique, j'ai développé un intérêt pour l'intersection entre l'économie et l'informatique. La problématique de la collusion algorithmique a suscité mon intérêt en raison de sa pertinence actuelle et de son impact sur la concurrence et les consommateurs.

En collaborant avec mon tuteur, j'ai pu approfondir mes connaissances dans ce domaine et bénéficier de son expertise en matière de recherche scientifique. Son domaine de recherche en lien avec la collusion algorithmique m'a inspiré à explorer davantage ce sujet et à en comprendre les mécanismes sous-jacents.

La méthodologie de recherche adoptée pour ce mémoire repose sur une approche analytique et critique de la littérature scientifique disponible, comprenant des articles, des études de cas et des ouvrages spécialisés.

Nos principaux canaux de recherche ont été Google Scholar et Miage Scholar ; nous y avons effectué des recherches de nos principaux mots-clés cités dans le Résumé et l'Abstract de ce mémoire. Ces deux plateformes nous redirigeaient alors vers des bibliothèques d'articles telles que Wiley Online Library, Springer Link ou encore Informs PubsOnLine grâce auxquelles nous avons pu accéder aux articles en accès libre. Nous trouvons pléthore de ressource en lien avec notre domaine de recherche, ce qui nous a poussé à limiter notre état de l'art uniquement aux connaissances acquises depuis 2018.

En nous appuyant sur une revue systématique des écrits existants, nous avons cherché à recueillir des informations pertinentes et actualisées sur la collusion algorithmique, ainsi que sur les régulations en vigueur et les perspectives d'avenir dans ce domaine. À travers l'analyse des articles que nous avons retenu pour ce mémoire, nous avons cherché à répondre à trois questions, qui étaient :

- Quels algorithmes peuvent mener à des collusions ?
- Comment détecter que ces algorithmes sont en train de fixer des prix collusifs ?
- Comment remédier aux collusions algorithmiques ?

Après avoir analysé chaque article individuellement pour noter les réponses que chacun donne aux questions que nous nous posions, nous avons rassemblé les idées communes entre les articles. Nous avons alors rédigé une synthèse répondant à chacune de nos questions. Ces synthèses constituent les parties de ce mémoire.

À partir de ces synthèses nous avons pu proposer des perspectives de recherche futures en lien avec notre sujet et l'état des connaissances actuelles, recensées dans ce mémoire.

Dans le cadre de cette recherche, une attention particulière a été accordée à la clarté et à la cohérence de la rédaction afin de faciliter la compréhension du lecteur. Pour atteindre cet objectif, une approche spécifique a été adoptée concernant l'utilisation des termes clés définis dans la partie Background. Ainsi, dans chacune des parties de ce mémoire, dès la première occurrence de chaque terme défini, il a été souligné afin de permettre une identification facile pour le lecteur. Cette démarche vise à mettre en évidence l'importance de ces termes.

Quels sont les algorithmes qui peuvent constituer une collusion algorithmique ?

De nos jours, la quasi-totalité des marchés utilisent des algorithmes pour fixer leurs prix. Cependant il a été observé que ces algorithmes pouvaient conduire à des situations similaires à la collusion.

Nous allons mettre en lumière les algorithmes pouvant mener à de tels résultats et les situations dans lesquelles doivent se trouver un marché pour qu'une collusion algorithmique puisse se produire.

Des expériences montrent que les algorithmes dits « multi-agent data-driven » arrivent à créer des situations de collusion lorsque certaines conditions sont respectées dans un marché.

En effet, lors d'une situation de Hub-and-Spoke les algorithmes partageant des données sur la situation du marché, ayant pour objectif de maximiser les profits de leur firme, finissent par se « mettre d'accord » et apprennent tous ensemble à fixer des prix volontairement plus élevés que ceux du marché pour arriver à leurs fins. Lorsque l'une des firmes n'entre pas dans cette collusion, alors les algorithmes des autres firmes adoptent un comportement « normal » qui est de fixer des prix concurrentiels dans le but de dominer le marché et de maximiser les profits des firmes pour lesquelles ils opèrent.

Plus particulièrement, cela a pu être démontré dans un duopole où la demande n'était pas connue mais aléatoire et sans contrainte d'inventaire, (Meylahn, 2022).

D'autres recherches affirment que deux algorithmes de type data-driven, sur un même marché – un duopole – et sans échange de données concernant l'état des stocks, arrivent à des prix collusifs. Cependant, comme évoqué précédemment, cette collusion n'est pas toujours équitable et ne profite pas autant aux deux firmes contrairement à l'équilibre de Nash. De plus, pour arriver à un tel résultat les deux firmes n'ont même pas besoin de

commencer à utiliser l'algorithme au même moment. C'est-à-dire que peu importe le moment où les firmes se mettent à utiliser l'algorithme, dès l'instant où leur utilisation sera simultanée, des prix collusifs pourront être observés, (Loots, 2022).

De tels résultats sont d'autant plus susceptible de survenir que les firmes partagent des informations concernant leurs ventes. En effet, le partage direct ou indirect de données de ventes permet aux algorithmes d'en apprendre plus sur la situation du marché et celle de leur concurrent à un instant T. Cela aide l'algorithme à renforcer sa stratégie de maximisation des profits et à faire des prédictions sur l'avenir du marché en se basant sur les données déjà récoltées, (Meylahn, 2022).

L'échange de données aide fortement à la création d'une collusion, or cet échange est inévitable à cause du fonctionnement des algorithmes. On peut observer dans la Figure 1 deux exemples de partage de données entre des firmes. On observe à droite que la firme communique des informations sur les ventes qu'elle a pu effectuer lors des 24 dernières heures, et à gauche on peut voir que la firme partage la quantité en stock de ses produits. Il est très facile pour un algorithme de déduire les ventes qu'a effectué un concurrent à partir des informations de stock de ce dernier.

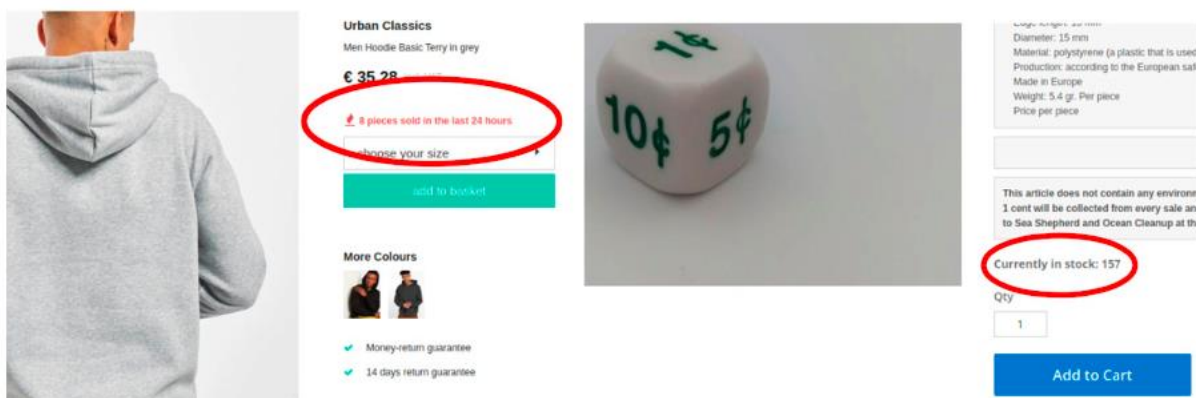


Figure 1 : Échanges de données de ventes à gauche et de stock à droite (Meylahn, 2022)

Les décisions de prix prises par les algorithmes, qui sont donc rendues publiques, constituent déjà un échange de données. Mais au-delà des prix, un algorithme (algorithme 1) peut, à travers les prix décidés par un autre algorithme (algorithme 2), « décoder » ce second algorithme et comprendre la stratégie de fixation des prix. Cela permettrait donc à l'algorithme

1 d'adopter une stratégie dominant celle de l'algorithme 2, toujours dans l'optique de maximiser les profits de la firme pour laquelle il opère, (Loots, 2022). Des études assimilent même ce genre d'échange de données à un échange d'information anti-concurrentielles, (Cremer, 2019). En effet, de tels échanges pourraient entraîner la centralisation des prix fixés entre deux firmes, ce qui pourrait conduire à une collusion, potentiellement tacite. La transparence d'un marché quant aux prix fixé est un facteur favorable à la mise en place et au maintien d'une collusion entre des firmes, (Hutchinson, 2021).

Ces études ont par ailleurs montré que seule la connaissance des prix fixés par un concurrent peut suffire à en déduire sa stratégie de fixation des prix et le modèle qui est utilisé. Loots a créé un algorithme de prix qui apprend à fixer des prix collusifs à partir des données échangées dans un marché duopole. Il a montré que les deux firmes n'ont pas besoin de savoir que la firme concurrente utilise le même algorithme, ni que les algorithmes soient exécutés simultanément pour arriver à un résultat collusif. Loots va même encore plus loin en affirmant que l'algorithme créé arrive à fixer des prix collusifs même lorsque les données relatives aux ventes ne sont pas partagées, (Loots, 2022).

Une enquête de la Commission Européenne menée entre juin 2015 et mars 2016 a montré que 53% des détaillants suivent les prix fixés par leurs concurrents et que parmi eux 67% utilisent des logiciels prévus à cet effet, (Commission Européenne, 2017).

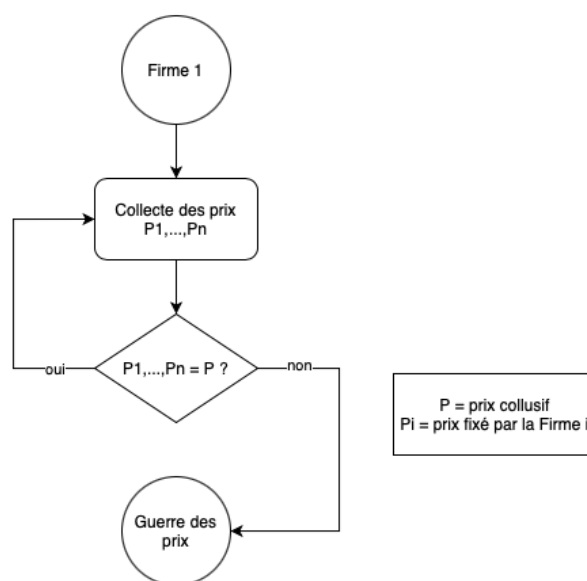


Figure 2 : Illustration des algorithmes de monitoring et de collecte de données (adapté de Hutchinson, 2021)

Ces logiciels de monitoring utilisent des algorithmes de monitoring et de collecte de données. La Figure 2 illustre leur fonctionnement.

La Figure 3 montre le partage très équitable entre deux firmes positionnées sur le marché du covoiturage. Ces firmes partagent des informations concernant le nombre de chauffeurs/véhicule disponibles à chaque instant. Nous pouvons observer le nombre de passagers, donc de clients, en ordonnées et le nombre de simulations effectuées en abscisses. Nous remarquons que dans la centaine de simulations effectuées les firmes arrivent à chaque fois à se partager le marché de façon équitable en s'échangeant des informations concernant l'offre à un instant T, (Lee, 2022).

En raison des conditions variables de l'offre et de la demande, les prix diffèrent selon l'heure et le lieu, chaque entreprise ignorant le prix pratiqué par l'autre. Si les deux entreprises sont en mesure de partager des informations sur l'offre, cela centraliserait effectivement la fixation des prix. Cela est lié au partage de l'échange d'informations anticoncurrentielles mis en évidence par *Cremer*, (Cremer, 2019).

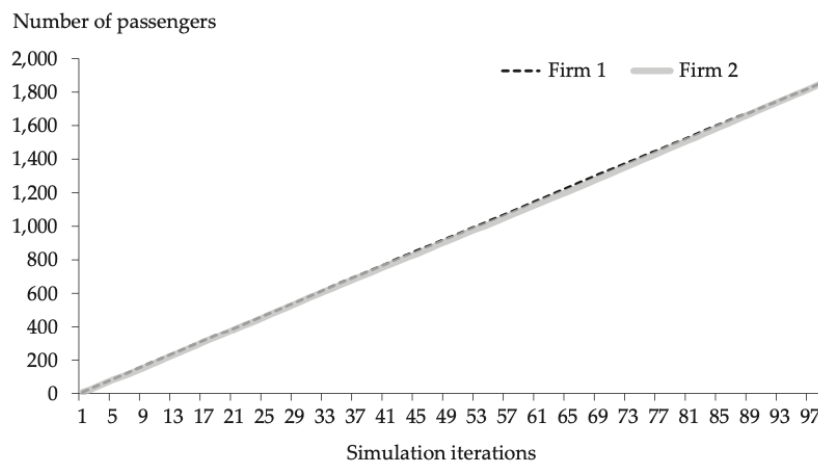


Figure 3 : Partage du marché entre deux firmes de VTC (Lee, 2022)

D'après *Cento Veljanovski*, il existe plusieurs façons de faire en sorte qu'un algorithme finisse par mener à une collusion : soit en le codant « en dur » lors du développement de l'algorithme – pour cela, il faut donc définir ce qu'est une collusion dans le code – soit en créant une situation de Hub-and-Spoke, soit l'algorithme apprend à « collusionner » en autonomie sans recourir à une coordination avec d'autres algorithmes. Pour cela, il faut qu'il s'agisse d'un

algorithme dit de self-learning (littéralement, qui apprend tout seul) autrement appelé machine-learning. Il s'agit d'algorithmes pouvant analyser des données et améliorer leurs résultats de façon continue grâce à un apprentissage. Ces algorithmes n'ont donc pas besoin de supervision humaine pour arriver à créer une collusion, (Veljanovski, 2022).

En analysant les prix des concurrents et en effectuant des tests, les algorithmes de self-learning arrivent à trouver un prix qui va permettre la maximisation des profits. Cet apprentissage se fait donc sans communication directe entre les différents algorithmes de fixation de prix du marché. Les travaux d'*Ezrachi et Stucke* montrent que cela est possible dans des marchés allant de deux à cinq ou six firmes maximums, il est donc difficile d'affirmer avec certitude qu'une collusion algorithmique puisse arriver dans des marchés avec beaucoup plus de firmes, (Ezrachi et Stucke 2017). L'Histoire montre d'ailleurs que même les cas d'entente illicite humaine dépassent rarement une dizaine de firmes. Plus il y a de firmes dans un marché plus il est difficile d'arriver à créer une collusion. Cependant le nombre de firmes ne semble pas impacter les marchés numériques pour la mise en place d'une entente, notamment en raison de la capacité des algorithmes à analyser de grandes quantités de données dans un cours lapse de temps, (Hutchinson, 2021). On peut en conclure que plus le marché est concentré, plus la collusion est facile à mettre en place.

Des études montrent également que les algorithmes de Q-learning – qui sont un sous-genre des algorithmes de self-learning – peuvent mener à des situations de collusion. Dans le cas où les firmes utilisent des algorithmes similaires, les algorithmes de Q-learning, avec suffisamment de temps, peuvent conduire à des collusions. Il est important de noter que cet apprentissage se fait intégralement par les algorithmes en autonomie et qu'aucune aide humaine n'intervient pour influencer les résultats obtenus, (Calvano, 2021).

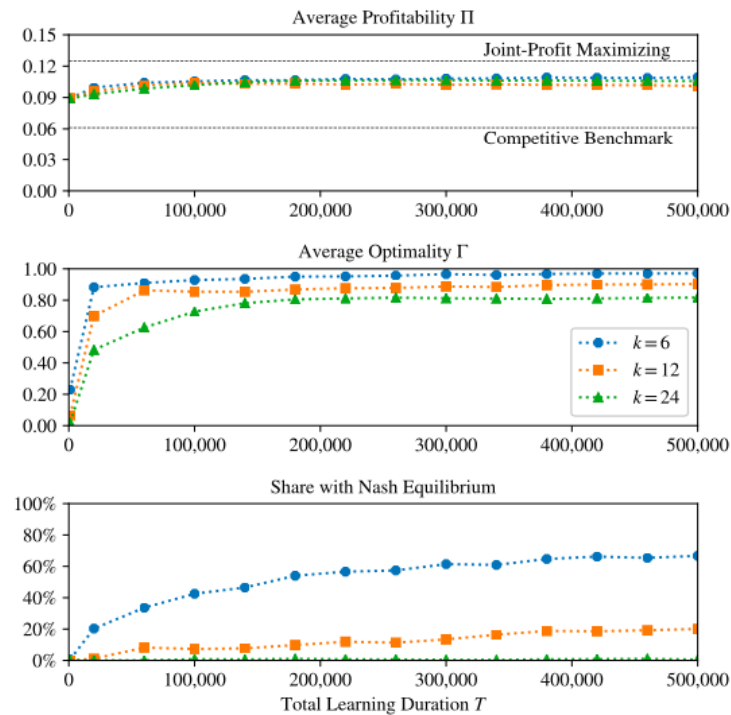


Figure 4 : Performance de l’algorithme de Q-learning à différents moments de l’apprentissage et intervalles de prix k (Klein, 2021)

Les algorithmes de Q-learning ont fait l’objet de nombreuses recherches. Klein s’y est d’ailleurs intéressé et a mis en place un algorithme en vue de tester sa disposition à fixer des prix collusifs en autonomie. Ses travaux affirment qu’avec suffisamment de temps et sous certaines conditions de marché, les algorithmes de Q-learning arrivent à orchestrer une collusion, (Klein, 2021). Dans la Figure 4 on note que la variable k correspond à l’intervalle des prix possibles entre 0 et 1, et T , en abscisses des trois graphiques, correspond au nombre total d’itérations des deux algorithmes en compétition. La Figure 4.1 expose la rentabilité moyenne selon les variations de k , avec pour ordonnées le profit, on observe que la rentabilité est similaire et plutôt élevée dans chaque cas. La Figure 4.2 présente l’optimalité moyenne des prix fixés, avec les prix entre 0 et 1 en ordonnées. On remarque que plus k est petit plus les prix fixés sont élevés et permettent alors d’engendrer de meilleurs profits. La Figure 4.3 met en avant la part des équilibres de Nash lors des itérations. On s’aperçoit encore une fois que plus k est grand moins l’équilibre de Nash est atteint. Lorsque $k=24$ l’équilibre n’est pratiquement jamais atteint. On peut induire que la fourchette des prix possibles joue un rôle dans la collusion et que plus celle-ci est grande plus il est difficile pour les algorithmes d’engendrer des prix collusifs et de maximiser les gains.

Klein a pu observer que dans quelques rares cas, précisément dans 230 exécutions, l'un des deux algorithmes en compétition se retrouvait avec des gains plus faibles. Les gains occasionnés permettaient quand même de faire des profits cependant ils n'étaient pas à la hauteur de ce que l'on peut espérer lors d'une collusion, (*Klein, 2021*).

D'autres recherches ont montré que la collusion pouvait atteindre 75% de profits, comme illustré dans la Figure 5, (*Calvano, 2021*).

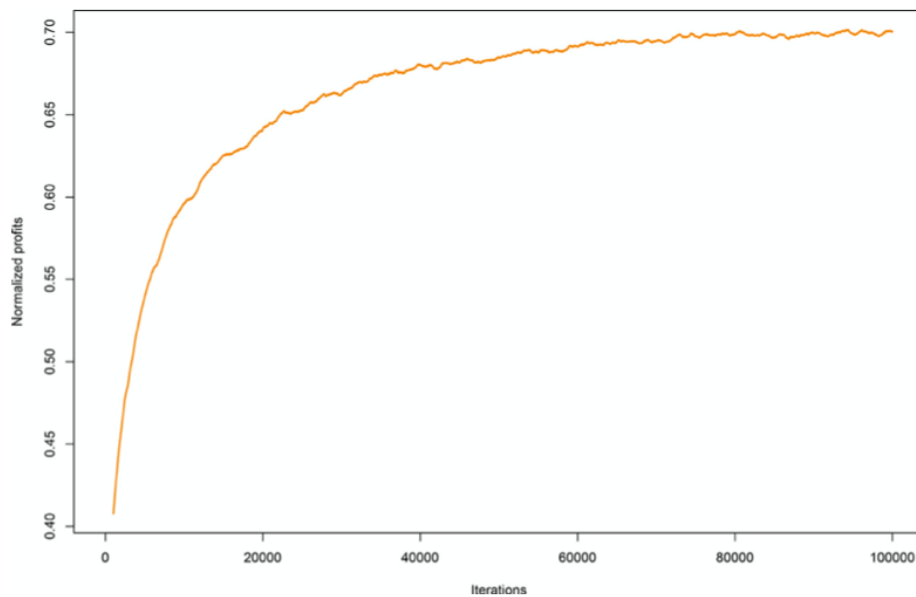


Figure 5 : Profits générés par les algorithmes de Q-learning en compétition (*Calvano, 2021*)

Ces différentes expérimentations montrent que les algorithmes suivent un cycle dans les résultats qu'ils produisent : parfois les prix sont moins élevés que ceux d'un marché équilibré, ces périodes sont perçues comme des « punitions », (*Calvano, 2021*). Le seul moyen pour les firmes de faire augmenter leurs profits durant ces périodes est d'accroître leurs productions et donc d'adopter des stratégies de ventes en volume. Cependant les algorithmes n'ont jamais proposé de telles solutions lors des itérations. Cela peut être dû soit au fait que les algorithmes concurrents soient parvenus à un accord tacite selon lequel toute augmentation de production serait sanctionnée en termes de profit à un moment ou à un autre. Une autre explication envisagée est que les algorithmes ne parviennent pas à optimiser les profits dans de telles situations. Par conséquent, seule la première hypothèse constituerait une véritable collusion.

Le principe du « punition » évoqué par l’auteur avait déjà été mis en lumière par *Green et Porter* en 1984, affirmant qu’il existe différents types de punitions. Face à ces punitions les firmes peuvent décider d’augmenter drastiquement leurs productions et donc de mener une guerre des prix féroce. Cependant si le marché est frappé par un choc de demande alors cela pourrait éterniser cette situation de guerre des prix et serait alors très défavorable pour les firmes, (Green et Porter, 1984). Les algorithmes, étant donné leur fonctionnement, peuvent créer malgré eux ce genre de guerre prix. Puisque les algorithmes, pour mieux apprendre, font et refont des expérimentations cela pourrait stimuler la demande en cas de baisse durables des prix, (Calvano, 2021).

Ces variations de prix par cycle sont également mentionnées dans d’autres recherches, faites par *Klein*, visant également les algorithmes de Q-learning. Dans la Figure 6, nous pouvons clairement observer les cycles de variations de prix lors des 40 dernières itérations de trois exécutions distinctes de son algorithme de Q-learning. Les trois graphiques ont pour ordonnées les prix fixés allant de 0 à 1 et en abscisses la période t , correspondant aux 40 dernières itérations de l’algorithme.

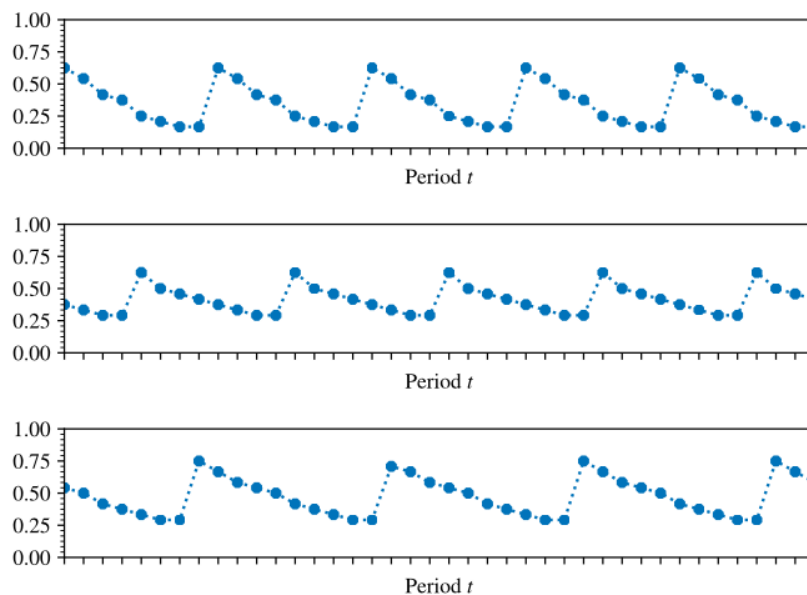


Figure 6 : Variations cyclique des prix (Klein, 2021)

Au cours de ses expériences *Klein* a pu conclure que dans une situation de « multi-agent » la collusion algorithmique n’était pas garantie, en raison du nombre élevé d’agents

devant collaborer. Cependant lorsqu'un algorithme de Q-learning devait opérer face à un agent unique, la convergence vers le prix optimal permettant de maximiser les profits était garantie. Cela est garanti sachant que les algorithmes ne communiquent pas entre eux et que leur seul but est de maximiser les profits de la firme pour laquelle ils opèrent, ils n'ont donc pas le recul nécessaire pour pouvoir établir des stratégies pour que l'ensemble des agents d'un marché tirent des profits satisfaisants. *Klein* explique que les baisses de prix sont des « punitions » causées par l'augmentation des prix, (*Klein*, 2021). En effet, les prix étant trop élevés pour les consommateurs ceux-ci ne consomment plus et les firmes ne génèrent plus de profits. Pour contourner cette situation, les algorithmes proposent alors des prix plus bas pour relancer la demande et tenter de générer à nouveau des profits. Cette baisse des prix stimule effectivement la demande mais ne génère pas suffisamment de profits pour atteindre l'optimum, c'est pourquoi les algorithmes se mettent de nouveau à augmenter les prix pour répondre à leur seul objectif qui est la maximisation des profits.

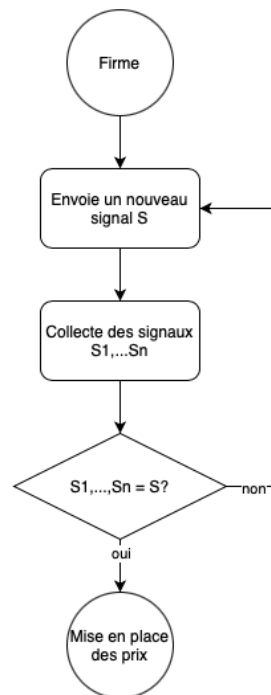


Figure 7 : Illustration du fonctionnement des algorithmes de signaling (adapté de Hutchinson, 2021)

Nous avons jusqu'à présent exposé des algorithmes qui mettent en place des collusions involontairement, sans interaction humaine allant dans ce sens. Cependant il existe des

algorithmes conçus pour « collusionner » de manière intentionnelle. C’est le cas des algorithmes de signaling, qui sont des algorithmes qui envoient des signaux explicites pour exprimer leur intention d’orchestrer une collusion. Ces algorithmes paraissent être une solution idéale pour les firmes voulant par tous les moyens maximiser leurs profits et sans se soucier de l’intérêt des consommateurs ou des contraintes légales, cependant ces algorithmes peuvent ne pas être efficace si les signaux ne sont pas reçus par les autres agents du marché, s’ils sont mal interprétés ou encore si les agents reçoivent bien les signaux mais ne souhaitent pas s’engager dans une telle entente, (Hutchinson, 2021).

Ces travaux présentent également les algorithmes parallèles comme des solutions pour entamer une collusion. Ces algorithmes sont mis en place de façon unilatérale par les firmes et ont pour objectif de surveiller les prix exercés dans le marché mais aussi pour automatiser le processus de fixation des prix et pouvoir réagir rapidement aux changements de condition du marché. D’après la Commission Européenne, 78% des détaillants du secteur du commerce électronique utilisent ce type d’algorithme pour s’adapter aux prix fixés par leurs concurrents et notamment pour s’adapter au leader du marché, (Commission Européenne, 2017). Plus le nombre de firmes utilisant ce type d’algorithme est élevé, plus le risque de collusion est important. La Figure 8 illustre le fonctionnement des algorithmes parallèles.

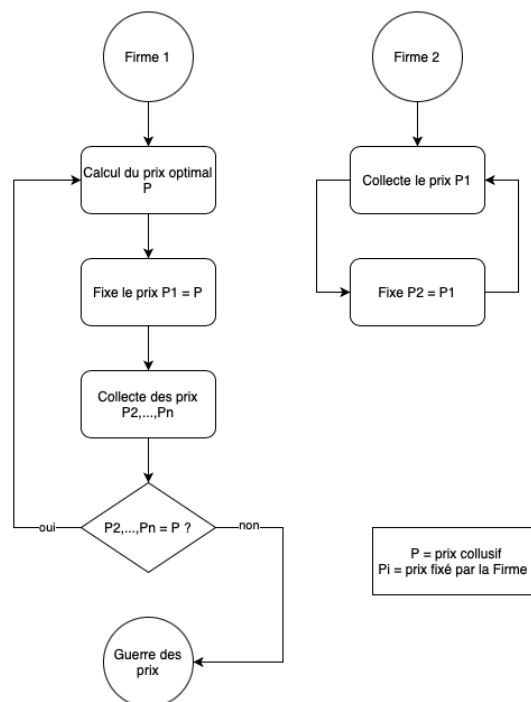


Figure 8 : Illustration du fonctionnement des algorithmes parallèles (adapté de Hutchinson, 2021)

Nous avons vu que de nombreux algorithmes d'intelligence artificielle sont capables de mettre en place des situations de collusion au sein d'un marché, sans même avoir reçu d'instructions humaines spécifiques si ce n'est d'avoir pour seul but de maximiser les profits. Ces ententes tacites sont possibles grâce aux nombreux échanges au sein des marchés, notamment sur les prix fixés, les quantités vendues ou encore l'état du stock d'une firme. L'analyse de toutes ces données permet aux algorithmes de mettre en place la meilleure stratégie selon eux pour dominer le marché. Cependant nous avons vu que la maximisation des profits n'est jamais constante et que parfois les prix sont amenés à baisser ce qui provoque alors à une guerre des prix féroces entre les firmes. Ces situations de guerre des prix, lorsqu'elles durent trop longtemps dans le temps sont alors très néfastes pour les firmes qui voient leurs profits diminuer drastiquement.

Comment détecter les collusions algorithmiques ?

La collusion est une pratique qui nuit grandement au bien-être des consommateurs et est très difficile à déceler pour les régulateurs. Les législations se concentrent sur les principes d'accord et d'échange explicite pour définir la collusion, par conséquent il est nécessaire de fournir des preuves montrant que des arrangements ont été actés pour prouver qu'une collusion a lieu. Les ententes classiques sont déjà très difficiles à déceler car il faut pouvoir prouver qu'un accord a été passé entre différentes firmes. L'émergence du phénomène de collusion algorithmique inquiète de plus en plus les régulateurs qui s'interroge sur la détection de ce type de collusion. Nous allons étudier les différentes solutions proposées pour détecter et prévenir les collusions algorithmiques.

Le gouvernement Indonésien s'est récemment penché sur le sujet et propose de nombreuses solutions potentielles pour détecter d'éventuelles collusions algorithmiques, ou du moins les signes prédisposants une telle collusion.

Examiner au niveau statistique les firmes composant un marché pour détecter des hausses de prix élevées, à hauteur d'au moins 50%, serait une solution envisageable pour les marchés de niches. Ce seuil permet de filtrer les fluctuations normales des prix et de se concentrer sur des variations significatives qui pourraient indiquer une coordination des prix entre les entreprises. Il convient de souligner que le choix de cette valeur seuil doit être fondé sur des considérations empiriques et dépendantes du marché spécifique étudié. Pour ce faire il faudrait avoir accès à un grand nombre de données. Cependant, puisqu'on ne dispose pas des informations sur quand la collusion va avoir lieu, il faut pouvoir effectuer des tests et des analyses sur des fenêtres de temps différentes. Une fois les données recueillies, différentes techniques statistiques peuvent être utilisées pour comparer les distributions de prix et détecter d'éventuelles collusions algorithmiques, (Lee, 2022).

Il serait alors intéressant de modéliser les distributions de prix attendues en fonction des différentes approches utilisées. Nous avons établi précédemment que divers algorithmes peuvent mener à des collusions. Les entreprises peuvent alors converger vers des prix collusifs

ou compétitifs, ce qui se traduit par des distributions de prix différentes. Des algorithmes de régulation technologique, appelés regtech, peuvent apprendre ces distributions afin de concevoir des tests de marché.

Une méthode pour résoudre le problème d'identification consiste à appliquer des techniques d'analyse et d'apprentissage automatique. Dans des conditions de marché favorables, un régulateur peut acquérir une connaissance approfondie du comportement collectif des entreprises pour évaluer les implications pour la concurrence. Cependant, cette approche suppose que les entreprises ne cherchent pas à influencer les modèles utilisés par le régulateur, (Cave, 2019).

Cependant, il convient de noter que la détection des collusions algorithmiques par l'examen statistique des prix présente des défis significatifs. Tout d'abord, il est nécessaire d'avoir un accès continu à des ensembles de données de haute fréquence, ce qui peut poser des problèmes de collecte et de traitement des données. De plus, étant donné l'incertitude quant au moment précis où la collusion peut se produire, il est essentiel de mener des tests et des analyses sur différentes périodes de temps pour éviter les faux positifs ou les faux négatifs, (Lee, 2022).

Une autre approche consiste à mener des études d'événements. Les systèmes d'intelligence artificielle en apprentissage continu réagissent aux chocs pour révéler, par exemple, les relations entre les prix et les coûts sous-jacents, ou les objectifs implicites qui guident le processus d'apprentissage. Cette analyse peut fournir des indices sur les comportements des entreprises et leurs implications en termes de concurrence. En considérant que les résultats de marché collusifs peuvent avoir plusieurs causes et que l'apprentissage des entreprises peut donner des résultats variés, on peut utiliser des méthodes d'inférence de réseau pour déterminer pourquoi un marché a généré des données spécifiques.

Enfin, il est envisageable de mettre en place des tests pour évaluer les performances des algorithmes utilisés par les entreprises. Si on exige des entreprises qu'elles partagent leurs algorithmes avec le régulateur, on peut les tester pour déterminer s'ils génèrent des résultats acceptables dans différentes conditions. Cette approche peut être utilisée dans le cadre d'une

réglementation préventive, avec des lignes directrices claires. Pour prendre des décisions éclairées sur l'acceptabilité d'un résultat donné, le régulateur doit également acquérir des informations sur les coûts des entreprises, la demande du marché, ainsi que sur les connaissances et les croyances des entreprises elles-mêmes concernant les coûts et la demande.

Il est important de noter que les résultats de ces approches ne sont pas nécessairement déterministes. Une population d'algorithmes donnée peut converger vers un résultat collusif dans un scénario spécifique de comportement des consommateurs, tandis que dans d'autres circonstances, elle peut aboutir à un résultat plus concurrentiel. C'est pourquoi il est crucial de considérer l'entrée sur le marché, le comportement du marché et la composition de la demande, en plus des résultats observés, lors de l'évaluation des violations et de la justification des interventions réglementaires, (Cave, 2019).

L'examen statistique des prix peut constituer une approche prometteuse pour détecter les collusions algorithmiques. Cependant, son efficacité dépend de l'accès à des données de qualité et de la mise en place de tests et d'analyses appropriés. Les régulateurs et les autorités de la concurrence doivent continuer à explorer de nouvelles méthodes et à développer des cadres analytiques plus sophistiqués pour détecter et prévenir les collusions algorithmiques de manière plus efficace. De plus, une coopération internationale entre les régulateurs peut être nécessaire pour faire face à ce phénomène qui transcende les frontières.

Le Tableau 2 résume les différentes méthodes de détection de collusion algorithmique envisageable pour protéger les consommateurs et prévenir les collusions algorithmiques.

<i>Méthode de détection de la collusion algorithmique</i>	<i>Avantage</i>	<i>Limitation</i>
<i>Examen statistique des prix avec seuil de hausse</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Permet de filtrer les fluctuations normales des prix. - Peut indiquer une coordination des prix entre les entreprises. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite un accès continu à des données de haute fréquence. - Requiert des tests et analyses sur différentes périodes de temps.
<i>Modélisation des distributions de prix attendues</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Peut apprendre les distributions de prix collusifs et compétitifs. - Permet de concevoir des tests de marché. 	<ul style="list-style-type: none"> - Suppose que les entreprises ne cherchent pas à influencer les modèles du régulateur.
<i>Techniques d'analyse et d'apprentissage automatique</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Fournit une connaissance approfondie du comportement collectif des entreprises. - Évalue les implications pour la concurrence. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite des ensembles de données de haute fréquence. - Soumis à l'influence potentielle des entreprises sur les modèles du régulateur.
<i>Études d'événements et approches basées sur des graphes</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Révèle les relations entre les prix et les coûts sous-jacents. - Permet d'explorer les comportements des entreprises et leurs implications en termes de concurrence. 	<ul style="list-style-type: none"> - Peut nécessiter des techniques complexes. - Les résultats peuvent être influencés par différentes causes et résultats variés.
<i>Tests des performances des algorithmes utilisés par les entreprises</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Évalue les résultats des algorithmes dans différentes conditions. - Peut être utilisé dans une réglementation préventive avec des lignes directrices claires. 	<ul style="list-style-type: none"> - Exige que les entreprises partagent leurs algorithmes avec le régulateur. - Nécessite des informations sur les coûts des entreprises et la demande du marché.

Tableau 2 : Tableau résumé des techniques de détection de collusion algorithmique potentielles

Comment remédier aux collusions algorithmiques ?

La collusion est une pratique néfaste pour les consommateurs et est punie par les lois de la concurrence du monde entier lorsque celle-ci est intentionnelle. Les lois à l'heure actuelle ne retiennent que le caractère d'accord et d'échange explicite entre des agents humains représentant les firmes. L'émergence du phénomène de collusion algorithmique inquiète de plus en plus les régulateurs qui s'interrogent sur la détection de ce type de collusion. Nous allons étudier les différentes solutions proposées pour remédier aux collusions algorithmiques.

Nous avons établi précédemment que l'échange de données favorise grandement la mise en place de situation collusive par les algorithmes. Une première solution pour éviter une collusion algorithmique serait d'interdire l'échange de données au sein d'un marché.

Dans le cas où les algorithmes arriveraient à « collusionner » sans échange de données alors ils ne seraient pas hors la loi. Une autre proposition pour éviter les collusions algorithmiques est de mettre en place des lois pour interdire aux firmes d'un même marché d'utiliser le même algorithme et par conséquent de mettre fin aux situations de Hub-and-Spoke. En effet, des études montrent que les collusions algorithmiques sans Hub-and-Spoke ne sont pas convaincantes et donc insignifiantes, (Meylahn, 2022).

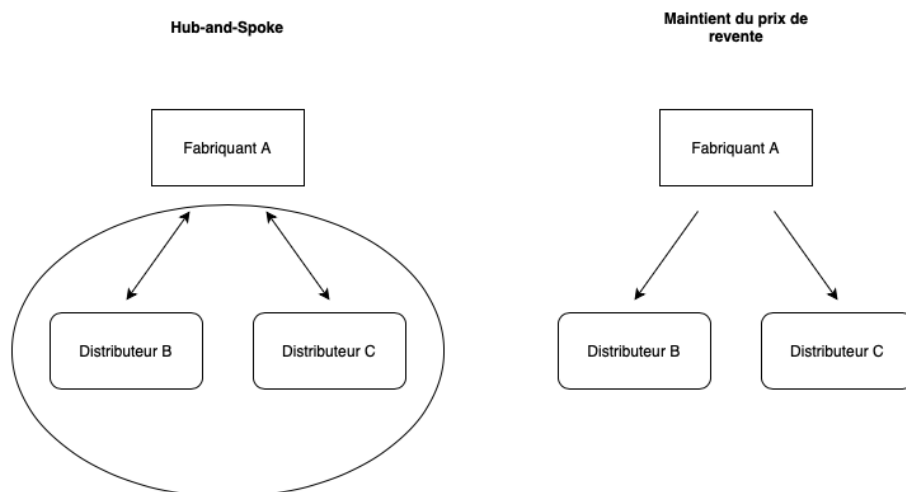


Figure 9 : Illustration d'un Hub-and-Spoke à gauche et d'un marché classique à droite (adapté de Hernandez, 2018)

La Figure 9 illustre une situation de Hub-and-Spoke : contrairement à une situation de marché classique, les distributeurs sont au sein d'une même bulle et à travers divers échanges fixent des prix. À contrario, dans une situation plus classique de maintien du prix de revente, les distributeurs n'échangent qu'avec les fabricants et fixent des prix de reventes stables.

Cependant, il semble impossible d'interdire ce genre d'échange car, comme nous l'avons vu précédemment, rien que les prix fixés au sein d'un marché constituent un échange de données. Les algorithmes arrivant à échanger entre eux entrent alors dans le cadre de la loi pour ce qui est des échanges. Il faudrait alors remanier la loi pour prendre en compte ces échanges qui ne sont pas intentionnels mais nuisent tout de même au bien-être des consommateurs, (Loots, 2022). Limiter l'accès aux données uniquement concernant les prix et imposer des contraintes d'utilisation aux algorithmes de fixation de prix, tels que la mise à jour des prix au même moment exactement pourrait permettre de prévenir les cas de collusions algorithmiques, (Klein, 2021).

Sachant que les lois ne s'appuient que sur la notion d'accord entre agents humains, il serait peut-être intéressant de remettre en cause les législations actuelles pour intégrer les collusions algorithmiques. En effet, on peut se poser la question de savoir si les algorithmes menant à des résultats collusifs n'ont pas juste été mal conçus et que leur modification ne suffirait pas à faire en sorte qu'ils n'engendrent plus de collusion, (Meylahn, 2022).

Partir du principe que les algorithmes ne peuvent pas mener à des collusions, et que par conséquent de tels résultats ne sont dus qu'à des mauvaises conceptions des algorithmes implique qu'il faudrait imputer la responsabilité des collusions aux compagnies qui créent ces algorithmes, (Veljanovski, 2022).

L'article 101 (1) du Traité sur le Fonctionnement de l'Union Européenne (TFUE) prévoit d'ailleurs une présomption de préjudice lorsqu'un tel cas de collusion algorithmique est détecté.

Type de scénario	Algorithme parallèle	Algorithme de signaling	Hub-and-Spoke	Algorithme de self-learning
Risque de collusion	Oui	Oui	Oui	Oui
Responsabilité en vertu de l'article 101 du TFUE	Non	Oui	Oui	Potentiel
Responsabilité de la firme	Non	Oui	Oui	Potentiel
Responsabilité d'un employé de la firme	Non	Non	Oui	Potentiel
Responsabilité du développeur	Non	Non	Oui	Potentiel

Tableau 3 : Responsabilité des acteurs d'une collusion algorithmique (adapté de Hutchinson, 2021)

Le Tableau 3 présente la responsabilité des différents acteurs d'un marché lorsqu'une collusion algorithmique est détectée. Nous pouvons noter que tous les algorithmes cités dans la partie « Quels sont les algorithmes qui peuvent constituer une collusion algorithmique ? » peuvent potentiellement engendrer des collusions. Seuls les algorithmes parallèles n'entrent pas dans le cadre de l'article 101 du TFUE, les algorithmes de self-learning peuvent potentiellement jouer leur responsabilité lors d'une collusion algorithmique en vertu de cet article. Nous remarquons que lorsqu'une collusion algorithmique a lieu dans un environnement du Hub-and-Spoke, la firme, les employés et le développeur de l'algorithme mis en cause sont tenus pour responsable de la collusion. Dans le cas des algorithmes de self-learning des doutes persistent sur les niveaux de responsabilité de chaque acteur, notamment à cause de la capacité des algorithmes à apprendre en autonomie et donc sans intervention humaine. Pour ce qui est des algorithmes de signaling, lorsqu'ils sont engagés dans une collusion algorithmique, seule la responsabilité de la firme est retenue.

« Sont incompatibles avec le marché intérieur et interdits tous accords entre entreprises, toutes décisions d'associations d'entreprises et toutes pratiques concertées, qui sont susceptibles d'affecter le commerce entre États membres et qui ont pour objet ou pour effet d'empêcher, de restreindre ou de fausser le jeu de la concurrence à l'intérieur du marché. »

Figure 10 : Extrait de l'article 101 du TFUE

Il est également important de notifier qu'aux États-Unis, les lois antitrust des différents états ne définissent pas de la même manière les concepts d'accord et de pratiques concertées. Une mise en commun des lois de concurrence et des termes définissant la collusion permettrait déjà de mettre en garde plus clairement les firmes sur ce qui est légal et ce qui ne l'est pas, (Hutchinson, 2021).

Conclusion

Au terme de cette étude sur la collusion algorithmique, nous pouvons affirmer que ce phénomène représente un défi majeur pour les régulateurs et les législateurs du monde entier. Alors que les lois antitrust traditionnelles se concentrent principalement sur les pratiques collusives entre individus, l'émergence des algorithmes soulève de nouvelles questions quant à la détection, la prévention et la répression de la collusion algorithmique.

Tout au long de notre analyse, nous avons constaté que les algorithmes peuvent faciliter la coordination des prix entre les entreprises, compromettant ainsi la concurrence et le bien-être des consommateurs. Les différentes formes de collusion algorithmiques, telles que l'Hub-and-Spoke, les algorithmes de self-learning et les algorithmes de signaling, ont démontré leur potentiel à générer des comportements anticoncurrentiels.

La détection de la collusion algorithmique représente un défi complexe qui requiert des approches statistiques avancées et des techniques d'apprentissage automatique. Bien que des progrès significatifs aient été réalisés dans ce domaine, des obstacles subsistent, notamment l'accès aux données et la nécessité de développer des méthodes d'analyse plus sophistiquées pour suivre l'évolution des comportements algorithmiques.

En ce qui concerne les mesures préventives et correctives, nous avons exploré différentes propositions pour remédier à la collusion algorithmique. L'interdiction de l'échange de données entre les entreprises, la limitation de l'utilisation d'algorithmes communs sur un même marché et l'implication des entreprises dans la responsabilité des résultats de leurs algorithmes ont été suggérées comme des pistes potentielles. Cependant, ces solutions nécessitent une réflexion approfondie et une coopération internationale pour garantir leur efficacité et leur mise en œuvre.

En conclusion, il est impératif d'adapter les législations actuelles pour tenir compte de la collusion algorithmique et de son impact sur la concurrence et les consommateurs. Une approche multidisciplinaire impliquant les régulateurs, les législateurs, les experts en

technologie et les acteurs de l'industrie sera nécessaire pour relever ce défi. Il est essentiel de développer des réglementations robustes et des mécanismes de surveillance efficaces pour prévenir et réprimer la collusion algorithmique, tout en favorisant l'innovation et la compétitivité.

En fin de compte, la lutte contre la collusion algorithmique nécessitera une attention constante et une adaptation continue aux évolutions technologiques et aux nouvelles formes de comportements collusifs. Notre contribution à cette étude vise à susciter une réflexion approfondie sur les implications de la collusion algorithmique et à stimuler des débats constructifs pour la protection de la concurrence et des intérêts des consommateurs dans un environnement numérique en constante évolution.

Bibliographie

Algorithmie. (s. d.).

CNIL. <https://www.cnil.fr/fr/definition/algorithmie#:~:text=Un%20algorithmie%20est%20la%20description,%C3%A0%20partir%20de%20ses%20ingr%C3%A9dients!>

(consulté le 20 Juin 2023).

Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., & Pastorello, S. (2021). Algorithmic collusion with imperfect monitoring. *International Journal of Industrial Organization*, 79, 102712. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2021.102712>

Cave, J. (2019). Can Machines Learn Whether Machines Are Learning to Collude ? Dans *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Science+Business Media. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34770-3_11

Contributeurs aux projets Wikimédia. (2023a). Affaire de l'entente entre trois opérateurs de téléphonie mobile en France. *fr.wikipedia.org*. https://fr.wikipedia.org/wiki/Affaire_de_l%27entente_entre_trois_op%C3%A9rateurs_de_t%C3%A9l%C3%A9phonie_mobile_en_France

(consulté le 20 Juin 2023).

Contributeurs aux projets Wikimédia. (2023b). Dilemme du prisonnier. *fr.wikipedia.org*. https://fr.wikipedia.org/wiki/Dilemme_du_prisonnier#:~:text=Le%20dilemme%20du%20prisonnier%2C%20%C3%A9nonc%C3%A9,est%20jou%C3%A9%20qu%27une%20fois. (consulté le 20 Juin 2023)

Cremer J. (2021). Publications Office of the European Union. (2019). *Competition policy for the digital era*. Publications Office of the EU. <https://op.europa.eu/fr/publication-detail/-/publication/21dc175c-7b76-11e9-9f05-01aa75ed71a1/language-en>

Entente anticoncurrentielle. (s. d.). DGCCRF.

economie.gouv.fr. <https://www.economie.gouv.fr/dgccrf/Publications/Vie-pratique/Fiches-pratiques/Entente> (consulté le 22 Juin 2023).

EUR-Lex - 52004XC0427(07) - EN - EUR-Lex. (s. d.). <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/?uri=celex%3A52004XC0427%2807%29> (consulté le 17 Mai 2023).

- European Commission. Commission Staff Working Document—Final Report on the E-Commerce Sector Inquiry. Available online: http://www.ecommercesectorinquiry.com/files/sector_inquiry_final_report_en.pdf (consulté le 5 Juin 2023).
- Ezrachi, A.; Stucke, M.E. (2017). *Algorithmic Collusion: Problems and Counter-Measures*; OECD: Paris, France, 21-23 June 2017. <https://one.oecd.org/document/DAF/COMP/WD%282017%2925/En/pdf> (consulté le 12 Juin 2023)
- Green, E. C., & Porter, R. H. (1984). Noncooperative Collusion under Imperfect Price Information. *Econometrica*, 52(1), 87. <https://doi.org/10.2307/1911462>
- Hernández, D. (2018). Drawing the Boundaries Between Hub-and-Spoke Cartels and Vertical Agreements : Lessons from the United Kingdom and the United States to Chilean Competition Law. *World Competition*, 41(Issue 2), 275-298. <https://doi.org/10.54648/woco2018014>
- Hutchinson, C. S., Ruchkina, G., & Pavlikov, S. G. (2021). Tacit Collusion on Steroids : The Potential Risks for Competition Resulting from the Use of Algorithm Technology by Companies. *Sustainability*, 13(2), 951. <https://doi.org/10.3390/su13020951>
- Klein, T., De Montjoye, Y., Scheitzer, H. (2021). Autonomous algorithmic collusion : Q-learning under sequential pricing. *The RAND Journal of Economics*, 52(3), 538-558. <https://doi.org/10.1111/1756-2171.12383>
- Lee, C. (2022). Competition Policy in the Age of Algorithms : Challenges for Indonesia. *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, 58(3), 297-312. <https://doi.org/10.1080/00074918.2022.2125488>
- Loots, T., & Boer, A. V. D. (2022). Data-driven collusion and competition in a pricing duopoly with multinomial logit demand. *Production and Operations Management*. <https://doi.org/10.1111/poms.13919>
- Meylahn, J. M., & Boer, A. V. D. (2022). Learning to Collude in a Pricing Duopoly. *Manufacturing & Service Operations Management*, 24(5), 2577-2594. <https://doi.org/10.1287/msom.2021.1074>

OPOCE. (s. d.). *EUR-Lex - 12008E101 - FR*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/HTML/?uri=CELEX%3A12008E101> (consulté le 28 Février 2023)

Veljanovski, C. (2022). Pricing Algorithms as Collusive Devices. *International Review of Intellectual Property and Competition Law*. <https://doi.org/10.1007/s40319-022-01177-8>