



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA
DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M. FANNO"

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**"STRATEGIE DI ALGORITHMIC PRICING: OPPORTUNITÀ E
RISCHI"**

RELATORE:

CH.MO PROF. MANENTI FABIO

LAUREANDO: PIGNATELLI NICOLÒ

MATRICOLA N. 1227725

ANNO ACCADEMICO 2021 – 2022

Dichiaro di aver preso visione del “Regolamento antiplagio” approvato dal Consiglio del Dipartimento di Scienze Economiche e Aziendali e, consapevole delle conseguenze derivanti da dichiarazioni mendaci, dichiaro che il presente lavoro non è già stato sottoposto, in tutto o in parte, per il conseguimento di un titolo accademico in altre Università italiane o straniere. Dichiaro inoltre che tutte le fonti utilizzate per la realizzazione del presente lavoro, inclusi i materiali digitali, sono state correttamente citate nel corpo del testo e nella sezione ‘Riferimenti bibliografici’.

I hereby declare that I have read and understood the “Anti-plagiarism rules and regulations” approved by the Council of the Department of Economics and Management and I am aware of the consequences of making false statements. I declare that this piece of work has not been previously submitted – either fully or partially – for fulfilling the requirements of an academic degree, whether in Italy or abroad. Furthermore, I declare that the references used for this work – including the digital materials – have been appropriately cited and acknowledged in the text and in the section ‘References’.

Firma (signature) 

Indice

Capitolo 1: I prezzi algoritmici	1
1.1 Cosa sono e da dove arrivano	1
1.2 L'early adopter: Amazon.....	4
1.3 Alcuni rischi: discriminazione di prezzo e libri da 24 milioni di dollari	6
Capitolo 2: Le strategie di algorithmic pricing favoriscono i cartelli?	9
2.1 Perché il cartello è dannoso per il sistema.....	9
2.2 Il rischio teorico e le due classi di algoritmi	10
2.3 Un esperimento preoccupante	13
2.4 Un modello rassicurante	14
Capitolo 3: Casi concreti e considerazioni finali	17
3.1 Il caso Topkins	17
3.2 Il mercato della benzina in Germania.....	18
3.3 Quale futuro?.....	21
Bibliografia	25

CAPITOLO 1: I PREZZI ALGORITMICI

1.1 COSA SONO E DA DOVE ARRIVANO

Il prezzo, ossia “l’equivalente in unità monetarie di un bene o di un oggetto, di un servizio o di una prestazione” (Enciclopedia Treccani, 2022), è la principale fonte d’informazione a livello economico di un bene. Oggi nelle economie di mercato i prezzi assumono un ruolo fondamentale, in quanto svolgono tre funzioni indispensabili per il funzionamento del sistema (Katz, M. L., et al., 2020): in primo luogo, trasmettono informazioni, in quanto segnalano la relativa abbondanza o scarsità di un bene e ciò permette il coordinamento tra famiglie e imprese; in secondo luogo, razionano le risorse scarse e ciò è necessario in quanto tutte le risorse lo sono; in terzo luogo, determinano i redditi. I prezzi sono stati fondamentali anche in altre epoche storiche e in altri sistemi economici e, per quanto abbiano svolto anche funzioni diverse, alcune caratteristiche sono rimaste immutate (Baldwin, G., 2019). Per esempio, storicamente i prezzi sono sempre stati “dinamici”, cioè mutevoli nel tempo, in quanto i meccanismi di domanda e offerta sono piuttosto intuitivi: se un bene è poco richiesto, il venditore è disposto ad abbassare il prezzo pur di venderlo, e, viceversa, se invece gli acquirenti sono molti, ad aumentarlo; inoltre, non è indifferente l’identità del compratore, in quanto persone diverse hanno differenti disponibilità a pagare, in base a preferenze individuali o reddito. Se il venditore riesce a individuare chi è disposto a pagare un prezzo maggiore, il suo risultato economico sarà di gran lunga migliore. L’arte di mercanteggiare, dunque, era fondamentale al fine di stipulare buoni affari; tuttavia il sistema era molto inefficiente, in quanto per ogni bene o servizio era prevista una negoziazione. Nel 1870 fu inventato il cartellino del prezzo che permette al venditore, da una parte, di non dover ricordare tutti i prezzi dei propri prodotti, dall’altra, riduce enormemente i tempi di vendita. Questa innovazione però di fatto limita fortemente la pratica di vendere lo stesso prodotto a prezzi diversi, dato che il prezzo è esposto ed è dunque il medesimo per qualsiasi compratore. Dopo più di un secolo questo sistema tradizionale viene messo in crisi dall’avvento dei computer, i quali, in base alle informazioni a disposizione, possono cambiare automaticamente i prezzi, anche in tempo reale. Dal 2000 in poi l’e-commerce ha fatto il resto: oggi assistiamo al “dynamic pricing”, ossia i prezzi cambiano costantemente, ma rispetto al passato in maniera automatizzata. Questa possibilità nasce, da una parte, grazie alla fine delle restrizioni fisiche del tradizionale negozio, dall’altra, grazie appunto alla tecnologia, in particolare a dei software che al loro interno hanno degli algoritmi programmati per determinare in ogni istante il prezzo migliore per l’impresa. Si definisce algoritmo una precisa sequenza di azioni o operazioni che devono essere svolte al fine di risolvere una classe di problemi: dato quindi un

problema (qual è il prezzo ottimale in un dato istante?), si applica la sequenza di azioni sui dati a disposizione per risolverlo. L'insieme delle istruzioni viene chiamato codice. Si è arrivati così all'"algorithmic pricing", cioè il fenomeno per cui le decisioni delle politiche di prezzo da parte delle aziende vengono delegate a questi algoritmi. È noto (Calvano, E., et al., 2018) che le compagnie aeree siano state le prime a farne uso e che poi la pratica si sia diffusa in settori diversi come quello finanziario o assicurativo.

L'algorithmic pricing poggia le fondamenta su alcune basi imprescindibili: innanzitutto i "big data", cioè "una raccolta di data set così grandi e complessi da non poter essere gestiti o analizzati con le applicazioni tradizionali", che si lega al "big data analytics", cioè "l'analisi di tali dati allo scopo di ottenere insight che permettono di prendere migliori decisioni di business" (Tunisini, A., Ferrucci, L., Pencarelli, T., 2020, p. 32). Le definizioni stesse consentono di capire come solo mediante le macchine siano possibili la raccolta, l'elaborazione e la memorizzazione di queste informazioni. In passato la quantità di dati in possesso di un'azienda era spesso ridotta e non strutturata, mentre oggi qualsiasi interazione tra impresa e cliente è un dato e questa immensa quantità di informazioni è un asset intangibile utilizzabile per fini predittivi, per identificare opportunità di business e per ridurre i rischi. Il secondo fenomeno che ha permesso lo sviluppo dell'algorithmic pricing è sicuramente l'intelligenza artificiale (Shier, G., Descamps, A., Klein, T., 2020), di cui però non è facile dare una definizione. Secondo Elain A. Rich (si veda Shier, G., Descamps, A., Klein, T., 2020, p.3), essa è "lo studio di come rendere i computer capaci di fare le cose che al momento gli umani fanno meglio"; in sostanza, inizialmente si fanno acquisire a una macchina le nostre capacità nel saper fare una certa cosa, poi, sulla base di queste, si cerca di farla migliorare, fino anche a renderla più abile di un umano. A questo concetto si lega il "machine learning": se infatti negli algoritmi di prima generazione il programmatore era colui che, oltre a decidere il problema da risolvere, istruiva la macchina su come risolverlo, negli algoritmi più complessi questa decisione appartiene alla macchina stessa, che impara dunque qual è il metodo ottimale. Solitamente si allena la macchina tramite grandi data set da cui essa, grazie a un algoritmo e in base all'obiettivo del programmatore, deriva un modello statistico. In sostanza, quindi, i big data e le opportunità ad essi collegate hanno portato le imprese, ma non solo, a utilizzare degli algoritmi che, sostenuti dall'intelligenza artificiale e dal machine learning, permettono di sfruttare quella mole di informazioni. Oltre a questi tre fattori, l'avvento dell'algorithmic pricing è stato reso possibile, come accennato precedentemente, dallo sviluppo dell'e-commerce, in cui oggi gli algoritmi di prezzo sono infatti molto diffusi. La Commissione Europea nel "Final report on the E-commerce Sector

Inquiry” del 2017 (European Commission, 2017) dichiara che la percentuale di persone tra i 16 e i 74 anni che hanno comprato beni o servizi online tramite e-commerce è aumentata dal 30% del 2007 al 55% del 2016; inoltre, sempre nel report, si scrive che due terzi dei venditori in questo mercato fa uso di algoritmi che aggiustano automaticamente il prezzo per rispondere ai competitors. Nel documento si sottolineano alcuni vantaggi dell’e-commerce dal punto di vista sia dei consumatori sia dei venditori: una maggiore trasparenza e competizione tra i prezzi, una maggiore possibilità per le imprese di monitorare i propri prezzi e una riduzione delle barriere all’entrata.

Il grande utilizzo degli algoritmi si spiega, oltre al già citato dynamic pricing, anche grazie alla portata innovativa di altri meccanismi dal punto di vista delle imprese (Katsov, I., 2018). In primo luogo, avvalersi di un algoritmo permette una segmentazione più precisa della domanda. Questo, per esempio, consente una maggiore adesione alle diverse disponibilità a pagare dei consumatori, oppure permette anche di adottare diverse strategie di prezzo in base anche ai differenti prodotti. Gli algoritmi, inoltre, si rivelano più efficaci ad assumere politiche più vicine all’ottimalità rispetto agli umani. L’intelligenza artificiale può essere anche utile nel suggerire nuove idee al management. Infine, l’adozione di sistemi automatizzati consente una maggiore integrazione a livello aziendale. I principali benefici per i consumatori derivano proprio dal guadagno in efficienza delle imprese, le quali, dunque, a fronte di costi minori, possono abbassare i prezzi (Shier, G., Klein, T., 2020). L’ articolo di Katsov mette in fila alcune conseguenze preliminari del fenomeno. Un primo effetto è che la frequenza con cui i prezzi cambiano nel tempo è fortemente aumentata, mentre, contemporaneamente, è crollata la durata nel tempo delle promozioni offerte. Un secondo effetto è che i prezzi tendono a uniformarsi tra le diverse zone geografiche e, in particolare, ad abbassarsi. In generale questo trend sembra essere dannoso per le imprese. D’altra parte si rileva una maggiore efficienza dal punto di vista della promozione dei propri prodotti. Questo fenomeno sembra particolarmente importante dato che promuovere meglio i propri prodotti può portare a una performance anche 5 volte migliore degli altri. Inoltre, chi fa uso di questi algoritmi vede un incremento delle vendite (dai 3 ai 5 punti percentuali) e nel margine di profitto (dai 4 agli 11 punti percentuali). In generale, questi dati e le relative considerazioni, per quanto descrivano solamente in modo parziale il fenomeno, sottolineano che oramai l’algorithmic pricing è fondamentale, e infatti già in alcuni settori è la base imprescindibile per poter stare nel mercato.

1.2 L'EARLY ADOPTER: AMAZON

Il più famoso early adopter dell'algorithmic pricing è probabilmente Amazon (Katsov, I., 2018). Le informazioni rilasciate dall'azienda a riguardo non sono molte, quindi non si sa che algoritmi implementi¹, ma si può supporre che essi siano cambiati spesso durante gli anni e ciò sottolinea l'importanza che l'impresa riserva a questi strumenti. Per dare un'idea del gap tra Amazon e altri competitors, si stima che nel 2012 nel primo avvenissero 270.000 cambi di prezzo al giorno, mentre nei secondi, per esempio Walmart e Best Buy, 50.000 al mese. Nel 2013 Amazon arrivò a 2,5 milioni al giorno, mentre i competitors rimasero circa allo stesso livello. Ad oggi, comunque, il gap si sta assottigliando dato che questi ultimi si sono accorti della necessità di adottare l'algorithmic pricing per rimanere competitivi. Uno studio del 2016 (Chen, L., Mislove, A., Wilson, C., 2016) indaga la relazione che intercorre tra Amazon e l'algorithmic pricing mediante un'analisi empirica condotta sull'"Amazon Marketplace", ossia la piattaforma di vendita online di Amazon. In particolare, gli autori vogliono capire quali strategie di algorithmic pricing vengano usate dai venditori, quanto queste siano prevalenti e il loro impatto sull'esperienza degli acquirenti.

Nell'introduzione, innanzitutto, si menziona esplicitamente che la forte crescita dell'e-commerce (si cita +3,7% nel primo trimestre del 2015 negli Stati Uniti) abbia incentivato molte imprese a munirsi di questi algoritmi. Al fine di comprendere il contesto nel quale l'analisi è stata portata avanti è necessario chiarire tre aspetti. Il primo aspetto è che il contesto è esso stesso parte dello studio del rapporto di Amazon con l'algorithmic pricing. Il secondo è che nella piattaforma di vendita concorrono Amazon stessa e innumerevoli altri venditori terzi, i quali sottoscrivono una complessa struttura di tariffe per potervi accedere. La stessa società dichiara che il numero degli attori coinvolti sia intorno ai 2 milioni e che le loro vendite riguardino il 40% dei prodotti venduti. A questi venditori è offerta la possibilità di sottoscrivere l'"Amazon Marketplace Web Service", un servizio che consiste in un insieme di API, cioè dei software che svolgono da intermediari tra le applicazioni di Amazon e quelle dei venditori. Questo strumento permette quindi a questi ultimi di scambiare informazioni con la stessa piattaforma e di ricevere così notizie dalla stessa riguardo, per esempio, aggiornamenti di prezzo o nuove opportunità di vendita. In sostanza Amazon Marketplace Web Service è il mezzo con cui la stessa Amazon incentiva i terzi a usare l'algorithmic pricing; la ratio è che l'impresa riceve una percentuale dalle vendite dei terzi, per cui è nel suo interesse permettere agli operatori di essere i più efficienti e efficaci possibile. Il terzo aspetto è come Amazon

¹ Dopotutto sono dei veri e propri asset strategici e quindi vi è una grande attenzione nel non divulgarli per non perdere il proprio vantaggio competitivo.

decide quali venditori premiare e, quindi, quali suggerire più spesso al consumatore. Questo compito è affidato a un algoritmo che gestisce la “Buy Box”, un riquadro che appare nella landing page di ogni prodotto e permette agli utenti di aggiungere quello scelto al carrello, al fine poi di acquistarlo. L’algoritmo, quindi, decide il prodotto di quale venditore è selezionato di default nella Buy Box: apparire come tale è cruciale perché l’82% delle vendite passano per il suddetto riquadro. In sostanza i terzi sono chiamati a scegliere la strategia di prezzo che massimizza la probabilità di apparire nella Buy Box (anche detto “vincere la Buy Box”). L’analisi empirica degli autori evidenzia la complessità di tale algoritmo, il quale considera come variabili una moltitudine di fattori e non solo il prezzo.

Dunque, la struttura presentata illustra che Amazon implementa l’algorithmic pricing, incentiva le terze parti a utilizzarlo e, inoltre, usa altri algoritmi come operatori, come nel caso della Buy Box. Lo studio in questione permette agli autori di giungere ad alcune conclusioni, alle quali possiamo aggiungere di correlate (Katsov, I., 2018). In primo luogo, essi presumono di aver identificato più di 500 venditori che usano l’algorithmic pricing, un numero quindi perlomeno significativo, e costoro che si avvalgono di algoritmi di prezzo generano maggiori profitti di coloro che invece non li usano. I primi, infatti, vendono meno prodotti ma hanno un numero maggiore di feedback e, quindi, maggiori volumi di vendita; inoltre, vincono più spesso la Buy Box nonostante non offrano sempre il prezzo più competitivo. In secondo luogo, essi sono valutati più in alto a livello di ranking rispetto agli altri nella pagina delle nuove offerte. È da sottolineare poi che i venditori che usano l’algorithmic pricing cambiano il prezzo una decina o anche un centinaio di volte al giorno, a un ritmo dunque inavvicinabile per un umano. In generale, il divario tra chi usa l’algorithmic pricing e chi no è enorme e ciò, in questo contesto, è anche amplificato dal meccanismo sottostante alla Buy Box. Dal punto di vista del consumatore, l’impatto è ambiguo. Da una parte, si assiste a una maggiore volatilità dei prezzi, e ciò potrebbe peggiorare l’esperienza degli utenti, dall’altra, i venditori che usano gli algoritmi hanno maggiori feedback positivi.

1.3 ALCUNI RISCHI: DISCRIMINAZIONE DI PREZZO E LIBRI DA 24 MILIONI DI DOLLARI

L'esperienza di Amazon fornisce alcune chiavi di lettura riguardo ad un altro fenomeno che potrebbe presto aumentare a causa dell'algorithmic pricing: la discriminazione di prezzo, ovvero la "pratica che consiste nell'applicare prezzi diversi a differenti consumatori per lo stesso bene o servizio" (Katz, M. L., et al., 2020, p. 348). Amazon, infatti, è solita aumentare i prezzi, per esempio per coloro che sottoscrivono l'abbonamento "Prime" o per coloro che hanno scelto di ricevere gratuitamente il prodotto nel giro di 24 ore (questo servizio è noto come "Free One-Day Shipping"); inoltre, cambia i prezzi in base all'orario e al traffico (Katsov, I., 2018). Come accennato precedentemente, questa pratica è molto vantaggiosa per i venditori, i quali, infatti, riescono così ad aumentare i propri profitti. Questo è il motivo per cui per molto tempo era comune non applicare un prezzo unico per tutti gli acquirenti. Questi ultimi vengono danneggiati dalla discriminazione di prezzo, dato che vedono ridursi sensibilmente il loro surplus, che nel caso limite di una perfetta discriminazione si azzerava completamente. Perché i venditori riescano a discriminare i clienti, devono essere rispettate tre condizioni (Katz, M. L., et al., 2020): in primo luogo, l'impresa deve poter decidere il prezzo, quindi detiene del potere di mercato; in secondo luogo, i compratori non devono praticare l'arbitraggio, cioè la pratica per cui chi compra il prodotto a un prezzo minore poi lo rivende a chi è disposto a pagarlo di più; infine, è cruciale che i venditori siano in grado di classificare i consumatori in base alle loro diverse disponibilità a pagare. Riguardo a quest'ultimo punto, è ovvio che gli acquirenti non hanno motivo di rivelare quanto siano disposti a spendere per un certo prodotto, quindi la possibilità di praticare la discriminazione di prezzo avviene solo se l'impresa riesce a procurarsi le informazioni necessarie in altro modo.

Oggi le aziende hanno la possibilità di accedere a data set dove sono contenuti i dati riguardo i comportamenti di acquisto (acquisti, gusti, necessità) di milioni di consumatori e, grazie all'intelligenza artificiale, è possibile per loro segmentare in maniera estremamente precisa questa potenziale domanda (Gautier, A., Ittoo, A., Van Cleynenbreugel, P., 2020). Nella realtà ciò avviene sostanzialmente in tre modi: il primo è profilare i clienti e mostrare a ciascuno di loro il prezzo adeguato alla loro disponibilità a pagare, il secondo è mostrare loro pubblicità personalizzate con prezzi e combinazioni di prodotti diversi, il terzo è personalizzare le liste dove vengono mostrati i vari prodotti in base alle valutazioni. Nonostante queste strategie per attuare la discriminazione siano note, ad oggi non è chiaro quanto il fenomeno sia diffuso e quale sia la sua portata; tuttavia c'è fondamentale accordo sull'enorme potenziale che

l'algorithmic pricing potrebbe aver generato. Esso, infatti, agirebbe sul processo alla base della pratica, cioè la segmentazione della clientela. La tecnica per praticare la classificazione è chiamata "clustering" e consiste nell'aggregare diversi consumatori in dei gruppi in base a certi parametri che ne esprimono la somiglianza. L'obiettivo è quello di massimizzare la somiglianza all'interno dello stesso cluster e minimizzare invece quella tra gruppi diversi. Fatto ciò, non resta che decidere i diversi prezzi da applicare ai diversi cluster. Più gli algoritmi usati per segmentare sono potenti, più il clustering è preciso e quindi aumenta il surplus che l'impresa riesce a sottrarre ai consumatori. In generale, oggi i parametri usati per definire la somiglianza tra gli individui sono soprattutto di carattere socio-demografico (per esempio la regione dove si vive), tuttavia se oltre a questi si aggiungessero variabili di carattere comportamentale (per esempio la frequenza con cui si visita il sito web), la precisione crescerebbe ulteriormente. C'è da sottolineare, infine, che si riscontra un certo gap tra i risultati ottenuti dagli algoritmi implementati durante le sperimentazioni e la realtà, in quanto la trasposizione precisa dalla prima alla seconda si scontra con alcuni limiti di carattere tecnico. In generale, quindi, non ci sono prove sufficientemente robuste per affermare che le imprese stiano attuando una discriminazione di prezzo particolarmente aggressiva.

Un altro rischio che si è rilevato empiricamente è che questi algoritmi possono portare a risultati inaspettati, in particolare mentre interagiscono tra loro (Eisen, M., 2011). Un caso eclatante, avvenuto nel 2011 e raccontato nel blog "it is NOT junk" da Michael Eisen, riguarda un famoso libro di biologia dello sviluppo, "The making of a fly" di Peter Lawrence. Un assegnista di ricerca del laboratorio di Eisen voleva comprare una copia del citato libro, pubblicato nel 1992 e fuori stampa, e stava così cercando le offerte sulla piattaforma e-commerce di Amazon. Erano in vendita 17 copie, di cui quindici usate e due nuove; queste ultime però costavano la cifra insolita di oltre un milione e mezzo di dollari. Lo scienziato inizialmente pensò si trattasse di uno scherzo ma poi scartò l'ipotesi, dato che i prezzi addirittura continuavano a salire. Durante i giorni successivi, Eisen stesso iniziò a studiare il fenomeno e dedusse che quei prezzi erano decisi da due algoritmi, i quali continuavano a modificarli per rispondere agli aggiornamenti del competitor, cercando entrambi di mantenere un rapporto costante. I due avevano strategie diverse: uno voleva che la propria copia fosse la più economica e che quindi costasse 0,9983 volte quella dell'altro, il quale invece voleva mantenere un prezzo più alto, pari a 1,27059 volte il prezzo altrui. Questo pattern era facilmente verificabile tenendo traccia delle continue variazioni, come riporta una tabella pubblicata dallo stesso Eisen nel blog. Alla fine, dopo una decina di giorni e dopo aver

raggiunto un prezzo di oltre 23 milioni, entrambe le copie crollarono a poco più di 100 dollari.
In ogni caso, ad oggi le segnalazioni riguardo eventi del genere sono state piuttosto rare.

CAPITOLO 2: LE STRATEGIE DI ALGORITHMIC PRICING FAVORISCONO I CARTELLI?

2.1 PERCHÈ IL CARTELLO È DANNOSO PER IL SISTEMA

La scienza economica spiega che la struttura di mercato perfettamente concorrenziale è di gran lunga preferibile al monopolio per quanto riguarda il benessere del consumatore e, in generale, l'efficienza del sistema (Katz, M. L., et al., 2020). Il monopolista, infatti, in termini di livello di produzione, offre una quantità del proprio bene che è subottimale dal punto di vista economico rispetto a quella "socialmente" efficiente. Questo avviene perché, in ragione della massimizzazione del proprio risultato economico, all'impresa conviene un'offerta minore rispetto a quella in una struttura concorrenziale. Oltre a ciò, questo comporta inevitabilmente una riduzione del surplus del consumatore, che quindi risulta danneggiato. Inoltre, in relazione al processo produttivo, l'assenza di concorrenza tende a ridurre l'incentivo a produrre nel modo tecnicamente più efficiente, in quanto non vi è alcuna pressione competitiva. Il monopolista, infatti, può teoricamente non minimizzare i costi, in quanto genererà comunque profitti, mentre una scelta tale da parte di chi compete comporterebbe un'uscita dal mercato. Inoltre, se la posizione di monopolio è dovuta a delle barriere all'entrata, il monopolista potrebbe decidere di destinare risorse per mantenere o rafforzare quelle barriere, per esempio con spese pubblicitarie per fidelizzare la clientela. Infine, l'incentivo a innovare potrebbe venire meno dato che non vi è competizione. Questi fenomeni dannosi per il sistema dal punto di vista dell'efficienza sono dovuti al potere di mercato del monopolista, il quale infatti non subisce la pressione competitiva da parte di altre imprese dato che la sua è l'unica presente nel settore. Per questo motivo, durante gli anni, i vari Stati si sono attrezzati con leggi antitrust al fine di limitare o regolamentare l'emersione di comportamenti monopolistici.

Nonostante ciò, questi fenomeni possono emergere anche quando nel mercato sono presenti una pluralità di imprese: esse infatti possono dare vita a un cartello, cioè un "accordo stipulato tra imprese operanti nella stessa industria, allo scopo di limitare il volume di produzione complessivo e far salire il prezzo di mercato" (Katz, M. L., et al., 2020, p. 366). La struttura di mercato perfettamente concorrenziale comporta che le singole imprese operanti nel settore non abbiano alcun profitto: la pressione competitiva, infatti, spinge ciascuna di loro a fissare il prezzo minimo che non comporti una perdita. Nessuna di loro può alzare il prezzo, in quanto non venderebbe nulla, visto che lo stesso bene è venduto da altre imprese a un prezzo minore, e sarebbe quindi costretta a chiudere. Il monopolio, invece, consente all'impresa operante di generare profitto, dato che appunto detiene un potere di mercato che le permette di vendere

una quantità minore a un prezzo maggiore rispetto ad una situazione concorrenziale. Se quindi delle imprese che competono tra loro in un settore riuscissero a stipulare un accordo di cartello, limitando la quantità venduta e quindi alzando il prezzo, ciascuna di loro otterrebbe una quota di profitto, dato che sostanzialmente esse si comporterebbero come un unico monopolista. L'obiettivo da parte dei venditori è quello di ottenere l'esito di cartello pieno, cioè "la combinazione prezzo-quantità prodotta che massimizza il profitto complessivo delle imprese che fanno parte di un cartello" (Katz, M. L., et al., p. 367). Attraverso un cartello, dunque, le imprese operano come se fossero un unico monopolista e ciò spiega i motivi per cui anche i cartelli generalmente sono illegali².

Questi fenomeni collusivi però dimostrano delle debolezze dal punto di vista della sostenibilità. In primo luogo, i profitti generati attirano nuovi attori che potrebbero minare l'equilibrio raggiunto dalle imprese già operanti. Esse, dunque, per evitare questo scenario, devono istituire delle forti barriere all'entrata, al fine di scoraggiare nuovi attori ad entrare nel settore. In secondo luogo, ciascuna impresa presente nell'accordo ha un incentivo economico nell'espandere la produzione e quindi a violare il cartello, in quanto otterrebbe maggiori profitti. Dunque, è necessario prevedere un sistema sanzionatorio nei confronti di chi rompe gli accordi. In assenza di un deterrente, l'incentivo individuale a deviare dall'accordo potrebbe essere molto forte, soprattutto se si suppone che gli altri attori lo rispetteranno, in quanto la quota di profitto per chi lo viola si espanderebbe notevolmente. Oltre alla debolezza dal punto di vista della sostenibilità, come accennato precedentemente, questi accordi sono generalmente illeciti e dunque è necessario tenerli nascosti alle autorità competenti per tutta la loro durata.

2.2 IL RISCHIO TEORICO E LE DUE CLASSI DI ALGORITMI

È oggetto di dibattito e di forte interesse in ambito accademico se la pratica di delegare le decisioni di prezzo a degli algoritmi comporti una maggiore facilità di emersione di fenomeni collusivi tra imprese: se fosse davvero così, il passaggio decisionale da uomo a macchina potrebbe presto rendere obsoleti gli strumenti con cui le autorità regolatorie individuano e sanzionano gli accordi di cartello (Calvano, E., et al., 2018). Sulla relazione tra algorithmic pricing e comportamenti collusivi vi sono però due correnti di pensiero. La prima, ottimista, sostanzialmente nega questa possibilità e, quindi, sostiene che il passaggio non comporterà un

² Non tutti: un famoso esempio di cartello del tutto lecito è quello dei diritti televisivi delle partite di calcio dei principali campionati europei.

aumento degli accordi di cartello, o comunque che la normativa antitrust vigente sia sufficiente. La seconda, invece, ha un'impronta pessimista e sottolinea che il fenomeno è in fase embrionale e il rischio è di trovarsi a fatto compiuto con le autorità regolatorie prive di strumenti per gestire questa situazione. Per capire per quali motivi questa preoccupazione sia sorta, è necessario illustrare quali algoritmi siano usati per adottare le politiche aziendali di prezzo e come essi si comportino. Dal punto di vista informatico essi si distinguono in due classi: adattivi ("adaptive") e di apprendimento ("learning"). Questa distinzione assume un'importanza cruciale per quanto riguarda le possibili conseguenze dal punto di vista anticompetitivo.

La prima classe comprende quegli algoritmi che, sulla base di un modello del mercato in cui operano, cercano di massimizzare, attraverso la politica di prezzo, il profitto dell'impresa. Essi sono generalmente composti da due moduli che permettono loro di operare: uno di stima e uno di ottimizzazione. Il primo modulo appunto stima la domanda di mercato considerando come variabili, tra le altre, in particolare i volumi di vendita e i prezzi passati. Il secondo sceglie il prezzo ottimale, cioè appunto quello tale per cui il profitto dell'impresa è massimo, sulla base della stima precedente e del comportamento dei competitors. Dopo aver illustrato il funzionamento di questa classe di algoritmi, è di fondamentale importanza una precisazione: i due moduli vengono scritti dal programmatore, che è perciò colui che decide come questi algoritmi si comportino; dunque, i fenomeni collusivi possono emergere solo se il programmatore decide di inserire nel codice delle precise istruzioni che permettono alla macchina di adottare politiche di cartello. Sulla base di questo aspetto si possono trarre alcune conclusioni. In primo luogo, come si evince dalle precedenti considerazioni, anche in questo caso, come nei tradizionali accordi di cartello, vi è una volontà umana di adottare un comportamento anticompetitivo e, al fine di colludere, una pluralità di attori deve manifestarsi vicendevolmente questa intenzione, che si concretizza scrivendo all'interno dei rispettivi algoritmi quelle precise istruzioni. Al fine, dunque, di provare l'atto illecito poco cambierebbe rispetto ai casi tradizionali, dato che anche in questa situazione le autorità andrebbero in cerca dei mezzi con i quali si sono palesate queste manifestazioni di volontà: per esempio email, registrazioni audio, eccetera. In secondo luogo, come già illustrato precedentemente, vi sono delle linee di codice che rivelano le intenzioni dei programmatori: nel momento in cui esse venissero scoperte e tradotte, l'intento collusivo sarebbe chiaro e difficilmente negabile. Queste conclusioni sembrano suggerire che, qualora delle imprese volessero perseguire un accordo di cartello e usassero come mezzi degli algoritmi adattivi, le autorità competenti, oltre ai tradizionali strumenti, avrebbero anche una prova estremamente rivelatoria dalla loro parte.

Si può dunque affermare che sembra che questa classe di algoritmi non necessiti di un differente approccio riguardo alla politica antitrust da parte degli Stati.

Gli algoritmi che appartengono alla seconda classe sono chiamati di apprendimento. La loro tecnologia si basa sul machine learning e sull'intelligenza artificiale: essi infatti apprendono come fissare il prezzo ottimale tramite l'esperienza, cioè attraverso un meccanismo di prova-errore. La sperimentazione comporta che inizialmente la macchina adotti politiche di prezzo non ottimali. Successivamente, nel lungo periodo, essa affina la tecnica e si dimostra capace di adattarsi a situazioni e contesti tra i più diversi. Rispetto agli algoritmi adattivi, che ricevono dal programmatore le istruzioni per decidere il prezzo ottimale e che al massimo possono migliorare la stima della curva di domanda, quelli di apprendimento imparano attivamente quali politiche sono più profittevoli e il programmatore è chiamato solo a definire i parametri con cui la macchina valuta le proprie scelte. È evidente che la sperimentazione ha un costo, in quanto appunto le decisioni prese sono inizialmente subottimali, tuttavia è possibile realizzare una simulazione che permetta alla macchina di fare esperienza prima di assumere il ruolo di decisore. In generale, nel lungo periodo, gli algoritmi di apprendimento sono di gran lunga più vantaggiosi rispetto a quelli adattivi, soprattutto in contesti complessi. Questa classe di algoritmi pone nuove questioni da affrontare dal punto di vista regolatorio. Il nodo cruciale è che essi potrebbero porre in essere comportamenti collusivi senza che prima vi sia stata l'esplicita volontà umana; infatti, come accennato precedentemente, dal punto di vista delle imprese il cartello è lo scenario più profittevole. I programmatori, dunque, potrebbero non aver alcuna intenzione di creare degli algoritmi per giungere a un accordo di cartello, eppure le imprese sostanzialmente attuerebbero quella politica di prezzo perché le macchine imparano che colludere è conveniente. Inoltre, se questo fosse il caso, non vi sarebbero scambi di comunicazioni tracciabili o in generale prove delle intenzioni illecite da parte delle imprese. Vi è però da segnalare che, perché ciò avvenga, le macchine devono innanzitutto giungere all'accordo di cartello, cioè rendersi conto che mantenendo tutte un prezzo maggiore anticompetitivo il profitto aumenterebbe, e in più creare il sistema sanzionatorio che punisca la deviazione. Per quanto ad oggi non sia chiaro quanto questa possibilità sia concreta, è evidente che rispetto agli algoritmi adattivi si presenta perlomeno un rischio teorico.

2.3 UN ESPERIMENTO PREOCCUPANTE

Uno studio del 2018 (Calvano, E., et al., 2018) propone un esperimento per provare a indagare se vi sia una reale possibilità che degli algoritmi chiamati a decidere i prezzi per un'impresa colludano. Gli algoritmi usati per la sperimentazione fanno parte di una specifica classe e sono chiamati "Q-Learning"; essi sono utilizzati per dei problemi in cui l'obiettivo è individuare la politica ottimale in un ambiente dinamico e stocastico e dove è necessario decidere ripetutamente. Un esempio di carattere economico è il problema classico di un'impresa oligopolista, la quale quindi, grazie al suo potere di mercato, può decidere il proprio prezzo. A livello di teoria dei giochi, esso è un gioco non cooperativo, in quanto, innanzitutto, vi è un conflitto tra le varie imprese nel sistema, inoltre, è necessario adottare un comportamento strategico (Katz, M. L., et al., 2020). In ogni periodo ciascun oligopolista compie tre azioni: prima osserva le informazioni necessarie per scegliere, per esempio il prezzo dei competitors nel periodo precedente, poi decide il proprio prezzo e, infine, raccoglie i profitti. Il problema dell'impresa è, quindi, trovare la politica di prezzo ottimale che massimizzi il valore attuale dei profitti. La sperimentazione consente agli algoritmi di imparare a risolvere il problema. Un concetto fondamentale per capire come gli algoritmi imparino è la "Q-matrix", cioè una matrice che memorizza nelle proprie celle il valore presente di ogni azione in ciascuno stato dell'ambiente. Nella sperimentazione degli autori due algoritmi sono chiamati a scegliere in ciascun periodo tra un prezzo basso e un prezzo alto; inoltre, la decisione presente avviene solo in base ai prezzi decisi nel periodo precedente ("one-period memory"). Date queste ipotesi, sono possibili quattro stati diversi, intesi come coppia di prezzi decisi dagli algoritmi. In ogni cella si trova la valutazione del valore presente dei profitti data quella scelta di prezzo in quello stato. All'inizio si assegna a ciascuna cella un valore arbitrario che poi si aggiorna in base all'esperienza che fa la macchina. Il processo di aggiornamento tiene conto sia del profitto realizzato nel periodo, sia di quello che potrà essere raccolto in futuro una volta che il sistema si muoverà nel nuovo stato.

Gli autori, a questo punto, propongono un semplice esempio in cui la matrice dei profitti di ciascun algoritmo si struttura in modo tale che l'equilibrio di Nash corrisponda alla combinazione (basso, basso); tuttavia se questa fosse (alto, alto) le macchine otterrebbero i profitti aggregati massimi: l'intento è quello di costruire un ambiente tale per cui, se si vuole colludere, è necessario superare la tentazione di massimizzare i profitti nel breve periodo³.

³ La struttura del gioco ricalca il classico esempio del "dilemma del prigioniero", in cui a entrambi gli imputati conviene confessare nonostante il fatto che se ambedue non lo facessero avrebbero un'utilità maggiore perché sarebbero liberi.

Ogni gioco è costituito da un milione di ripetizioni (quindi la scelta avviene un milione di volte) e l'esperimento si compone di mille ripetizioni del gioco. Il livello di collusione viene calcolato in percentuale considerando un intervallo tra zero e cento. Il limite inferiore si ottiene se gli algoritmi scelgono sempre e solo l'equilibrio di Nash, mentre il limite superiore si consegue se colludono sempre, quindi se scelgono sempre e solo di porre entrambe i prezzi alti. Gli autori, inoltre, decidono di considerare sia il livello di profitti aggregati nelle mille ripetizioni, sia nelle ultime centomila ripetizioni di ogni gioco: se infatti il risultato nel secondo scenario è maggiore, si prova che durante il milione di ripetizioni gli algoritmi hanno imparato a colludere. Nell'esempio considerato, il livello di collusione del primo caso è 70%, mentre nelle sole ultime centomila è 85%. I risultati sono eloquenti e provano che le probabilità che gli algoritmi imparino che il cartello è la scelta più profittevole sono molto alte; tuttavia gli stessi autori evidenziano alcuni limiti dell'esperimento. In primo luogo, il gioco è molto semplice, quindi non è detto che fornisca informazioni riguardo scenari più complessi come quelli che le imprese si trovano a fronteggiare nella realtà, in cui, per esempio, le imprese non scelgono solo tra due prezzi. In secondo luogo, con altre imprese nel sistema o in presenza di asimmetrie sarebbe più difficile colludere. È da sottolineare però anche che gli algoritmi usati non sono molto sofisticati e che, quindi, non è facile trarre conclusioni per macchine più complesse. Infine, l'esperimento non comprende un aspetto fondamentale degli accordi di cartello, cioè che gli attori possono comunicare. In generale, quindi, per quanto gli stessi autori sottolineino i limiti intrinseci, i risultati di questo esperimento rafforzano la corrente pessimista, in quanto suggeriscono che l'algorithmic pricing possa condurre a più frequenti fenomeni collusivi.

2.4 UN MODELLO RASSICURANTE

Un altro studio (Miklós-Thal, J., Tucker, C., 2019) cerca di indagare la relazione tra l'algorithmic pricing e il cartello avvalendosi però di un modello. Esso è costruito in modo tale da capire se la maggiore precisione nel predire la domanda da parte degli algoritmi permette di colludere più facilmente. Il modello è piuttosto stilizzato, ma è utile per comprendere il fenomeno in quanto è strutturato considerando quali fattori secondo la letteratura economica inducono le imprese a colludere. Anche in questo caso vi sono due competitors che devono decidere il prezzo in un gioco che si ripete infinite volte. La loro domanda potenziale è costituita da dei consumatori la cui disponibilità a pagare è la stessa per tutti. Se le due imprese adottano lo stesso prezzo, ciascuna venderà alla metà della platea, mentre con prezzi diversi l'impresa che vende al prezzo minore si accaparra tutto il mercato.

Alla fine di ciascun periodo ciascuna impresa può monitorare il comportamento tenuto dall'altra. Durante il gioco i consumatori possono avere una disponibilità a pagare alta oppure bassa. I due stati si alternano stocasticamente, dunque il modello è costruito cercando di rappresentare una domanda che varia durante il tempo. Prima di decidere i prezzi, le imprese ricevono un segnale comune che riguarda come sarà la domanda in quel periodo: in tal modo si considerano delle imprese che hanno simili algoritmi di prezzo e attingono da dati comuni. Gli autori però ipotizzano anche un secondo caso in cui, invece, le due imprese ricevono segnali diversi e privati, quindi con l'assunzione più realistica che ciascuna abbia sviluppato il proprio algoritmo e che prima di decidere i prezzi entrambe simultaneamente facciano un annuncio a riguardo. Il parametro fondamentale per l'analisi è la precisione di questo segnale: essa rappresenta l'abilità degli algoritmi a predire la domanda. I valori assunti dal parametro variano all'interno di un intervallo i cui limiti inferiore e superiore descrivono le due situazioni opposte per le quali il segnale è o completamente inutile o del tutto esauriente. Gli autori, quindi, studiano come cambia il comportamento tenuto dalle imprese al variare dell'abilità degli algoritmi a predire la domanda.

I risultati confermano che l'algorithmic pricing consente alle imprese che colludono di adattare più fedelmente i propri prezzi alla domanda, e quindi di estrarre maggiore surplus. D'altra parte, aumenta la tentazione di tagliare i prezzi e, quindi, di rompere gli accordi in presenza di una previsione di domanda molto elevata. Questi due effetti sono due facce della stessa medaglia: una migliore previsione della domanda permette alle imprese del cartello di stimare più precisamente il prezzo che massimizza i profitti aggregati, quindi aumenta le possibilità di guadagno per chi collude e perciò incentiva le imprese a portare avanti gli accordi. In questo caso l'effetto sui consumatori è ambiguo: i prezzi salgono se la domanda prevista è alta, se invece è bassa scendono. La possibilità di stimare così fedelmente la domanda però permette alle imprese anche di stimare più precisamente i benefici di una violazione degli accordi e, quindi, incentiva esse a farlo se i profitti previsti sono molto alti. In questo scenario i consumatori traggono vantaggio da una situazione in cui, fosse rimasto in piedi il cartello, sarebbero stati danneggiati. Lo studio evidenzia un fenomeno interessante, cioè la possibilità che accedere a informazioni maggiori o più precise può paradossalmente essere svantaggioso per chi coopera. Questo appunto è rilevante perché, da una parte, sottolinea un possibile svantaggio per le imprese che usano gli algoritmi per instaurare un cartello, in quanto il ruolo delle macchine è proprio sfruttare enormi moli di dati estremamente dettagliati, dall'altra, però, non è chiaro se ciò valga al di fuori degli esseri umani. In sostanza il cuore della questione è se gli algoritmi "provino" la stessa tentazione nel

violare i patti a fronte di un vantaggio immediato e a danno di un profitto maggiore nel lungo periodo. Ovviamente questa speculazione vale per la classe di apprendimento e non per quella adattiva. In generale, quindi, secondo questo studio, l'algorithmic pricing può portare a prezzi più bassi e a un maggiore surplus per il consumatore. Per quanto anche questa analisi abbia alcuni limiti evidenziati dagli stessi autori (per esempio, come nel caso dello studio precedente, il contesto è molto semplice), essa fornisce un altro punto di vista e anche una possibile argomentazione a favore della corrente ottimista.

CAPITOLO 3: CASI CONCRETI E CONSIDERAZIONI FINALI

3.1 IL CASO TOPKINS

Lunedì 6 Aprile 2015 il Dipartimento di Giustizia degli Stati Uniti d'America apriva un caso che per sua natura sarebbe diventato storico: "US v. David Topkins". L'eccezionalità dell'evento nasceva dal fatto che, per la prima volta, ciò che era rimasto sola teoria e speculazione accademica diventava realtà, cioè che delle imprese si erano accordate per colludere e avevano deciso di perseguire il cartello mediante degli algoritmi di prezzo (Calvano, E., et al., 2018). Dato che il caso non andò a processo, gli unici documenti utili per studiarlo sono il "Plea Agreement", cioè l'atto con cui l'imputato rinuncia a contestare l'accusa, e l'"Information", il quale invece ricostruisce il contesto generale. Entrambi sono pubblici e consultabili dal sito del Dipartimento (The United States Department of Justice, 2015). L'imputato fu impiegato dal Marzo 2012 al Gennaio 2014 presso un'impresa (nei documenti la si cita col nome fittizio "A") dove ricopriva il ruolo di Direttore della Divisione Trend. Questa impresa vendeva poster e altre decorazioni da parete tramite varie piattaforme online, tra le quali quella di Amazon. Nei documenti si fa esplicito riferimento al fatto che nel settore era comune l'uso di algoritmi di prezzo, i quali, infatti, erano usati anche dall'azienda A. L'atto illecito, che viene identificato come una violazione della sezione 1 dello "Sherman Act", la legge antitrust statunitense, in quanto "price fixing", iniziò verso Settembre 2013 e si protrasse fino a Gennaio 2014. Topkins e dei rappresentanti di altre imprese si incontrarono per strutturare gli accordi e, una volta concordati tutti i dettagli, finalizzarli sulla piattaforma di Amazon tramite degli algoritmi. Lo stesso imputato fu colui che scrisse il codice per la sua impresa perché il suo algoritmo potesse coordinarsi con gli altri per portare avanti una politica di cartello. Questo appunto ci permette di dedurre che la collusione si basasse su algoritmi adattivi e questo non è un dettaglio da poco, in quanto, come già accennato, questa classe non sembra destare grandi preoccupazioni a livello regolatorio. Vi furono, poi, altri incontri tra le parti mentre il cartello era in essere per controllare gli effetti delle politiche attuate.

Un articolo del 2016 (Mehra, K. S., 2016) porta alcune considerazioni a partire da questo caso. L'argomento principale è come le autorità regolatorie dovrebbero comportarsi ora che, grazie al caso Topkins, le speculazioni in relazione a ciò che l'autore definisce "robo-selling", ovvero l'uso da parte delle imprese di data set e algoritmi per la normale attività di vendita, si concretizzano. L'autore inizialmente cita due suoi articoli precedenti al caso. Nel primo (si veda Mehra, K. S., 2016, p. 1) sottolinea un concetto cruciale: a suo parere la normativa antitrust vigente, modellata sui comportamenti umani, rischia di essere resa obsoleta dalle macchine. Esse, infatti, potrebbero non aver bisogno di comunicare per realizzare un cartello

sostenibile e non temono il carcere o eventuali sanzioni. Nel secondo articolo (si veda Mehra, K. S., 2016, p. 1) rafforza le preoccupazioni espresse con argomentazioni aggiuntive: gli algoritmi potrebbero rendere più sostenibili i comportamenti collusivi, in quanto, in primo luogo, riducono le probabilità di errori che ne compromettono la riuscita e, in secondo luogo, permettono di rilevare più velocemente eventuali violazioni, rendendo quindi l'accordo più stabile. Dopo l'emersione del caso, nell'articolo più recente qui in esame l'autore sottolinea la bontà delle preoccupazioni da lui espresse. Egli sottolinea che il Dipartimento di Giustizia abbia enfatizzato maggiormente che il caso sia avvenuto tramite una piattaforma e-commerce, dettaglio che a suo parere non è poi così eclatante dato che ormai questo servizio è parte della vita di molti consumatori, piuttosto che concentrarsi su quello che lui ritiene la vera novità: l'algorithmic pricing. Secondo l'autore il caso Topkins potrebbe essere solo la punta dell'iceberg, in quanto, in varie situazioni, soprattutto nella "sharing economy", il robo-selling è il cuore dell'attività di impresa. Un caso interessante fu quello che riguardò Uber, un'azienda che mette in contatto autisti e potenziali clienti che necessitano un passaggio, la quale fu accusata a sua volta di praticare "price-fixing" mediante questi strumenti. L'accusa era che gli autisti di Uber, invece di competere tra loro, si accordassero per fissare i prezzi a loro favore grazie all'algoritmo sottostante all'app della compagnia, la quale poi ne ricavava una percentuale. Questo schema è chiamato "hub-and-spoke": l'hub (in questo caso Uber) coordina i prezzi degli spokes (gli autisti) senza che essi debbano stipulare un accordo tra loro⁴ (Enciclopedia Treccani, 2022). È interessante notare però che l'impresa argomentò che il sistema messo in piedi, e ora sotto accusa, avesse evidentemente migliorato il benessere dei consumatori, in termini di prezzo, qualità e quantità, prefigurando una questione molto spinosa da dirimere per le autorità regolatorie. Al di là di questo specifico caso, secondo l'autore, rimane il fatto che la normativa vigente è ora chiamata a confrontarsi con nuovi fenomeni e che, dunque, sia necessaria una revisione.

3.2 IL MERCATO DELLA BENZINA IN GERMANIA

Uno studio del 2020 (Assad, S., et al., 2020) fornisce la prima analisi empirica sul rapporto tra algorithmic pricing e gli effetti sulla competizione. Il contesto è il mercato della benzina tedesco nel quale, dalla metà circa del 2017, molti benzinai si sono dotati di algoritmi di prezzo. Questo evento nasceva dal fatto che una compagnia di intelligenza artificiale danese, specializzata nell'offerta di tecnologie industriali, "a2isystem", aveva iniziato a vendere un

⁴ L'espressione fa riferimento alla ruota di una bicicletta: l'"hub" è il perno centrale a cui sono collegati gli "spokes", cioè i raggi.

algoritmo di nome “Pricecast Fuel” a varie stazioni di benzina della Germania. Il modo in cui la macchina impara a fissare il prezzo è quello standard: elabora dei dati storici riguardo alcuni parametri, per esempio le informazioni dei competitors, e, in base a questi, decide la politica che massimizza il profitto dell’impresa. Oltre a ciò, è capace anche di considerare dati in tempo reale, come il meteo. Alla fine l’algoritmo memorizza i risultati ottenuti e li elabora per affinare la tecnica. Pricecast Fuel ha però almeno tre caratteristiche peculiari che potrebbero indurlo a colludere più facilmente: in primo luogo, elabora e interagisce molto frequentemente con i dati che arrivano dai competitors e questo potrebbe favorire lo sviluppo del sistema sanzionatorio che rende stabile il cartello; in secondo luogo, è probabilmente un algoritmo di apprendimento (dopotutto la compagnia sviluppatrice lavora sull’intelligenza artificiale), quindi appartiene alla classe di algoritmi più pericolosa; infine, è usato da più attori nello stesso mercato. Gli autori comunque segnalano che il prodotto venduto dalla compagnia non è certo unico nel suo genere e, quindi, è possibile interpretare questo studio con una veduta più ampia, in quanto i meccanismi evidenziati potrebbero ricorrere in altri mercati. I dati sui prezzi su cui è costruita l’analisi riguardano oltre sedicimila benzinai tedeschi. La frequenza e la precisione con cui sono stati raccolti si sono dimostrate molto importanti per costruire lo studio, tuttavia il primo passo da compiere per gli autori è stato quello di avere una stima di quante e quali tra le imprese avessero deciso di usare degli algoritmi. Per fare questo hanno considerato tre informazioni: la prima è il numero medio di cambi di prezzo in un giorno, in quanto, come già accennato, vi è un grande divario tra umani e macchine; la seconda è la misura media del cambio di prezzo, infatti la macchina può operare minime variazioni continue; infine, la terza è il tempo che l’algoritmo in questione impiega per rispondere a un cambio da parte dei competitors, il quale evidentemente è maggiore per un umano. Questi tre dati non sono casuali ma riprendono ciò che la stessa compagnia venditrice promette a livello pubblicitario come benefici apportati dal suo prodotto. Gli autori quindi decidono che se in due di questi parametri vi è un break strutturale in un certo intervallo di tempo prestabilito, allora quel benzinai implementa l’algorithmic pricing. I dati vengono testati in base a più intervalli per assicurarsi la bontà del metodo. I risultati ottenuti fanno supporre che le imprese con algoritmi sono il 30% e confermano anche che la maggior parte di questi break sono avvenuti proprio verso la metà del 2017, cioè il periodo di vendita di Pricecast Fuel.

Dopo aver identificato gli “adopters” e i “non-adopters”, ora gli autori sono in grado di studiare gli effetti del fenomeno sulla competizione. A questo punto però si pone un problema di stampo econometrico: secondo gli studiosi la decisione da parte dei benzinai di usare o

meno gli algoritmi è endogena. In questo caso specifico, secondo gli autori, vi sono delle variabili omesse, in quanto non osservabili, che correlano con la scelta (per esempio le abilità del management). È necessario dunque ricorrere alle variabili strumentali. Lo strumento prescelto è la decisione da parte del brand a cui appartiene il benzinaio di adottare o meno gli algoritmi. Gli autori ritengono che esso sia valido in quanto si può supporre che, se il marchio decide di usare l'algorithmic pricing, è probabile che fornirà assistenza tecnica e economica al benzinaio. Dato che gli autori però non sanno come abbiano deciso di comportarsi i vari brand, per attribuire o meno a ciascuno l'adozione degli algoritmi decidono di calcolare per ognuno una proxy. Essa consiste nel rapporto tra i benzinai che, dati i risultati al punto precedente, usano gli algoritmi e il numero totale di appartenenti al marchio: se il numero è alto, assumono che il brand ha deciso di adottare gli algoritmi, altrimenti no. Successivamente si valutano i risultati scegliendo un diverso strumento, ossia la qualità della rete internet nella zona del benzinaio, per vedere se c'è concordanza tra i risultati o meno a prescindere dai diversi metodi. Risolta questa questione puramente tecnica, gli studiosi possono ora mettere in relazione l'algorithmic pricing e i suoi effetti sulla competizione. Il parametro che decidono di considerare per trarre le conclusioni è il margine di profitto medio mensile, il quale è un semplice ma chiaro segno della profittabilità dell'impresa e del suo potere di mercato. I risultati indicano che mediamente il margine cresce per gli adopters del 9%, tuttavia, a seconda della struttura di mercato, il valore cambia. Per identificare in quale mercato opera un'impresa, gli autori assumono dei parametri geografici, in particolare considerano il numero di benzinai all'interno dello stesso codice ZIP. Successivamente, per vedere anche in questo caso se i risultati sono robusti, considerano il numero di competitors nel raggio di 1 kilometro. Ciò che si rileva è che nei monopoli non vi è alcuna variazione, mentre invece è marcata nei mercati concorrenziali. Questa differenza sembra suggerire che gli effetti benefici dell'algorithmic pricing siano conseguenza solo della diminuzione di concorrenza e non, per esempio, dalla stima maggiormente precisa della domanda, altrimenti anche a un monopolista gioverebbe utilizzare gli algoritmi. Un'appendice interessante a questo ragionamento è che empiricamente si rileva che gli adopters solitamente operano in contesti più competitivi rispetto agli altri: sembra, quindi, che sia proprio la pressione competitiva a giocare un ruolo fondamentale. Questa conclusione assume maggiore forza grazie ai risultati dell'analisi sui duopoli. Gli autori confrontano le varie situazioni considerando i tre casi diversi in cui ci si può imbattere: l'utilizzo degli algoritmi può avvenire da parte di entrambi i competitors, di uno solo o di nessuno dei due. Empiricamente si rileva che nel secondo caso, cioè l'adozione asimmetrica, non si ha una variazione nei margini delle imprese rispetto al caso con nessun adopter. Se invece entrambe le imprese implementano l'algorithmic pricing, il margine cresce

del 28%. Questo risultato è probabilmente la prova più lampante che è proprio mediante la collusione che gli algoritmi generano maggiori profitti per le imprese.

A questo punto però gli autori provano a capire se questi fenomeni nascono perché gli algoritmi non imparano a competere, per esempio non sono in grado di scegliere il prezzo ottimale, oppure perché imparano a non competere, cioè a colludere. La differenza è sostanziale: nel primo caso dovremmo vedere un'immediata e duratura impennata; nel secondo, invece, dovremmo distinguere la "linea di apprendimento", cioè che i margini, inizialmente inalterati, a un certo punto, dopo un intervallo di tempo, iniziano a salire e a stabilizzarsi. Questa sarebbe la dimostrazione che per un periodo l'effetto collusivo non c'è e che poi si manifesta perché le macchine hanno capito che questa politica conviene e sono state in grado di instaurare il sistema sanzionatorio. Non solo quest'ultimo scenario è quello che poi si rileva, ma, oltre a ciò, si vede che nei periodi durante i quali il margine sale i prezzi cambiano meno, mentre se i margini calano i prezzi oscillano più spesso, sintomo del tentativo di colludere. In generale, l'analisi portata dallo studio è piuttosto chiara e addirittura suggerisce che sia proprio la repressione della competizione che rende l'algorithmic pricing così profittevole per le imprese. Un punto interessante che gli autori sottolineano nelle conclusioni è che non sanno però quali siano gli algoritmi di prezzo presenti nel mercato. Essi sono a conoscenza che a metà 2017 un certo algoritmo è stato comprato da molti benzinai (e i risultati empirici lo confermano), tuttavia è ignoto sapere se vi siano altre macchine operanti e in quali proporzioni. A loro parere questo particolare potrebbe essere cruciale per formulare delle ipotesi sulle contromisure da adottare, dato che gli effetti potrebbero essere diversi.

3.3 QUALE FUTURO?

Fino ad ora, in questa trattazione, si è tentato di illustrare in maniera ampia tutte le varie sfaccettature dell'algorithmic pricing, concentrandosi in particolare sul rischio che tramite questo mezzo si assista a una compressione della competizione tra imprese, con tutto ciò che ne consegue. La letteratura economica, avvalendosi spesso di quella informatica, cerca di fornire un mappa teorica per orientarsi di fronte a questa innovazione. Il caso Topkins è un precedente fondamentale in quanto certifica che la materia va necessariamente tenuta in considerazione dalle autorità in quanto vi sono dei profili di illiceità. Lo studio sul mercato della benzina tedesco invece conferma che il fenomeno sta già avvenendo e che è necessario decidere come affrontarlo. A questo punto, si possono identificare quattro approcci possibili (Calvano, E., et al., 2018). Il primo è lasciare invariate le attuali politiche antitrust. Un aspetto

cruciale di queste è la netta distinzione tra collusione “tacita” e collusione “esplicita”. I fenomeni di cartello, infatti, non abbisognerebbero necessariamente di un accordo esplicito tra le parti in essere, almeno dal punto di vista teorico. È dunque possibile che alcune imprese attuino una politica collusiva senza però palesarsi vicendevolmente questa intenzione. Le attuali norme si basano però sull’idea che è pressoché impossibile sostenere un cartello senza un accordo esplicito e quindi puniscono solo la collusione “esplicita”. Vi è inoltre da segnalare la difficoltà nel concludere che delle imprese stiano colludendo senza poter fornire le prove di un accordo, anche perché politiche di prezzo sospettabili potrebbero in realtà derivare da risposte simili a stimoli esterni e magari comuni all’intero settore. Coloro che appoggiano questa proposta, i quali spesso appartengono alla corrente ottimista riguardo la relazione algoritmi-cartelli, sottolineano che anche di fronte a fenomeni di algorithmic pricing la comunicazione tra le parti resti cruciale. Se questo pare sia vero per gli algoritmi adattivi, non sembra lo sia per quelli di apprendimento, per i quali la comunicazione potrebbe mancare anche perché, come già illustrato, potrebbe non esserci alcuna intenzione da parte dell’impresa di colludere. La seconda proposta è quella di una completa messa al bando di questa pratica, tuttavia questa scelta è difficilmente considerabile come ottimale, in quanto le perdite di efficienza sarebbero importanti. A questo punto rimane la regolamentazione, che però può essere implementata in due diversi modi: ex ante o ex post. Nel primo caso ogni nuovo algoritmo di prezzo sviluppato dovrebbe essere testato da parte di un ente regolatorio, il quale verificherebbe la tendenza a colludere o meno. In caso negativo, l’algoritmo è approvato ed è lecito l’utilizzo, altrimenti dovrebbe essere vietato. La problematica principale di questo approccio è che la tendenza alla collusione avviene in un contesto plurale, cioè di interazione. Sorgono così alcune perplessità: per esempio, non è chiaro come dovrebbe porsi l’ente regolatorio se la questione non fosse bianco o nero (collude o non collude) ma una scala di grigi, per cui, variando il contesto, varia il comportamento dell’algoritmo. Inoltre, bisognerebbe decidere qual è il contesto nel quale testarlo, cioè insieme a quali altri algoritmi, dato che il comportamento potrebbe cambiare. Bisognerebbe poi accordarsi su come si dovrebbe intervenire se effettivamente avvenisse la costituzione di un cartello, cioè, per esempio, se si decidesse di mettere al bando ogni nuovo algoritmo che mostra tendenze collusive, si rischierebbe di penalizzare l’innovazione e di favorire lo status quo e quindi perdere guadagni di efficienza. Anche la quarta proposta, la regolamentazione ex post, che è quella che solitamente è implementata dalle autorità, non è scevra di problemi, in quanto si basa sul cambio di paradigma che sottostà alle attuali norme, cioè la necessità di un accordo esplicito. La decisione di perseguire anche la collusione “tacita” pone le perplessità già sollevate.

Un altro aspetto da considerare è chi dovrebbe essere ritenuto responsabile se un algoritmo imparasse autonomamente a colludere. In generale, gli attori papabili sono due: lo sviluppatore e l'impresa (Assad, S., et al., 2020)⁵. Secondo il report del 2018 della Monopolkommission, un organo indipendente tedesco, sono due le potenziali modifiche riguardo l'attuale regime di responsabilità in questo caso: in primo luogo, si dovrebbe invertire l'onere della prova, cioè è l'impresa a dover dimostrare che il proprio algoritmo non ha colluso; in secondo luogo, si dovrebbero includere come potenziali indiziati anche coloro che hanno partecipato allo sviluppo della macchina fornendo le proprie competenze informatiche (Monopolkommission, 2018). Anche Margrethe Vestager, commissaria europea per la concorrenza, adotta una linea dura, riassumibile con “compliance by design” (Hirst, N., 2018). In sostanza, se un'impresa implementa un algoritmo che poi partecipa a un cartello, essa è ritenuta responsabile dell'illiceità, al di là delle intenzioni o dell'essere a conoscenza del comportamento della macchina, in quanto, nel momento in cui decide di implementarlo, se ne assume i rischi (“So they had better know how that system works”, ovvero “E' meglio che sappiano come funziona quel sistema”). Il problema di questa presa di posizione è che non è chiaro quanto sia possibile un monitoraggio costante e completo dell'attività della macchina e si rischia quindi di frenare questa innovazione.

In generale, si può provare a concludere che ad oggi le conoscenze sul fenomeno sono ancora piuttosto limitate e, quindi, è difficile ipotizzare quali strumenti le autorità debbano avere per affrontarlo, anche se pare necessario un ripensamento in materia. Rimangono, infatti, varie questioni non ancora chiarite, in particolare dal punto di vista delle conseguenze delle interazioni tra algoritmi diversi. È sicuramente auspicabile incentivare maggiore trasparenza sull'argomento. In primo luogo, essa deve provenire da parte delle istituzioni e dell'accademia verso i cittadini, i quali probabilmente ignorano completamente l'esistenza della questione, la quale però effetti diretti sulle loro vite. In secondo luogo, essa è necessaria da parte delle imprese verso il pubblico, cercando dal punto di vista delle istituzioni sia di raccogliere informazioni utili per comprendere meglio il fenomeno, sia di rispettare la lecita volontà imprenditoriale di sfruttare economicamente i propri asset e quindi di voler preservare il proprio vantaggio competitivo a dispetto dei competitors

⁵ Magari in futuro se ne aggiungerà un altro, cioè l'algoritmo stesso, ma ad oggi ciò sembra difficile da comprendere.

Bibliografia

- ASSAD, S., et al., 2020. *Algorithmic Pricing and Competition: Empirical Evidence from the German Retail Gasoline Market*. Monaco: Munich Society for the Promotion of Economic Research – CESifo GmbH.
- BALDWIN, G., 2019. *The history of dynamic pricing in 7 minutes (or less)* [online]. Omnia Retail. Disponibile su: <https://www.omniaretail.com/blog/the-history-of-dynamic-pricing> [Data di accesso: 02/05/2022].
- CALVANO, E., et al., 2019. Algorithmic pricing: what implications for competition policy? *Review of Industrial Organization*, 55(1), 155–171.
- CHEN, L., MISLOVE, A., WILSON, C., 2016. An Empirical Analysis of Algorithmic Pricing on Amazon Marketplace. In: *Proceedings of the 25th international conference on World Wide Web*, p. 1339-1349.
- EISEN, M., 2011. *Amazon's \$23,698,655.93 book about flies* [online]. It is NOT junk. Disponibile su: <https://www.michaeleisen.org/blog/?p=358> [Data di accesso: 25/04/2022].
- ENCICLOPEDIA TRECCANI. *Prezzo* [online]. Disponibile su: <https://www.treccani.it/vocabolario/prezzo/> [Data di accesso: 29/04/2022]
- ENCICLOPEDIA TRECCANI. *Hub and spoke* [online]. Disponibile su: https://www.treccani.it/enciclopedia/hub-and-spoke_%28Dizionario-di-Economia-e-Finanza%29/ [Data di accesso: 08/06/2022]
- EUROPEAN COMMISSION, 2017. *Final report on the E-commerce Sector Inquiry* [online]. Bruxelles. Disponibile su: https://ec.europa.eu/competition/antitrust/sector_inquiry_final_report_en.pdf [Data di accesso: 25/04/2022].
- GAUTIER, A., ITTOO, A., VAN CLEYNENBREUGEL, P., 2020. AI algorithms, price discrimination and collusion: a technological, economic and legal perspective. *European Journal of Law and Economics*, 50(3), 405-435.
- HIRST, N., 2018. When Margrethe Vestager takes antitrust battle to robots. *POLITICO* [online]. Disponibile su: <https://www.politico.eu/article/trust-busting-in-the-age-of-ai/> [Data di accesso: 13/05/2022].

- KATSOV, I., 2018. *Algorithmic pricing, part I: the risks and opportunities* [online]. Grid Dynamics. Disponibile su: <https://blog.griddynamics.com/algorithmic-pricing-part-i-the-risks-and-opportunities/#fn5> [Data di accesso: 24/04/2022].
- KATZ, M. L., et al., 2020. *Microeconomia*. VI edizione. Milano: Mc Graw Hill.
- MEHRA, S. K., 2016. US v. Topkins: can price fixing be based on algorithms? *Journal of European Competition Law & Practice*, 7(7), 470-474.
- MIKLÓS-THAL, J., TUCKER, C., 2019. Collusion by algorithm: Does better demand prediction facilitate coordination between sellers? *Management Science*, 65(4), 1552-1561.
- MONOPOLKOMMISSION, 2018. Algorithms and collusion [online]. *Biennial Report XXII of the Monopolies Commission*, p. 3. Disponibile su: https://www.monopolkommission.de/images/HG22/Main_Report_XXII_Algorithms_and_Collusion.pdf [Data di accesso: 01/05/2022].
- SHIER, G., DESCAMPS, A., KLEIN, T., 2020. *The risks of using algorithms in business: demystifying AI* [online]. Oxera. Disponibile su: <https://www.oxera.com/insights/agenda/articles/the-risks-of-using-algorithms-in-business-demystifying-ai/> [Data di accesso: 13/05/2022]
- SHIER, G., KLEIN, T., 2020. *The risks of using algorithms in business: artificial price collusion* [online]. Oxera. Disponibile su: <https://www.oxera.com/insights/agenda/articles/the-risks-of-using-algorithms-in-business-artificial-price-collusion/> [Data di accesso: 27/04/2022]
- THE UNITED STATES DEPARTMENT OF JUSTICE, 2015. Information, *US v. David Topkins* [online]. Disponibile su: <https://www.justice.gov/atr/case/us-v-david-topkins> [Data di accesso: 17/04/2022]
- THE UNITED STATES DEPARTMENT OF JUSTICE, 2015. Plea Agreement, *US v. David Topkins* [online]. Disponibile su: <https://www.justice.gov/atr/case/us-v-david-topkins> [Data di accesso: 17/04/2022]
- TUNISINI, A., FERRUCCI, L., PENCARELLI, T., 2020. *Economia e management delle imprese. Strategie e strumenti per la competitività e la gestione aziendale*. Seconda edizione. Milano: Hoepli.