



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA

**DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
"M. FANNO"**

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

**"L'IMPATTO DEGLI ALGORITMI DI PRICING SULLA CONCORRENZA
TRA RETAILERS"**

RELATORE:

CH.MO PROF. LEONARDO MADIO

LAUREANDO/A: ARIANNA FACCHIN

MATRICOLA N. 2034925

ANNO ACCADEMICO 2023 – 2024

Dichiarazione di autenticità

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:

INTRODUZIONE	4
1. GLI ALGORITMI DI PRICING	5
1.1 Che cos'è un algoritmo di pricing	6
1.2 Generazioni di algoritmi di pricing	7
1.2.1 Gli algoritmi adattivi	8
1.2.2 Algoritmi di apprendimento	9
1.2.2.1 Q-Learning.....	10
1.3 Principali attività degli algoritmi di pricing	12
1.3.1 Monitoraggio	12
1.3.2 Reattività.....	12
1.3.3 Segnalazione.....	13
1.3.4 Apprendimento	13
2. GLI ALGORITMI DI PRICING NEL RETAIL	15
2.1 Prezzi dinamici e prezzi personalizzati	16
2.2 Sperimentazione dei prezzi.....	19
2.3 Conseguenze dell'intelligenza artificiale per la determinazione dei prezzi	20
3. LA COLLUSIONE ALGORITMICA.....	23
3.1 Percezione della collusione a livello internazionale.....	23
3.2 Collusione esplicita, collusione tacita e collusione con uso di algoritmi a confronto..	24
3.3 Prove di collusione algoritmica	26
3.4 Proposte di regolamentazione per gli algoritmi di pricing	32
CONCLUSIONI.....	34
BIBLIOGRAFIA	35

INTRODUZIONE

In un mondo sempre più governato dalla tecnologia, processi un tempo gestiti dall'uomo, sono oggi attuati da sistemi automatizzati. Gli algoritmi di pricing sono una tra le tecnologie che più di tutte sta rivoluzionando le dinamiche competitive del mercato, fornendo alle aziende gli strumenti necessari per aumentare i propri profitti ed essere più competitive nel mercato. La celerità nell'osservare e rispondere ai cambiamenti di mercato ed ai movimenti dei concorrenti, permette agli algoritmi di ottimizzare i prezzi in tempo reale. Tuttavia, tale tecnologia non è priva di criticità, sollevando nuove sfide per le autorità antitrust nel preservare la competitività dei mercati.

La presente tesi è suddivisa in tre capitoli. Nel primo, fornirò una definizione pratica degli algoritmi di pricing, elencando e descrivendo le principali tipologie. In questo contesto mi soffermerò sugli algoritmi di seconda generazione ed in particolare sugli algoritmi Q-learning, maggiormente utilizzati nella ricerca economica. Tratterò quindi delle loro abilità e peculiarità principali. Nel secondo capitolo esplorerò i vantaggi e conseguenze nell'implementazione degli algoritmi nel settore del retail, analizzando le principali strategie di prezzo, come il dynamic pricing, il personalized pricing e la price experimentation, senza trascurare i limiti ed i problemi connessi. Il terzo capitolo, infine, si focalizzerà sulla collusione algoritmica e sulle preoccupazioni economiche e giuridiche ad essa connesse. Discuterò quindi delle differenze tra collusione tradizionale ed algoritmica, mettendo in evidenza le lacune normative nell'identificare e trattare la collusione tacita. Per dimostrare che la collusione algoritmica è una realtà concreta, porterò casi esemplificativi recenti e proporrò ricerche adeguate ad affrontare il problema.

1. GLI ALGORITMI DI PRICING

Gli algoritmi di pricing rappresentano un sofisticato esempio delle più avanzate tecnologie informatiche. Essi, infatti, hanno la capacità di determinare i prezzi in modo dinamico, adeguandoli cioè alle condizioni di mercato. Negli ultimi decenni il loro utilizzo si è diffuso notevolmente, tanto che oltre due terzi dei venditori online utilizzano software che regolano autonomamente i propri prezzi sulla base dei prezzi osservati dai concorrenti (Relazione finale sull'indagine nel settore del commercio elettronico, 2017). L'uso capillare degli algoritmi di pricing, non è da considerarsi una sorpresa inaspettata, se consideriamo che alcuni settori quali quelli delle compagnie aeree e degli alberghi utilizzano tecnologie simili fin anni '80. Ciò che sorprende maggiormente, invece, è l'evoluzione che gli algoritmi hanno subito nel tempo: oggi richiedono sempre meno supervisione umana e si basano su informazioni e dati sempre più precisi e dettagliati (Manneschi, 2023). Sulla base di tali affermazioni, è facile intuire che questi strumenti hanno un ovvio impatto sul panorama competitivo, poiché provocano un cambiamento significativo nel processo decisionale e strategico delle aziende.

In questo capitolo si tenterà di fornire le “istruzioni di guida” agli algoritmi di pricing, in modo tale da comprendere a pieno i casi proposti nei capitoli successivi. Si cercherà, quindi, di definire gli algoritmi di pricing adottando un punto di vista tecnico, elencando e distinguendo le principali tipologie, esaminando la loro storia e diffusione, nonché le loro peculiarità.

1.1 Che cos'è un algoritmo di pricing

Nel linguaggio informatico un algoritmo viene definito come “una sequenza finita di operazioni elementari, eseguibili facilmente da un elaboratore che, a partire da un insieme di dati I (input), produce un altro insieme di dati O (output) che soddisfano un preassegnato insieme di requisiti.”¹. Da questa definizione è possibile dedurre che gli algoritmi, oltre a differenziarsi per la complessità computazionale relativa al numero di operazioni elementari necessarie per produrre l'output, si distinguono, soprattutto per l'insieme di tokens² a cui vengono applicate tali operazioni, per esempio: numeri, configurazioni dei pezzi di scacchi, ingredienti di torte, ecc. (Wilson e Keil, 1999). Anche a livello aziendale, esistono varie tipologie di algoritmi utilizzati per raggiungere obiettivi di business molto differenti. Di questi, due in modo particolare, risultano essere altamente proficui ed efficienti, tanto che il loro utilizzo, negli ultimi decenni, ha raggiunto numeri record: gli algorithmic business³ e gli algorithmic pricing. Quest'ultimi, oggetto di questa tesi, sono strumenti potenti, a maggior impatto sul consumatore, oltre che sull'azienda stessa. Gli algoritmi di pricing, infatti, concentrandosi sul prezzo, adottano scelte tattiche o operative a breve o medio termine, con l'obiettivo di massimizzare i ricavi ed influenzare i profitti. Tale tecnologia, dunque, parte da un bene già definito e supporta le decisioni tattiche nella determinazione del prezzo ottimale in base a variabili quali: il mercato, il cliente ed il periodo temporale.

¹ “Algoritmo” in Enciclopedia Treccani [online], <https://www.treccani.it/enciclopedia/algoritmo/>

² Con il termine “Token” ci si riferisce, nel linguaggio informatico, ad un indicatore univoco registrato in una blockchain (registro condiviso), con la funzione di rappresentare un oggetto digitale, certificare la proprietà di un bene o consentire l'accesso a un servizio.

³ Secondo una definizione offerta da Gertner “Gli algoritmi di business sono l'uso industrializzato di algoritmi matematici complessi, fondamentali per guidare il miglioramento delle decisioni aziendali o l'automazione dei processi per la differenziazione competitiva”

1.2 Generazioni di algoritmi di pricing

I primi algoritmi di pricing risalgono tra la fine degli anni '80 e l'inizio degli anni '90, come conseguenza dello sviluppo del retail online e della creazione di un ecosistema che permettesse agli algoritmi di fissazione dei prezzi di lavorare in modo efficiente. I primi settori ad attuare tale tecnologia sono state le compagnie aeree, solo di recente la diffusione degli algoritmi di pricing si è estesa ad altri settori: mercati finanziari, industria alberghiera ed assicurativa. Con il crescente numero di transazioni online e il miglioramento della tecnologia software, gli algoritmi di pricing si sono evoluti, diventando accessibili anche per le piccole imprese. Di certo la diffusione su larga scala degli algoritmi di pricing ha impattato significativamente sulla concorrenza, creando oltre ad opportunità economiche, anche diverse preoccupazioni per la politica e la regolamentazione della concorrenza. La principale fonte di preoccupazione sta nella possibilità che l'algoritmo faciliti la collusione, tematica centrale in questa tesi che verrà analizzata dettagliatamente nel capitolo 3. Ma procediamo gradualmente. La letteratura economica distingue essenzialmente due classi di algoritmi per la determinazione dei prezzi, poiché hanno un impatto differente sulla concorrenza: gli algoritmi adattivi e gli algoritmi di apprendimento (Calvano et al., 2019).

1.2.1 Gli algoritmi adattivi

Gli algoritmi di prima generazione sono di natura adattiva. Come suggerisce il nome, sono in grado di rispondere in maniera ottimale a specifiche condizioni, attraverso l'utilizzo di un insieme di regole. Questa generazione di algoritmi, essendo più semplice rispetto alla successiva, svolge tipicamente due sole attività: stima ed apprendimento. Il modulo di stima valuta la domanda di mercato utilizzando i volumi ed i prezzi passati ed altre eventuali variabili di controllo. Il modulo di ottimizzazione, invece, sceglie il prezzo ottimale in base alla domanda e al comportamento passato osservato dai rivali.

Gli algoritmi di natura adattiva variano in base al comportamento adattivo: alcuni possono seguire regole semplici ed arbitrarie, ad esempio impostare il prezzo come una frazione di un parametro; altri utilizzano regole più sofisticate, come nel caso di "best response dynamics"⁴. Tuttavia, indipendentemente dal grado di complessità, le prime generazioni di algoritmi di pricing, convergono generalmente verso risultati non collusivi, a meno che non siano progettati appositamente per farlo. In effetti, la collusione non richiede solamente l'osservazione di prezzi elevati, ma anche l'implementazione di "uno schema di ricompensa-punizione progettato per fornire gli incentivi alle imprese a praticare costantemente prezzi superiori al livello competitivo" (Harrington, 2017). Pertanto, gli algoritmi adattivi, se non esplicitamente progettati per soddisfare le due condizioni necessarie a colludere, non rappresentano una minaccia significativa per l'Antitrust. La collusione da algoritmi adattivi può infatti essere provata attraverso metodi tradizionali: verbali di riunioni, telefonate, e-mail ecc. L'unica prova aggiuntiva sta nella presenza, all'interno del software algoritmico, di linee di codifica che rivelano l'intento collusivo dei programmatori. Per illustrare più chiaramente il funzionamento di un algoritmo di prima generazione, propongo di seguito un esempio emblematico dato dal famoso caso del libro "The Making of a Fly". Questo libro è stato pubblicato nel 1992, ma già fuori stampa al momento del caso. Nel 2011 sulla piattaforma Amazon erano disponibili due copie nuove vendute da due differenti venditori. Generalmente questo libro è possibile recuperarlo ad un prezzo inferiore ai 100 dollari, ma nel 2011 è riuscito a raggiungere un prezzo di 23,7 milioni di dollari a causa dell'interazione fra due algoritmi di due competitor⁵. Una spiegazione di questo fenomeno può risiedere nell'utilizzo di algoritmi adattivi che fissano il proprio prezzo come multiplo di quello del rivale. Infatti, se due imprese adottano una regola di prezzo del tipo $p_i = a p_{ij}$, dove "a" sta ad indicare un parametro utilizzato come regola arbitraria per la determinazione del prezzo, il sistema esplode ogni volta che $a_i a_j > 1$. Di

⁴ Il prezzo dell'azienda è la miglior risposta ai prezzi dell'ultimo periodo dei concorrenti

⁵ <https://www.michaeleisen.org/blog/?p=358>

conseguenza i prezzi possono diventare molto alti ma il risultato sarà scarso in termini di massimizzazione dei profitti (Calvano et al., 2019).

1.2.2 Algoritmi di apprendimento

Il pricing algoritmico di seconda generazione non si basa più su regole, come invece abbiamo visto essere per gli algoritmi adattivi, ma su programmi di apprendimento alimentati dall'Intelligenza Artificiale, e più specificamente dal Machine Learning⁶. Grazie agli avanzamenti recenti nel campo dell'informatica, il software è molto più autonomo, impara a sviluppare strategie dall'esperienza e ad adattarsi ai cambiamenti dell'ambiente, richiedendo una guida esterna minima o nulla. Per acquisire tale esperienza, risulta essenziale per gli algoritmi di Machine Learning la sperimentazione, che seppur costosa e spesso lunga, diviene preziosa per sperimentare ed apprendere le conseguenze di prezzi eventualmente subottimali, così da arrivare a determinare prezzi il più proficui possibile per l'azienda utilizzatrice. La complessità di tali software algoritmici rende il loro utilizzo sorprendentemente semplice: Il programmatore sceglie solamente le variabili sulle quali condizionare la strategia, la frequenza con cui il programma deve sperimentare ed il peso da dare all'esperienza più recente rispetto al patrimonio di conoscenze accumulato, senza necessitare di specificare e stimare il modello di mercato (Calvano et al., 2019). È proprio l'assenza di modelli che conferisce agli algoritmi di apprendimento un enorme vantaggio, permettendo loro di imparare ad affrontare un ambiente di mercato in rapida evoluzione. Quest'ultima affermazione, desta non poche preoccupazioni per le politiche Antitrust, poiché gli algoritmi potrebbero imparare a colludere senza essere stati specificatamente progettati per farlo. Uno studio condotto da Calvano et al. (2020), su mercati simulati altamente realistici, ha dimostrato che gli algoritmi di pricing basati sull'intelligenza artificiale, risultano essere in grado di risolvere i principali problemi di coordinamento per raggiungere una collusione tacita, incluso un meccanismo di punizione in caso d'uscita dei rivali dall'accordo. Pertanto, i programmatori ed i manager non necessitano di comunicare per ottenere una coordinazione efficiente, ponendo nuove sfide alla politica della concorrenza che verranno affrontate nel capitolo 3.

⁶ Il Machine Learning è una branca dell'Artificial Intelligence che si occupa di insegnare alle macchine un processo di apprendimento, in molti casi paragonabile a quello umano.

1.2.2.1 Q-Learning

È bene specificare che anche gli stessi algoritmi di Machine Learning vengono suddivisi ulteriormente a seconda dei loro pattern di apprendimento: non supervisionato⁷, supervisionato⁸ e per rinforzo (OECD, 2017). Quest'ultimo, in modo particolare, è degno di nota, poiché da esso ha origine uno degli algoritmi più conosciuti e con funzionalità molto simili agli algoritmi comunemente adottati nella realtà: il Q-learning⁹. Questa tipologia di algoritmo condivide la stessa architettura dei programmi informatici più sofisticati, che di recente, hanno ottenuto prestazioni eccellenti in vari ambiti, tra i quali giochi da tavolo, videogiochi e scacchi (Calvano et al., 2019). In aggiunta, il Q-learning è l'algoritmo di pricing utilizzato dai ricercatori per la conduzione di test sulla concorrenza, con risultati molto interessanti che verranno approfonditi nella sezione 3.3. In questa parte mi limiterò a descrivere il funzionamento degli algoritmi Q-learning attraverso nozioni tecniche, offrendo punti di battito, che saranno approfonditi nei capitoli successivi.

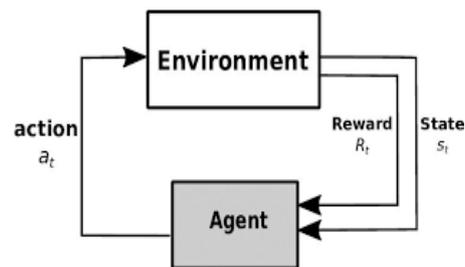
Come tutti gli algoritmi di apprendimento per rinforzo, anche il Q-learning è in grado di apprendere una politica ottimale senza necessitare di conoscenze preliminari sul problema in questione: si adatta all'esperienza passata, compiendo più frequentemente quelle azioni che si sono dimostrate efficaci e più redditizie nel passato. Per spiegare la logica generale di questo algoritmo è necessario ricorrere ai concetti di stato s ed azione a (Watkins, 1992). Consideriamo un agente che si muove in un mondo discreto e finito, e sceglie ad ogni istante temporale t , un'azione a da una collezione finita di azioni. All'interno di un processo decisionale controllato di Markov, in cui l'agente è il controllore, al tempo t l'agente osserva una variabile di stato s_t e successivamente, come conseguenza, sceglie l'azione a_t . Prima di passare al prossimo stato l'agente riceve una ricompensa probabilistica π_t , il cui valore dipende dallo stato, che cambia probabilisticamente, e dall'azione. Il sistema passa, quindi, allo stato successivo s_{t+1} dove l'agente ottiene un premio π_{t+1} , compiendo l'azione a_{t+1} , e così via (vedi figura 1.2). Il problema del decisore è quello di massimizzare il valore attuale atteso del flusso di ricompense. Dovendo imparare in totale autonomia quale azione compiere in un ambiente sconosciuto, questi algoritmi operano trovando il connubio ottimale tra azioni di "exploration", ossia raccogliere nuove informazioni mettendo in pratica azioni non ancora testate, ed "exploitation", cioè sfruttare azioni già testate che hanno portato a risultati positivi (Calvano et al., 2020).

⁷ Un algoritmo è ad apprendimento non rinforzato quando tenta di identificare modelli a partire da dati non etichettati.

⁸ Un algoritmo è ad apprendimento supervisionato quando usa una serie di dati etichettati, ovvero dati di cui si conosce il risultato in uscita desiderato, per apprendere regole generali che legano un determinato input a un determinato output.

⁹ Per un'introduzione al Q-learning si veda Sutton e Barto (1998)

Inoltre, l’algoritmo essendo interessato a massimizzare il valore attuale atteso del flusso di ricompense, non si limita a considerare la ricompensa immediata di breve periodo generata dall’azione appena realizzata, ma valuta anche la somma delle ricompense future opportunamente attualizzate. La scelta “opportunistica” del breve termine è così bilanciata da quella di lungo termine, più “equilibrata”.¹⁰ I concetti spiegati ora verranno poi ripresi nel capitolo 3 e contestualizzati con riferimento alla collusione algoritmica.



1.1 Funzionamento di un algoritmo Q-learning. Fonte [Outmani, A., 2023. Reinforcement Learning: studio e sviluppo di un IA che impari a giocare a Snake. Tesi di laurea in ingegneria informatica, Università di Padova, dipartimento di Ingegneria dell’informazione.]

¹⁰ Degli algoritmi Q-learning se ne parla negli articoli: Calvano et al (2019; 2020), Assad et al (2021).

1.3 Principali attività degli algoritmi di pricing

Nelle sezioni precedenti, si ha già avuto modo di comprendere le principali attività degli algoritmi ma è bene esplicitarle per comprenderne a pieno il loro funzionamento ed approfondire la distinzione tra le diverse tipologie di algoritmi, poiché a seconda della generazione, le attività svolte possono essere più o meno integrate nell' algoritmo. In modo particolare, le attività di monitoraggio e reattività vengono svolte anche dagli algoritmi di prima generazione, mentre segnalazione ed apprendimento risultano essere abilità ad appannaggio delle ultime generazioni di algoritmi. Procediamo gradualmente descrivendo le attività una ad una.

1.3.1 Monitoraggio

L'attività di monitoraggio sta alla base del funzionamento dell'algoritmo. In questa fase, infatti, il sistema si occupa di raccogliere dati utili alle valutazioni dell'impresa, ovvero informazioni riguardanti l'ecosistema che influenza l'azienda utilizzatrice. Questi dati possono riguardare i concorrenti, l'andamento della domanda, l'andamento dell'offerta e tutte quelle informazioni che permettono di migliorare le conoscenze per la determinazione del prezzo ottimale. L'attività di monitoraggio è di per sé un'attività costosa, il cui costo economico aumenta all'aumentare della difficoltà di accesso ed elaborazione dei dati richiesti. Tuttavia, tanto più l'algoritmo è sofisticato, migliore sarà il risultato ottenuto. Un algoritmo più raffinato, infatti, migliora l'efficienza del monitoraggio, consentendo una rapida identificazione dei cambiamenti nel mercato e delle eventuali deviazioni da comportamenti collusivi.

1.3.2 Reattività

il monitoraggio preso singolarmente è utile per accrescere la conoscenza e consapevolezza che l'azienda ha sul comportamento del mercato. Tuttavia, se al monitoraggio viene affiancata la capacità di reagire e adattarsi a questi nuovi cambiamenti del mercato, l'algoritmo risulterà dinamico ed agente, questa è la reattività. Il cambiamento dei prezzi in base alla concorrenza è un'attività consolidata da tempo e che di per sé non implica un comportamento scorretto o punibile. Tuttavia, l'utilizzo degli algoritmi per l'attuazione di tale pratica permette di perseguire più facilmente esiti anticoncorrenziali. Gli algoritmi raccolgono in tempo reale informazioni riguardanti l'evoluzione dei prezzi dei concorrenti e rispondono simultaneamente a tale cambiamento, compiendo la stessa azione. Tale pratica, permette agli algoritmi di identificare con molta facilità le parti di un ipotetico cartello, senza ricorrere a rischiose

procedure di negoziazione¹¹. Questo, non soltanto permetterebbe alle imprese di raggiungere un equilibrio sopracompetitivo, ma rafforzerebbe il cartello attuando azioni punitive celeri nei confronti delle imprese che tentano di deviare dal rapporto collusivo.

1.3.3 Segnalazione

La segnalazione permette di comunicare e segnalare intenzioni sul mercato e per questo può essere molto efficace nel sostenere negoziazioni tra società con interessi non allineati, e facilitare la formazione di cartelli. A tal proposito, l'attività di segnalazione tramite algoritmi diventa fondamentale per il sostenimento di una collusione tacita, che altrimenti risulterebbe estremamente dispendiosa e poco efficiente se effettuata manualmente. Per comprendere meglio questo passaggio, consideriamo un esempio: per rivelare l'intenzione a colludere evitando comunicazioni esplicite, le aziende possono compiere manualmente segnalazioni unilaterali sui prezzi. Tuttavia, quando un'impresa aumenta il prezzo per segnalare l'intenzione a colludere, i concorrenti potrebbero non cogliere il segnale, rischiando di perdere vendite e profitti. Questo rischio induce le aziende ad esitare, aspettando che siano i concorrenti a segnalare per primi. Di conseguenza, il coordinamento potrebbe non concretizzarsi mai. Con l'ausilio degli algoritmi, tale manovra è diventata molto più agevole ed economica da attuare, riducendo o addirittura eliminando del tutto il costo della segnalazione. Tale tecnologia permette infatti, alle aziende di compiere azioni rapide e facilmente interpretabili dagli algoritmi concorrenti. Per esempio, le aziende potrebbero programmare variazioni di prezzo durante la notte, che non impattano sulle vendite, ma potrebbero essere identificate come un invito a collaborare dagli algoritmi dei concorrenti. In alternativa, la pubblicazione di grandi quantità di dati da parte di un'azienda potrebbe essere interpretata come una proposta a negoziare aumenti di prezzo (Appendini, 2020). Da ciò si può dedurre che l'efficacia della segnalazione dipende dalla sofisticazione delle tecniche di monitoraggio dei concorrenti e dalla loro propensione ad imitare tali segnali nel mercato.

1.3.4 Apprendimento

L'attività di apprendimento, come spiegato nelle sezioni precedenti, è una peculiarità degli algoritmi di pricing più avanzati. L'apprendimento rende l'algoritmo più sofisticato, permettendogli di muoversi in un ambiente sconosciuto e di attuare scelte profittevoli con un ausilio umano pressoché nullo. Nella sezione 3.3 si discuterà nello specifico di come un

¹¹ Russo, M., 2020. Algoritmi di pricing: concorrenza e collusione [online] Tesi di Laurea Magistrale, Università di Torino, facoltà di Ingegneria Gestionale

maggior potere decisionale dell'algoritmo, dettato dall'apprendimento attivo, permetterebbe di raggiungere un equilibrio collusivo, sebbene l'algoritmo sia stato progettato in modo "innocente".

2. GLI ALGORITMI DI PRICING NEL RETAIL

Per ottenere successo nel mercato, l'adozione dell'intelligenza artificiale nella determinazione dei prezzi, sta diventando sempre più spesso una necessità, non più un'opzione. Gli algoritmi di pricing, infatti, consentono alle aziende di aumentare i ricavi e/o ridurre i costi. Questo approccio diventa particolarmente fondamentale nei settori in cui le informazioni ed i dati disponibili non possono essere archiviati ed elaborati manualmente, come nei mercati di credito e delle assicurazioni, delle compagnie aeree, hotel e ride-sharing e della vendita al dettaglio (Oxera, 2017). Quest'ultimo settore, in modo particolare, sarà centrale nella discussione del mio elaborato. Nel mondo del retail, infatti, intraprendere azioni celeri e decisive diventa essenziale per mantenere redditività e produttività in un settore dinamico ed altamente competitivo. Addentrandoci maggiormente in questo settore, le strategie di prezzo algoritmiche, seppur fondamentali per i motivi sopra elencati, risultano più difficili da implementare nella vendita al dettaglio fisica rispetto a quella online, sia a causa della difficoltà maggiore di reperire i dati, ad esempio i prezzi dei concorrenti, sia a causa di vincoli fisici. Il commercio elettronico, al contrario, permette di monitorare in tempo reale il comportamento dei consumatori ed i prezzi della concorrenza; inoltre, non essendo soggetto a barriere fisiche, offre ai consumatori assortimenti di prodotti molto ampi.

La digitalizzazione dei negozi abbinata all'utilizzo degli algoritmi di pricing permette, quindi, alle aziende di superare ostacoli storici che i manager hanno dovuto affrontare per decenni. I costi di menu correlati all'aggiornamento dei prezzi al dettaglio, sono un esempio lampante di una barriera ormai quasi del tutto superata. I costi di menu comprendono le spese per la stampa e la sistemazione fisica di nuovi cartellini ogni volta che un prodotto cambia di prezzo. Di conseguenza, fino a poco tempo fa, stabilire prezzi diversi per varianti di un prodotto, diventava un'operazione onerosa da sostenere. Oggi, invece, un responsabile dei prezzi per l'e-commerce può modificarne il prezzo con un semplice clic, riducendo i costi di menu sostanzialmente a zero (Aparicio e Misra, 2023). In effetti, osservare aziende che aggiornano i prezzi con intervalli di tempo molto brevi, non è così singolare: nello studio condotto da Aparicio, Metzman e Rigobon (2023) sui modelli di prezzo dei prodotti alimentari nei principali canali online¹² e offline di genere alimentare negli stati Uniti, vi è sufficiente evidenza empirica nell'affermare che i prezzi online, determinati attraverso algoritmi di pricing, presentano una "rigidità" nettamente inferiore rispetto ai prezzi offline. La durata media dei prezzi online è di 1,1 settimane, mentre si estende a 3,1 settimane per i prezzi offline. Di conseguenza, la probabilità

¹² Si sta facendo riferimento ai due colossi dell'e-commerce, Amazon Fresh e Walmart grocery, che nel 2019 detenevano una quota di mercato combinata di almeno il 50% (Aparicio et al., 2023)

che un prezzo online subisca una variazione entro una settimana o un mese è rispettivamente del 44% e del 75%, a fronte del 31% e 43% per un prodotto venduto in una catena di negozi fisici. Ancora più interessante risultano essere i dati riguardanti le variazioni ravvicinate dei prezzi online: la probabilità di una variazione di prezzo tra due giorni consecutivi è del 17%, mentre quella di una variazione infragiornaliera è dell'8% (vedi immagine 2.1). Questi dati sono indice del fatto che i rivenditori online analizzati in questo caso si avvalgono di algoritmi per determinare i prezzi. È infatti improbabile che un manager possa gestire manualmente un sistema così intricato di variazioni di prezzo, inclusi cambiamenti giornalieri, su un'ampia serie di codici postali di consegna.

	Online	Offline	Difference
(1) Prob. of Price Change (%)			
Intra-day	8.26	-	-
Daily	17.20	-	-
Weekly	43.70	31.43	12.27*** (1.05)
Monthly	75.42	43.08	32.34*** (1.29)
(2) Median Duration			
	1.1 weeks	3.1 weeks	0.14**** ^a (0.01)

2.1 Rigidità dei prezzi online vs offline. Fonte [Aparicio et al., 2023]

Le caratteristiche alla base dell'individuazione delle aziende o venditori che impiegano algoritmi di pricing possono cambiare a seconda dello scenario, tuttavia, una caratteristica chiave comune è la velocità con la quale i prezzi rispondono ai cambiamenti dei prezzi dei rivali. Da questa proprietà discendono i principali vantaggi, limiti e preoccupazioni destinate dagli algoritmi, che analizzerò nel dettaglio nelle prossime sezioni.

2.1 Prezzi dinamici e prezzi personalizzati

Il *dynamic pricing* è il meccanismo che permette di vendere prodotti e servizi a prezzi flessibili. Questo sistema consente di massimizzare i profitti, modificando il prezzo in funzione del mercato e di alcune variabili. Tale strategia risulta essere ancor più efficace se implementata attraverso gli algoritmi di pricing. Un esempio lampante è il settore delle compagnie aeree, in cui l'intelligenza artificiale viene impiegata per automatizzare la decisione sui prezzi, considerando fattori variabili come l'occupazione dei posti e la vicinanza alla data di partenza. Di conseguenza, il prezzo del biglietto osservato da un consumatore al mattino può essere dissimile da quello che osserverà nel pomeriggio (Aparicio e Misra, 2023).

La frequente variazione dei prezzi è un elemento chiave nella strategia di dynamic pricing. Nel caso dei biglietti aerei, la dispersione è temporale, tuttavia la discriminazione di prezzo può estendersi anche a dimensioni geografiche e tra rivenditori. A conferma di quanto detto, lo studio prima citato, condotto da Aparicio, Metzman e Rigobon (2023) dimostra che i rivenditori online, utilizzatori di algoritmi, presentano una dispersione dei prezzi sostanzialmente maggiore per uno stesso prodotto venduto in città differenti. La percentuale media di prezzi identici tra città è infatti del 61% nei canali offline, a fronte del 35,5% per il canale online. Analogamente, all'interno di una stessa città, prezzi identici per uno stesso prodotto rappresentano solo l'1,7% tra i rivenditori online, con una differenza media di prezzo del 18,8%, rispetto al 30,2% di prezzi identici ed una differenza media del 13,3% nei canali offline. Abbiamo quindi osservato che il Dynamic pricing non si basa soltanto sulla stagionalità, ma anche sul monitoraggio dei prezzi della concorrenza. Per i rivenditori di uno stesso prodotto, infatti, adeguare il prezzo ai concorrenti può rivelarsi centrale quando si opera sulla medesima piattaforma. Prendiamo come esempio Amazon: i consumatori che navigano su questo sito, non necessitano di cercare attivamente l'offerta più vantaggiosa, poiché è la piattaforma stessa ad offrire questa informazione, facilitando la comparazione e favorendo, teoricamente, chi propone il prezzo più competitivo (Aparicio e Misra, 2023). Tuttavia, come evidenziato nel lavoro di Chen, Mislove e Wilson (2016) offrire il prezzo più vantaggioso non è l'unico requisito necessario per apparire nella Buy Box¹³. L'adozione di algoritmi per la determinazione dei prezzi, infatti, porterebbe ad un significativo vantaggio per i rivenditori, che, pur offrendo una gamma più limitata di prodotti, partecipano alla vendita per periodi di tempo più lunghi, rispetto ai venditori tradizionali. Inoltre, ottengono una quantità significativamente superiore di recensioni positive, indicatore che suggerisce volumi di vendita elevati. Tali caratteristiche sono i valori che Amazon stessa utilizza per selezionare il venditore da inserire nella Buy Box, da cui passano l'82% delle vendite su Amazon. Questo dato è estremamente interessante, poiché, i venditori algoritmici seppur non offrendo sempre i prezzi più bassi, riescono comunque ad aggiudicarsi la Buy Box. Tale ingiustizia è stata notata anche dalla Commissione Europea, che nel 2019 ha avviato un'indagine per esaminare i criteri fissati da Amazon nel selezionare il vincitore della Buy Box. L'indagine ha concluso che, tali regole e criteri avvantaggiano sia le attività al dettaglio di Amazon sia i venditori che utilizzano i servizi logistici offerti dalla piattaforma. Inoltre, da tale indagine è emerso che il colosso dell'e-

¹³ la Buy Box è un rettangolo presente sulla pagina di destinazione di qualsiasi prodotto che i clienti utilizzano per aggiungere i prodotti al carrello. È un algoritmo a determinare, per un dato prodotto venduto da molti venditori, quale dei venditori sarà presente nella Buy Box. I venditori non selezionati per il Buy Box sono relegati in una pagina web separata.

commerce detiene una posizione dominante in alcuni mercati europei nella fornitura di servizi a terzi¹⁴. Queste dinamiche hanno compromesso la leale concorrenza sulla piattaforma, facendo apparire evidente che, competere contro i prezzi algoritmici rappresenta una sfida estremamente ardua. Questo fattore aumenta la disparità tra veditori algoritmici e tradizionali, innescando un'inevitabile "corsa agli armamenti", essenziale per restare nel mercato (Chen, Mislove e Wilson, 2016).

Fanno sempre parte della strategia di Dynamic pricing, i prezzi personalizzati, ovvero prezzi stabiliti sulle caratteristiche di un determinato target di clientela o sul singolo cliente. Gli algoritmi di pricing si rivelano strumenti estremamente efficaci nel perseguire tale strategia di personalizzazione del prezzo, altrimenti difficile da ottenere con metodi tradizionali. Questi sistemi, infatti, attraverso l'attività di monitoraggio sono in grado di comprendere in modo approfondito il comportamento degli utenti, raccogliendo quante più informazioni possibili, inclusa la loro *willingness to pay*¹⁵ e sensibilità al prezzo in ogni momento. Se questo meccanismo da un lato permette di offrire al singolo consumatore un'esperienza "unica", migliorando la soddisfazione del cliente, velocizzando la decisione finale di acquisto ed aumentando la probabilità di acquisti ripetuti. Dall'altro lato, la concentrazione di informazioni nelle mani di poche imprese porta ad inefficienze di mercato. Nei mercati con bassa copertura, caratterizzati cioè da costi di produzione alti o un numero ristretto d'impese, i prezzi personalizzati possono avvantaggiare le imprese che sfruttano il loro potere di mercato per aumentare i profitti, incrementando i prezzi dei consumatori con una maggiore disponibilità a pagare (Rhodes, A., e Zhou, J., 2024). A ciò si aggiungono importanti questioni di equità, soprattutto se i fattori utilizzati per determinare i prezzi sono correlati a caratteristiche personali del consumatore come l'etnia, l'età e il sesso (Oxera 2017). Pertanto, i prezzi personalizzati mediante algoritmi, se da un lato ottimizzano le vendite e migliorano l'esperienza del consumatore, dall'altro sollevano preoccupazioni etiche e concorrenziali, generando effetti contrastanti.

¹⁴ Commissione Europea, 2022, Antitrust: la Commissione accetta gli impegni di Amazon che impediscono all'azienda di utilizzare i dati dei venditori della sua piattaforma e garantiscono la parità di accesso alla Buy Box e ad Amazon Prime [comunicato stampa online]. Disponibile su <https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/it/ip_22_7777>

¹⁵ Nel linguaggio economico la Willingness to pay è la disponibilità a pagare di un cliente, ovvero il prezzo massimo che un cliente è disposto a pagare per un prodotto o servizio.

2.2 Sperimentazione dei prezzi

Come si è potuto apprendere nella sezione 1.2.2, la sperimentazione per gli algoritmi di prezzo di ultima generazione è una caratteristica intrinseca ed essenziale per il raggiungimento di un prezzo competitivo. A questo proposito, interessante è il caso esaminato da Brown e Mackay (2023), che evidenzia come i rivenditori online di prodotti farmaceutici, attuino variazioni di prezzo continue e frequenti. Questo comportamento indica che gli algoritmi di prezzo eseguono regolarmente esperimenti per esaminare prezzi diversi. Questi aggiustamenti di prezzo permettono alle aziende di giudicare meglio l'elasticità della domanda, massimizzando i profitti già durante la fase di apprendimento. Il problema di ottimizzazione viene così risolto in modo dinamico, considerando l'apprendimento e il guadagno come due fasi congiunte ed interconnesse. La sperimentazione è un concetto di grande interesse per gli studiosi ed economisti. In tale contesto gli algoritmi Q-learning, già incontrati nel corso di questo elaborato, vengono applicati in diversi scenari¹⁶ con l'obiettivo di studiare e comprendere i risultati ottenuti. Rilevante, in questo ambito, è lo studio proposto da Calvano et al. (2020) che, analizza l'interazione tra algoritmi di apprendimento Q. La sperimentazione condotta in risposta ai prezzi stabiliti dai concorrenti, permette a ciascun algoritmo di sviluppare una strategia di pricing ottimale, adattandola ai prezzi competitivi presenti sul mercato. I risultati di questa ricerca verranno analizzati in dettaglio nel prossimo capitolo, con particolare attenzione alle dinamiche competitive.

¹⁶ si vedano, ad esempio, le applicazioni nel campo dell'energia (Lu, Hong, & Zhang, 2018), dei coupon online (Liu, 2021) e della vendita al dettaglio di prodotti deperibili (Cheng, 2008)

2.3 Conseguenze dell'intelligenza artificiale per la determinazione dei prezzi

Nelle sezioni precedenti abbiamo analizzato come l'implementazione degli algoritmi nella determinazione dei prezzi porti ad una migliore accuratezza dei prezzi e ottimizzazione dei ricavi, all'adattamento del mercato in tempo reale e alle strategie di prezzo personalizzate. In questo senso, gli algoritmi di pricing conferiscono alle aziende un notevole vantaggio competitivo, consentendo decisioni di prezzo basate sui dati, più efficienti e tempestive rispetto a quelle dei concorrenti non algoritmici. L'utilizzo di algoritmi di pricing, tuttavia, non è qualcosa di univocamente positivo. In effetti, gli algoritmi, per pesare variabili come l'offerta e la domanda, i prezzi della concorrenza e i tempi di consegna, comportano, come già constatato, frequenti variazioni di prezzo, che inviano forti segnali ai consumatori. Molte imprese sembrano trascurare il fatto che continue oscillazioni di prezzo possono innescare percezioni negative delle loro offerte, oltre che dell'immagine aziendale. Prendiamo l'esempio lampante di Coca-Cola, che alla fine degli anni '90 testò distributori automatici sensibili alla temperatura, che aumentavano il prezzo della bevanda nelle giornate più calde. L'esperimento fu immediatamente abbandonato a causa dell'indignazione pubblica (Bertini M., e Koenigsberg, O., 2021). Se non implementati correttamente, quindi, gli algoritmi possono danneggiare sia l'azienda utilizzatrice, che i consumatori. La situazione diventa ancor più complessa se analizziamo gli equilibri competitivi. Come evidenziato più volte in questo capitolo, gli algoritmi di pricing risultano essenziali per rimanere nel mercato, tanto da costituire una barriera all'ingresso, soprattutto nei settori in cui grandi quantità di dati necessitano di essere raccolti ed elaborati. Questo crea un vero e proprio "mercato dei big data", in cui le aziende devono operare per sfruttare appieno il potenziale dei dati e degli algoritmi nel mercato in cui vogliono entrare. Tuttavia, questo stesso mercato dei big data è caratterizzato da barriere all'ingresso che limitano l'accesso, rendendo difficile per le nuove imprese competere efficacemente. Questo fattore può agevolare la concentrazione del mercato a favore dell'azienda con l'algoritmo più efficiente¹⁷. Pensiamo ad esempio al caso proposto da Brown e Mackay (2023). La ricerca evidenzia che gli algoritmi di prezzo più rapidi sono capaci di impostare prezzi inferiori rispetto ai concorrenti con algoritmi meno performanti, consentendo loro di conquistare una quota di mercato maggiore. È comprensibile, quindi, che esperti ed autorità siano preoccupati dall'apprendimento simultaneo tra aziende utilizzatrici di algoritmi. Come evidenziato da numerosi studi, questa peculiarità porterebbe le imprese a sviluppare comportamenti coordinati sui prezzi, anche senza intenzione esplicita, riducendo la concorrenza

¹⁷ Russo, M., 2020. Algoritmi di pricing: concorrenza e collusione [online] Tesi di Laurea Magistrale, Università di Torino, facoltà di Ingegneria Gestionale

e portando a prezzi più alti, con svantaggi per i consumatori. Prendiamo come esempio il mercato del retail online dominato dagli algoritmi di pricing. Abbiamo già discusso di come in questo contesto, il prezzo di un prodotto varia ampiamente tra venditori, con fluttuazioni anche nell'arco di una giornata. A primo impatto, potrebbe sembrare logico pensare che prezzi più reattivi siano indice di una maggiore concorrenza. In realtà, tale aspetto rincara i prezzi e contribuisce alla riduzione della concorrenza. Per comprendere meglio questo passaggio, possiamo ricorrere ad un esempio esplicativo: immaginiamo un rivenditore che imposta come regola di pricing la sotto quotazione del prezzo rivale di 3 dollari, e riconosciamo questo rivenditore come il più veloce. Supponiamo inoltre che il prezzo competitivo senza l'uso di algoritmi sia di 15 dollari. Si potrebbe pensare che questa sotto quotazione porterebbe a un abbassamento generale dei prezzi. Tuttavia, secondo la teoria economica, questo non avviene. Quando il rivenditore meno efficiente decide di applicare un prezzo di 15 euro, il rivale più veloce interviene immediatamente fissando un prezzo di 12 dollari. Questo sistema di prezzi, così determinato, non giova al rivenditore meno efficiente, che finisce per perde quote di mercato a favore del suo rivale. Se non fosse per gli algoritmi, il rivenditore più lento potrebbe decidere di abbassare ulteriormente il suo prezzo in risposta all'azione del concorrente. Tuttavia, con l'utilizzo degli algoritmi di pricing, il rivenditore meno efficiente è consapevole della strategia di prezzo adottata dal concorrente, il che lo porta a non abbassare il prezzo, poiché il rivale più veloce risponderebbe immediatamente a qualsiasi taglio dei prezzi. Questo porta il rivenditore più lento a determinare il prezzo che massimizzi i suoi profitti sulla base della risposta del rivale più veloce, cioè una differenza di prezzo di 3 dollari. Di conseguenza, l'apprendimento simultaneo dei due algoritmi porta a prezzi superiori rispetto ai livelli competitivi iniziali. Il prezzo più alto sarà supportato dall'azienda con l'algoritmo più lento, mentre il prezzo più basso sarà fissato dall'algoritmo più veloce, ma pur sempre sopra il livello competitivo. In questo senso, più rapido è un algoritmo rivale a reagire, meno incentivi ha l'azienda con algoritmo più lento a tentare di abbassare il prezzo del rivale, poiché qualsiasi vantaggio ottenuto da un taglio dei prezzi sarebbe di breve durata. Da ciò è possibile dedurre che nella pratica, un rivenditore dotato di un algoritmo di pricing ad alta velocità può minacciare di ridurre rapidamente il prezzo, costringendo il concorrente più lento ad accettare prezzi più elevati per evitare perdite (Brown e Mackay, 2022). Ulteriori prove a sostegno di questa tesi provengono da uno studio successivo di Brown e Mackay (2023), che analizzano i prezzi dei farmaci da banco di cinque grandi rivenditori online, con differenze nelle tecnologie di pricing utilizzate. Il loro modello, basato sulla scelta degli algoritmi di pricing piuttosto che sui prezzi specifici, ha dimostrato che, anche con algoritmi semplici, gli equilibri di mercato possono distorcersi, portando a prezzi superiori rispetto al gioco simultaneo dei prezzi di Bertrand.

Questo effetto risulta ulteriormente spiccato nel caso di fusioni: quando due aziende si fondono, la riduzione della concorrenza diretta, permette alle aziende rimanenti di aumentare i prezzi. Gli algoritmi di pricing, progettati per massimizzare i profitti e reagire ai cambiamenti di prezzo dei concorrenti, sono capaci di instaurare meccanismi automatici che assecondano un coordinamento implicito tra le aziende, in contesti in cui, tradizionalmente sarebbe necessario un dialogo esplicito per raggiungere un accordo. Parleremo ampiamente di collusione algoritmica nel prossimo capitolo.

3. LA COLLUSIONE ALGORITMICA

Come visto nella sezione 2.1.1, gli algoritmi di pricing sono in grado di intensificare direttamente la concorrenza. I prezzi possono, infatti, convergere verso risultati competitivi più rapidamente di quanto farebbero in assenza di tali tecnologie. Dall'altro lato però, come accennato nella sezione 2.2, alcuni approcci ai prezzi algoritmici possono rivelarsi più vantaggiosi nel convergere e mantenere risultati coordinati. A questo proposito, diversi economisti e studiosi hanno evidenziato la concreta possibilità che gli algoritmi di pricing potrebbero non solo agevolare la collusione, ma soprattutto dare origine ad una nuova forma di collusione, denominata per l'appunto collusione algoritmica. La capacità di tali algoritmi di monitorare i movimenti dei prezzi sul mercato e la loro celerità nel reagire ai cambiamenti consentirebbe agli utilizzatori, infatti, di raggiungere più frequentemente risultati collusivi in modo tacito, senza la necessità di un accordo esplicito tra le parti coinvolte (Assad et al., 2024). Sebbene la probabilità che tale collusione algoritmica si manifesti effettivamente non sia ancora del tutto chiara, è evidente che la crescente adozione degli algoritmi di pricing richiede nuovi approcci per monitorare e regolare questi fenomeni, compresa una revisione dell'attuale quadro del diritto della concorrenza (Romano, 2023). Nel prosieguo verrà esaminata in dettaglio la collusione algoritmica, sia dal punto di vista economico, che giuridico, per comprenderne meglio le implicazioni.

3.1 Percezione della collusione a livello internazionale

La concorrenza è il pilastro fondamentale per un sistema di mercato efficiente, niente mina più radicalmente questo processo della collusione. Le autorità antitrust indagano e combattono questo tipo di accordo fraudolento da più di un secolo, basti pensare che la primissima legge a vietare un comportamento di tipo collusivo risale al 1890 negli Stati Uniti e passerà alla storia come lo "Sherman Act". La collusione, dunque, non è affatto un fenomeno emergente, al contrario, è illegale in quasi tutte le giurisdizioni (Assad et al., 2021). Tuttavia, la collusione algoritmica rappresenta una sfida nuova e insidiosa poiché, l'utilizzo dell'intelligenza artificiale rende possibile stabilire regole di prezzo collusive senza bisogno dell'intervento umano diretto, sfuggendo così alle normative tradizionali. Sebbene, quindi, eluda, la punibilità prevista dai quadri giuridici attuali, la collusione algoritmica è altrettanto dannosa per i consumatori quanto la collusione esplicita tra esseri umani (Calvano et al., 2020). A questo proposito, è utile analizzare l'articolo 101 del Trattato sul Funzionamento dell'Unione Europea (TFUE), concentrandoci sulle lacune normative esistenti. Come si desume dal paragrafo 1 di detto articolo, l'Unione Europea e gli stati membri si impegnano a vietare e sanzionare qualsiasi

accordo tra imprese o pratiche concordate che possono influire sul commercio tra paesi dell'UE, e che abbiano come effetto quello di limitare o falsare la concorrenza (OJ N. 115, 09/05/2008, p.88 – 89). Tuttavia, rientrano nell'ambito di applicazione dell'art. 101 del TFUE solamente gli accordi espliciti tra imprese o pratiche concordate, finalizzate a limitare intenzionalmente il comportamento delle imprese sul mercato. Da ciò si evince che l'articolo in questione non nega il parallelismo dei comportamenti in sé, ma solamente quegli accordi frutto di una volontà comune provata attraverso atti comunicativi tra le imprese coinvolte (Assad et al., 2021). In altre parole, la collusione esplicita, riconducibile ad un'intesa tra le parti, è vietata e per questo sanzionabile. Conclusioni differenti, sono previste per la collusione tacita o algoritmica, caratterizzata dal parallelismo di comportamenti decisi autonomamente dagli algoritmi sulla base dell'osservazione del mercato dei concorrenti. Ad oggi, quest'ultima tipologia di collusione sfugge all'art.101 TFUE (Romano, 2023). La crescente adozione di algoritmi di pricing da parte delle imprese pone una sfida significativa per le autorità antitrust, in quanto rende sempre più difficile individuare e sanzionare forme di collusione non esplicite. In un contesto in cui le prove tradizionali di comunicazione tra aziende non sono sufficienti ad identificare intese restrittive, diventa necessario adottare nuovi strumenti e metodologie per garantire che la competitività dei mercati sia preservata, anche in scenari dominati dalla tecnologia algoritmica.

3.2 Collusione esplicita, collusione tacita e collusione con uso di algoritmi a confronto

Sebbene la legge differenzi chiaramente accordi collusivi espliciti e taciti, entrambi condividono il fine ultimo di attenuare la concorrenza e ampliare il potere di mercato delle imprese coinvolte nel cartello. Anche gli effetti sono analoghi: nel breve termine la collusione porta ad una riduzione del benessere sociale e ad un trasferimento di ricchezza dal consumatore alle imprese; nel lungo termine, limita gli incrementi di produttività e i progressi tecnologici. In generale, quindi, la collusione, come da definizione, produce prezzi più elevati rispetto a quelli che si avrebbero in un mercato perfettamente concorrenziale (Calvano et al., 2020). A prima vista, potrebbe sembrare che l'osservazione dei prezzi, sia il metodo ottimale per stanare accordi collusivi, siano essi taciti o espliciti. Tuttavia, questa visione potrebbe indurci in errore: variazioni parallele di prezzi potrebbero essere generate da cambiamenti simili nella struttura dei costi o nella domanda, oppure ancora essere la risposta razionale di un'impresa che opera in modo non cooperativo. Tale approccio, dunque, non risulta essere sufficiente e adeguato a comprendere se un determinato livello di prezzo sia da considerarsi collusivo. Inoltre, fattori come la domanda, i costi ed altre condizioni di mercato rilevanti sono spesso difficili da

osservare e, quando osservabili, complicati da misurare con precisione. Per questi motivi, prove di comunicazione risultano essere l'approccio più sicuro per le autorità antitrust nel dimostrare un coordinamento tra le imprese (Calvano et al., 2020). Un esempio rilevante è il caso Tompkins¹⁸, in cui rivenditori di poster e stampe su Amazon hanno preso parte ad un accordo collusivo. I partecipanti al cartello si concordarono per impegnarsi a fissare e mantenere prezzi coordinati. Per facilitare tale coordinazione, i venditori coinvolti avevano adottato algoritmi di prezzo, che programmano per fissare prezzi che rispettassero il cartello. Nonostante la presenza di algoritmi, l'elemento umano rimaneva fondamentale nel definire le regole del gioco, e questo ha permesso alle autorità di perseguire penalmente i responsabili. Questo caso rappresenta una delle prime situazioni in cui un comportamento collusivo facilitato da algoritmi è stato legalmente perseguito negli Stati Uniti. Sebbene gli algoritmi fossero centrali nella strategia di fissazione dei prezzi, la componente umana rimase essenziale: l'algoritmo era il mezzo per implementare la decisione umana di coordinare i prezzi.

La collusione algoritmica si differenzia dalla collusione esplicita per un'importante novità: l'utilizzo dell'intelligenza artificiale. Gli algoritmi di pricing di seconda generazione, come visto nella sezione 1.2.2, apprendono autonomamente, attraverso una sperimentazione attiva, regole di prezzo che massimizzano i profitti, ma che potrebbero celare pratiche collusive. A destare una maggior preoccupazione riguardo questa tipologia di collusione, è la recente digitalizzazione dei mercati. I mercati online, infatti, permettono di monitorare i prezzi dei concorrenti in tempo reale, facilitando così il coordinamento. La trasparenza resa possibile dalle tecnologie moderne rende il monitoraggio più semplice e le reazioni a eventuali devianze dall'accordo, più rapide, scoraggiando i partecipanti al cartello a deviare dal prezzo collusivo. Nel prossimo paragrafo, approfondiremo ulteriormente queste preoccupazioni, esaminando le crescenti prove che indicano come la collusione algoritmica autonoma sia un rischio concreto e crescente.

¹⁸ <https://www.justice.gov/opa/pr/former-e-commerce-executive-charged-price-fixing-antitrust-divisions-first-online-marketplace>

3.3 Prove di collusione algoritmica

Recenti ricerche sperimentali hanno dimostrato che la collusione autonoma tra algoritmi può verificarsi in ambienti simulati. In particolare, lo studio condotto da Calvano et al. (2020) ha fornito risultati straordinari, dimostrando che la collusione algoritmica è più di una remota possibilità teorica. I ricercatori hanno dimostrato che, utilizzando algoritmi di pricing basati sull'intelligenza artificiale e facendoli interagire ripetutamente in mercati altamente realistici, il raggiungimento di risultati collusivi in maniera totalmente autonoma era possibile. Senza essere programmati esplicitamente per farlo, e senza alcuna forma di comunicazione diretta o conoscenza preliminare dell'ambiente in cui operano, tali algoritmi sono stati in grado di coordinarsi su prezzi che, pur essendo leggermente inferiori ai livelli di monopolio, risultavano significativamente più alti rispetto all'equilibrio di Bertrand. Ancora più sorprendente è il fatto che gli algoritmi non solo sono riusciti a stabilire prezzi collusivi, ma anche a farli rispettare, implementando meccanismi di punizione di breve durata, per scoraggiare deviazioni da strategie collusive. Analizziamo più nel dettaglio il procedimento ed i risultati ottenuti da questa ricerca. Calvano et al. impiegano algoritmi Q-learning con apprendimento per rinforzo, dotati di memoria limitata (un solo periodo, così da limitare la complessità del sistema) che consentono agli algoritmi di apprendere dalle esperienze passate. Inizialmente la competizione si svolge tra due soggetti simmetrici; successivamente viene aumentato il numero di imprese e introdotta asimmetria. Come descritto nella sezione 1.2.2.1 l'algoritmo naviga in un ambiente sconosciuto passando da uno stato all'altro tramite un'azione e ricevendo una ricompensa a seconda dello stato in cui si trova dopo il cambiamento. Il processo in questione segue una dinamica di tipo Markoviano, passando da uno stato all'altro secondo una data funzione probabilistica¹⁹. L'obiettivo dell'algoritmo è massimizzare il valore atteso del flusso di ricompense attualizzato, espresso come:

$$E = \left[\sum_{k=0}^{+\infty} \delta^k \pi_k \right]$$

dove $\delta < 1$, è il fattore di sconto. Viene inoltre considerata la funzione "Q-function" che rappresenta il payoff scontato delle ricompense, quando viene intrapresa l'azione a nello stato s . Le ipotesi alla base del modello che consente di stimare la Q-function, e dunque selezionare la policy ottimale, includono la finitezza degli stati e delle azioni e l'indipendenza delle azioni

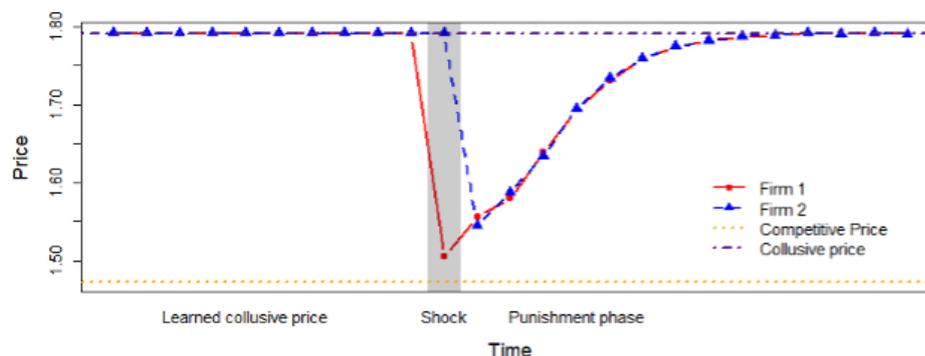
¹⁹ Si definisce processo markoviano, un processo aleatorio in cui la probabilità di transizione che determina il passaggio a uno stato di sistema dipende solo dallo stato del sistema immediatamente precedente e non da come si è giunti a questo stato.

dallo stato corrente. Sulla base di tali assunzioni si immagina una matrice di dimensione $S \times A$ che contiene per ogni coppia stato-azione il valore di ricompensa e dello stato successivo.

Tale matrice verrà stimata tramite un processo iterativo, poiché tutte le azioni devono essere sperimentate in tutti gli stati. A seconda delle politiche di esplorazione fatte adottare dall'algoritmo, trovare la soluzione ottimale al problema di trade off tra controllo e ottimizzazione può essere più o meno complicato. Per questo motivo Calvano et al. hanno adottato un modello di esplorazione semplice chiamato ϵ -greedy ovvero un algoritmo che con probabilità ϵ è in modalità di esplorazione ed aggiorna nuove caselle della matrice, e con probabilità $1-\epsilon$ è in modalità di sfruttamento e in quest'ultimo caso sceglie l'azione ovvero con il valore Q più alto nello stato in cui ci si trova. L'apprendimento è una fase essenziale nell'esperimento, poiché è l'unico metodo per stimare la matrice Q , senza conoscere il modello sottostante. Trattandosi di un gioco ripetuto, gli scienziati hanno dovuto affrontare il problema della stazionarietà, messa a dura prova dall'influenza delle azioni degli altri giocatori sul ventaglio di stati possibili. Tuttavia, questo è stato risolto limitando la memoria dell'algoritmo e rendendo forzatamente finito lo spazio degli stati. Motivo più serio di non stazionarietà è il fatto che gli altri giocatori con le loro scelte modificano il payoff e la policy futura, rendendo l'ambiente intrinsecamente non stazionario. Ai fini della sperimentazione, Calvano et al. hanno definito che l'algoritmo è considerato stabile se, per ogni giocatore i in ogni stato s , la risposta $a_{i,s}$ rimane costante per 100.000 ripetizioni. Con questo criterio, la convergenza è stata raggiunta in oltre il 99.9% delle sessioni sperimentali. Gli esiti della ricerca evidenziano una situazione di collusione parziale. Gli algoritmi, infatti, determinano prezzi sistematicamente più alti dell'equilibrio di Bertrand-Nash, ma che raramente raggiungono i risultati di monopolio e coordinamento puro.

Per dimostrare che gli algoritmi abbiano realmente appreso a competere, e che i risultati sovra competitivi non derivino da una mancata ottimizzazione, Calvano et al. hanno eseguito un ulteriore esperimento. Al termine di una fase di apprendimento, hanno indotto uno degli algoritmi di pricing a fissare un prezzo più basso per un solo periodo, riportando poi il comportamento nei periodi successivi. Come illustrato dallo schema della Figura 3.1, dopo aver osservato una riduzione di prezzo al tempo t_1 , l'altro algoritmo reagisce abbassando a sua volta il prezzo nei periodi successivi. Di conseguenza anche il primo algoritmo continua ad abbassare ulteriormente il suo prezzo, come se prevedesse la risposta dell'altro agente. Dopo una "guerra dei prezzi" iniziale, gli algoritmi hanno appreso il costo elevato associato ad una guerra

duratura, tornando gradualmente a fissare prezzi elevati, precedenti allo shock esogeno. Questo comportamento riflette chiaramente i tratti distintivi della collusione.



3.1 Guerra dei prezzi a seguito di una deviazione dal prezzo collusivo. Fonte [Calvano et al. (2020)]

Conducendo, infine, un'ampia analisi di robustezza, i ricercatori hanno potuto constatare, che il grado di collusione tende a diminuire con l'aumento del numero di imprese nel mercato. Tuttavia, è emerso che una collusione sostanziale continua a prevalere anche in mercati con tre/quattro imprese attive.

Un'altro studio condotto da Calvano et al (2021) ha portato ad ulteriori risultati interessanti in ambito collusivo. In questa ricerca, si è infatti dimostrato che gli algoritmi Q learning, se dotati di un tempo sufficiente per completare l'apprendimento, possono imparare a colludere anche in ambienti caratterizzati da monitoraggio imperfetto²⁰. Andando più nel dettaglio, quando il monitoraggio è meno accurato e le strategie dei rivali non sono facili da osservare, punire le deviazioni diviene più costoso, poiché possono essere erroneamente interpretate come conseguenze di shock avversi della domanda. Di conseguenza, livello di profitto diminuisce e con esso anche il grado di collusione. Tale effetto, pur essendo evidente, non è particolarmente marcato, suggerendo che gli algoritmi sono in grado di colludere anche in condizioni di monitoraggio imperfetto. Le strategie a sostengono dei risultati collusivi rimangono simili a quelle osservate in presenza di monitoraggio perfetto, con l'unica differenza che, in un contesto di monitoraggio imperfetto, gli algoritmi entrano in una "guerra dei prezzi" sia dopo una deviazione da parte del rivale sia dopo uno shock della domanda. La guerra dei prezzi, tuttavia, è sempre temporanea, dopo di che gli algoritmi riprendono a cooperare. Questi risultati indicano che il monitoraggio imperfetto non costituisce un ostacolo insormontabile alla collusione algoritmica.

²⁰ Si parla di monitoraggio imperfetto quando le imprese osservano solo il livello di prezzo passato, che potrebbe non rivelare completamente la produzione del rivale poiché la domanda è stocastica.

Nonostante le crescenti evidenze teoriche e sperimentali dimostrino che gli algoritmi di pricing comunemente utilizzati possono raggiungere equilibri tacitamente collusivi, resta da chiedersi quanto sia reale questo rischio. La prima vera prova empirica dell'adozione diffusa di algoritmi che incrementano margini e prezzi viene fornita da Assad et al. (2024). In questo studio, vengono analizzati i prezzi delle stazioni di servizio in Germania prima e dopo l'adozione di algoritmi di pricing. I risultati hanno mostrato evidenze concrete di collusione algoritmica, con un aumento significativo dei prezzi in seguito all'introduzione degli algoritmi, suggerendo che questi strumenti possono effettivamente facilitare comportamenti collusivi anche in mercati reali. Tuttavia, decretare le stazioni che hanno adottato tali algoritmi non è stato semplice. Sebbene l'articolo di un giornale economico nel 2017 sostenesse che un'azienda danese specializzata nello sviluppo di algoritmi di pricing, avesse iniziato ad offrire servizi ai gestori di stazioni di servizio in Germania (Assad et al. 2024), non vi sono dati diretti che identifichino con certezza l'adozione degli algoritmi da parte della singola azienda. Le decisioni di implementazione di queste tecnologie, infatti, non sono in genere pubbliche. Identificare un nesso causale tra adozione degli algoritmi di pricing e collusione può presentare non poche difficoltà, inoltre, anche se l'adozione di questi strumenti fosse casualmente legata a prezzi e margini più elevati, non consentirebbe di collegare direttamente tali risultati a strategie collusive (Assad et al., 2021). Per ovviare a tale problema, Assad et al. (2024) hanno cercato discontinuità strutturali nei comportamenti di determinazione dei prezzi che potessero essere associate all'uso di algoritmi. Sulla base delle caratteristiche di tali algoritmi, i ricercatori hanno utilizzato metriche quali: il numero di variazioni di prezzo, la dimensione media delle variazioni di prezzo ed il tempo di risposta del rivale, come oggetto d'indagine di rotture strutturali. Una stazione viene, dunque, classificata come utilizzatrice di algoritmi, se presenta una rottura strutturale in almeno due delle misure entro un breve periodo di tempo. Da quest'analisi iniziale è emerso che circa il 30% delle stazioni presenta interruzioni strutturali in più di una delle misure, con un incremento delle variazioni di prezzo da cinque a dieci volte al giorno. La ricerca ha proseguito confrontando margini e prezzi tra stazioni adottanti e stazioni non adottanti software algoritmici. Dai risultati osservati, è emerso che i margini medi sono aumentati di 0,7 centesimi al litro, pari al 9%, per le stazioni utilizzatrici di algoritmi di pricing; mentre i prezzi medi sono aumentati di 0,5 centesimi al litro. Tuttavia, è bene ribadire che l'adozione di un algoritmo per la determinazione dei prezzi modifica i margini non soltanto attraverso la concorrenza, ma anche attraverso una migliore individuazione delle fluttuazioni sottostanti ai prezzi all'ingrosso o della domanda. Per isolare gli effetti dell'adozione degli algoritmi di prezzo sulla concorrenza, i ricercatori si sono concentrati sul ruolo della struttura del mercato, confrontando gli effetti dell'adozione in mercati monopolistici (con una sola

stazione) e in mercati competitivi. Se gli algoritmi non avessero modificato la concorrenza, gli effetti avrebbero dovuto essere molto simili tra le due tipologie di mercato in questione. Tuttavia, in mercati con una sola stazione non si sono registrate variazioni statisticamente significative nei margini, mentre nei mercati con concorrenti, l'adozione ha portato ad un aumento di 0,8 centesimi al litro, suggerendo che gli algoritmi di pricing incrementano i margini per merito dei suoi effetti sulla concorrenza. Infine, concentrandosi sui mercati in duopolio e confrontando i margini medi nei mercati in cui nessuna stazione ha adottato l'algoritmo, nei mercati in cui una sola stazione l'ha adottato e nei mercati in cui entrambe utilizzano un software algoritmico, i risultati sono stati ancor più sorprendenti: i mercati in cui entrambe le stazioni adottano l'algoritmo, si è registrato un aumento dei margini di 2,2 centesimi al litro, pari a circa il 28%. Al contrario, nei mercati in cui solo una delle due stazioni ha adottato il software, non sono state riscontrate variazioni significative nei margini o nei prezzi. Questi risultati dimostrano che l'adozione di algoritmi di pricing riducono la concorrenza, non soltanto in ambienti simulati, ma anche nei mercati reali.

I casi appena affrontati, trattano l'interazione tra algoritmi con intelligenza artificiale. Sulla base di ciò verrebbe naturale pensare che solamente tale tecnologia rappresenti un pericolo per la concorrenza. Tuttavia, nonostante la comune percezione che gli algoritmi di apprendimento rinforzato abbiano un vantaggio significativo rispetto agli algoritmi basati su regole, lo studio condotto da Wang et al. (2023) mostra un quadro diverso: quando semplici algoritmi basati su regole, in questo caso l'Undercut Lowest Price²¹, competono con algoritmi di apprendimento rinforzato, in questo caso il Q-learning, possono risultare più efficaci, determinando prezzi più elevati ed avvantaggiando tutti i venditori, rispetto a scenari in cui più algoritmi di seconda generazione competono tra loro. Tale risultato è attribuibile alle caratteristiche dell'ambiente di competizione, che risulta essere più stabile quando è presente un algoritmo basato su regole fisse, poiché consente all'algoritmo Q-learning del concorrente di apprendere facilmente la strategia ottimale. Al contrario, quando a competere sono due algoritmi ad apprendimento rinforzato, l'esplorazione simultanea porta ad un ambiente non stazionario, complicando l'apprendimento di strategie collusive. La ricerca in questione sfida la convinzione comune secondo cui gli algoritmi più sofisticati sono meglio equipaggiati per colludere. In realtà, l'interazione tra tecnologie differenti porterebbe più facilmente al mantenimento di prezzi elevati. Risulta, quindi importante che le autorità a protezione della concorrenza oltre a

²¹ un algoritmo di prima generazione, che determina il prezzo sotto quotando di un importo fisso, o, di una percentuale fissa, il prezzo più basso tra i concorrenti.

focalizzarsi sulla collusione tacita facilitata dagli algoritmi di pricing più sofisticati, considerino anche il rischio di collusione in scenari in cui prevalgono algoritmi basati su regole semplici.

Quest'ultima tipologia di algoritmi, infatti è largamente utilizzata tra i venditori online su importanti piattaforme come Amazon. Gli algoritmi di apprendimento rinforzato sfruttano la logica "tit for tat", imparando che un aumento dei propri prezzi porterà i concorrenti, con algoritmi basati su regole, a fare lo stesso. Il principio "tit for tat" prevede, infatti, che gli algoritmi meno sofisticati colleghino la propria strategia a quella dei concorrenti, risultando, come osservato nel caso precedente in un aumento significativo dei profitti di tutti i venditori, a scapito dei consumatori (Carnegie Mellon University, 2023). Queste dinamiche sono al centro della causa mossa dalla Federal Trade Commission (FTC) e da altri 17 stati contro Amazon nel settembre 2023. L'accusa sostiene che Amazon ha protetto illegalmente il proprio monopolio nel commercio al dettaglio online attraverso l'uso di un algoritmo segreto noto come "Project Nessie". Secondo quanto riportato dal Wall Street Journal, che ha avuto accesso a una bozza non redatta della causa, questo algoritmo testava quanto Amazon potesse aumentare i prezzi, stimolando i concorrenti ad adeguarsi, permettendo all'azienda di guadagnare 1 miliardo di dollari in più. Amazon continui a ribadire che il progetto avesse un obiettivo benigno, ovvero quello di evitare che l'allineamento dei prezzi producesse insostenibilmente bassi, l'accusa la descrive come una strategia anticoncorrenziale mirata a preservare il suo dominio sul mercato. Ad oggi, Amazon ha interrotto il progetto Nessie, tuttavia l'uso diffuso di algoritmi basati su semplici regole e l'interazione di tali algoritmi con software di pricing più sofisticati, continua a rappresentare una minaccia per la concorrenza²². Pertanto, è essenziale un intervento tempestivo da parte delle autorità vigilanti sulla concorrenza per tutelare il benessere economico del consumatore.

²² William Skipworth, Ottobre 2023. Amazon Allegedly Used Secret Algorithm To Raise Prices On Consumers, FTC Lawsuit Reveals. Forbes [online]. Disponibile su: <<https://www.forbes.com/sites/willskipworth/2023/10/03/amazon-allegedly-used-secret-algorithm-to-raise-prices-on-consumers-ftc-lawsuit-reveals/>>

3.4 Proposte di regolamentazione per gli algoritmi di pricing

La collusione algoritmica rappresenta una sfida fondamentale per i responsabili politici e le autorità di regolamentazione della concorrenza. Come discusso in questo capitolo, i metodi tradizionali per rilevare attività collusive, difficilmente funzionano quando a determinare i prezzi sono gli algoritmi. Attualmente, infatti, in un contesto in cui le decisioni vengono prese autonomamente dagli algoritmi sulla base di informazioni di dominio pubblico, non è chiaro cosa costituisca una prova di collusione (Assad et al., 2021). Nel “Proposal for a Regulation by the Council and the European Parliament” della Commissione Europea (2020), viene riconosciuta la lacuna giuridica dell’articolo 101 del TFUE riguardo la protezione della concorrenza da eventi di collusione tacita. Tuttavia, la proposta della Commissione Europea di attribuire alle autorità antitrust il potere di effettuare test per intervenire in presenza di una minaccia alla concorrenza (proposta per Regulation of the European Parliament and of the Council, COM (18)368, finale), non è sufficiente, poiché problemi riguardanti la prevedibilità ed il nesso di causalità che lega le azioni degli algoritmi alle intenzioni dei programmatori, non vengono risolti da tale intervento. Il problema del controllo umano sugli algoritmi non è cosa da poco: per un umano è difficile mantenere il controllo di macchine programmate per agire in autonomia, sollevando questioni importanti riguardo la responsabilità delle azioni. Chi dovrebbe essere ritenuto responsabile? L’ algoritmo di pricing, oppure i venditori/aziende che ne fanno uso? Secondo quanto proposto da Harrington Jr. (2019), dovrebbero ritenersi le aziende legalmente responsabili delle regole di prezzo adottate dai loro algoritmi. Alla base di questa proposta, vi è l’idea che, nei mercati digitali, le imprese creano deliberatamente le condizioni che permettono ai loro algoritmi di colludere. Quando un’impresa sceglie di utilizzare un algoritmo d’intelligenza artificiale per massimizzare i profitti, monitorando le condizioni di mercato, reagendo alle strategie dei concorrenti, e sapendo che anche i concorrenti agiscono similmente, essa contribuisce consapevolmente alla collusione algoritmica. Tuttavia, questa soluzione potrebbe disincentivare in maniera eccessiva le imprese dall’utilizzare tali tecnologie, perdendo così anche i preziosi vantaggi che gli algoritmi di pricing possono apportare al mercato. In definitiva, qualsiasi tentativo di regolamentazione sarà complicato (Manneschi, 2023).

Una soluzione valida ed innovativa viene invece proposta da Johnson et al (2023). Secondo i ricercatori, l’adozione di regole di progettazione da parte delle piattaforme, potrebbero aumentare la concorrenza, avvantaggiando i consumatori, oltre ad incrementare i profitti delle piattaforme stesse. Lo studio considera due regole di progettazione, entrambe progettate per

orientare la domanda dei consumatori verso venditori che offrono prezzi più bassi. La prima regola denominata “prominenza orientata al prezzo” o “PDP”, molto semplicemente sfavorisce i rivenditori con prezzi superiori, mostrandoli ad un numero inferiore di consumatori e in maniera meno frequente. Questo spingerebbe i venditori ad abbassare i prezzi per aumentare le vendite. Tuttavia, questa strategia non sembra funzionare in presenza di cartelli, poiché i prezzi collusivi, tendono a diminuire a mano a mano che la PDP diventa più aggressiva, ovvero, man mano che un numero minore di imprese viene mostrato ai consumatori. Così facendo, l'eccessiva riduzione di varietà dei prodotti non viene compensata dalla diminuzione dei prezzi, che risulta essere troppo piccola, e per questo i consumatori vengono danneggiati. Per contrastare la collusione in modo più efficace, i ricercatori suggeriscono una seconda regola chiamata “Prominenza Dinamica Orientata al prezzo” o “dynamic PDP”. Tale strategia si differenzia dalla precedente per il fatto che i rivenditori che offrono un prezzo più basso vengono premiati non soltanto con una maggiore domanda oggi, ma permette un vantaggio futuro, garantendo una maggiore visibilità ai venditori che mantengono prezzi competitivi nel tempo. Questa strategia, destabilizzerebbe un eventuale cartello, poiché risulterebbe più difficile punire riduzioni di prezzo. Le regole di “design” delle piattaforme proposte da Johnson et al. permetterebbero, quindi di incrementare la concorrenza, apportando benefici ai consumatori e alle piattaforme stesse.

CONCLUSIONI

In conclusione, questa tesi ha messo in luce come gli algoritmi di pricing, pur offrendo significativi vantaggi in termini di efficienza ed ottimizzazione dei prezzi, possono anche generare nuove sfide in ambito concorrenziale. Pertanto, in un mondo in cui velocità ed automazione sono requisiti essenziali, è cruciale mantenere una visione d'insieme, senza perdere di vista le implicazioni concorrenziali derivanti dall'adozione degli algoritmi di pricing. tale questione non è, dunque, un tema limitatamente economico, ma tocca molteplici ambiti, per questo motivo è necessario coinvolgere giuristi, economisti, ingegneri ed informatici, al fine di comprendere in modo approfondito limiti, rischi ed opportunità degli algoritmi, trovando il perfetto bilanciamento tra tutela della concorrenza e dei consumatori, e libertà di innovazione dei mercati. È quindi probabile che, in un futuro prossimo, la concorrenza sarà oggetto di regolamentazione, che, alla luce degli spunti proposti in questo elaborato potrebbe prevedere limitazioni al design algoritmico. In sintesi, qualsiasi tentativo di regolamentazione richiederà un delicato equilibrio tra prevenzione della collusione e promozione dell'innovazione tecnologica, rendendo il tutto molto complesso²³.

²³ Conteggio parole: 10299

Bibliografia

- Aparicio D., e Misra, K., 2022. *Artificial Intelligence and Pricing* [online]. Disponibile su: <https://diegoaparicio.org/wp-content/uploads/2023/05/AI_Chapter.pdf>
- Aparicio, D., Metzman, Z. e Rigobon, R., 2024. The pricing strategies of online grocery retailers [online]. *Quant Mark Econ* 22, 1–21. Disponibile su: <<https://doi.org/10.1007/s11129-023-09273-w>>
- Appendini, M., 2020. *Algoritmi e collusione* [online]. Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale, Politecnico di Torino (p. 28-29).
- Assad, S., Calvano, E., Calzolari, G., Clark, R., Denicolò, V., Ershov, D., Johnson, J., Pastorello, S., Rhodes, A., Xu, L., e Wildenbeest, M., 2021. Autonomous algorithmic collusion: economic research and policy implications. *Oxford Review of Economic Policy* [online], Volume 37, 459–478. Disponibile su: <<https://doi.org/10.1093/oxrep/grab011>>
- Assad, S., Clark, R., Ershov, D., & Xu, L., 2024. Algorithmic pricing and competition: Empirical evidence from the German retail gasoline market. *Journal of Political Economy*, 132(3), 723-771.
- Bertini, M., Koenigsberg, O., 2021. The Pitfalls of Pricing Algorithms. *Harvard Business Review* [online]. Disponibile su: <<https://hbr.org/2021/09/the-pitfalls-of-pricing-algorithms>>
- Brown, Z., e Mackay, A., 2022. Are online prices higher because of pricing algorithms? *Brookings* [online]. Disponibile su: <<https://www.brookings.edu/articles/are-online-prices-higher-because-of-pricing-algorithms/>>
- Brown, Z.Y., e MacKay A., 2023. Competition in Pricing Algorithms. *American Economic Journal: Microeconomics*, 15 (2): 109–56.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò V., e Pastorello S., 2021. Algorithmic collusion with imperfect monitoring. *International Journal of Industrial Organization*. Elsevier, Vol. 79(C).
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., e Pastorello, S., 2019. *Algorithmic Pricing: What Implications for Competition Policy?*. disponibile su: <<https://ssrn.com/abstract=3209781>>
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., e Pastorello, S., 2020. Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion. *American Economic Review*, 110 (10): 3267–97.

- Chen, L., Mislove, A., Wilson, C., 2016. An Empirical Analysis of Algorithmic Pricing on Amazon Marketplace. In: *Proceedings of the 25th International Conference Companion on World Wide Web. Montréal*, 11/04/2016 Canada.p. 1339-1349.
- Eisen, M., 2011, Aprile 22. *Amazon's \$23,698,655.93 book about flies*. it is NOT junk disponibile su: <<https://www.michaeleisen.org/blog/?p=358>>
- Enciclopedia Treccani, "Algoritmo" [online] disponibile su: <<https://www.treccani.it/enciclopedia/algoritmo/>>
- Harrington Jr, e Joseph E., 2017. *Developing Competition Law for Collusion by Autonomous Price-Setting Agents*. Disponibile su: <<https://ssrn.com/abstract=3037818>>
- Johnson, J. P., Rhodes, A., e Wildenbeest, M., 2023. Platform design when sellers use pricing algorithms. *Econometrica*, 91(5), 1841-1879.
- Manneschi, E., 2023. *AI, ecco come l'algoritmo decide i prezzi* [online]. Istituto per la competitività. Disponibile su: <<https://www.i-com.it/2023/05/19/ai-ecco-come-lalgoritmo-decide-i-prezzi/>>
- OECD, 2017, *Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age* [online]. Disponibile su: <www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm>
- Office of Public Affairs, 2015. *Former E-Commerce Executive Charged with Price Fixing in the Antitrust Division's First Online Marketplace Prosecution* [online]. Disponibile su: <<https://www.justice.gov/opa/pr/former-e-commerce-executive-charged-price-fixing-antitrust-divisions-first-online-marketplace>>
- OJ N. 115, 09/05/2008, p.88 – 89.
- Outmani, A., 2023. Reinforcement Learning: studio e sviluppo di un IA che impari a giocare a Snake [online]. Tesi di laurea in ingegneria informatica, Università di Padova, dipartimento di Ingegneria dell'informazione.
- Oxera, 2017. *When algorithms set prices: winners and losers*. Disponibile su: <https://www.regulation.org.uk/library/2017-Oxera-When_algorithms_set_prices-winners_and_losers.pdf>
- Proposal for a Regulation of the European Parliament and of the Council, COM (18)368, finale.
- Relazione della Commissione al Consiglio e al Parlamento Europeo. Relazione Finale sull'Indagine Settoriale sul Commercio Elettronico, COM(17)229, finale.
- Rhodes A., e Zhou j., 2024. Personalized Pricing and Competition. *Economic Association*, 2141-2170.

- Romano, G., 2023. *L'intelligenza artificiale: nuove sfide per l'enforcement antitrust del divieto di intese restrittive della concorrenza* [online]. Corte d'Appello di Milano. Disponibile su:
<http://corteappellomilano.it/allegato_corsi.aspx?File_id_allegato=3992>
- Russo, M., 2020. Algoritmi di pricing: concorrenza e collusione [online]. Tesi di Laurea Magistrale, Università di Torino, facoltà di Ingegneria Gestionale.
- Singh V.R., Huang Y., Srinivasan K., Ottobre 2023. Algorithmic Pricing: Understanding the FTC's Case Against Amazon. *Carnegie Mellon University [online]*. Disponibile su:
<<https://www.cmu.edu/news/stories/archives/2023/october/algorithmic-pricing-understanding-the-ftcs-case-against-amazon>>
- Skipworth, W., 2023. Amazon Allegedly Used Secret Algorithm To Raise Prices On Consumers, FTC Lawsuit Reveals. *Forbes* [online]. Disponibile su:
<<https://www.forbes.com/sites/willskipworth/2023/10/03/amazon-allegedly-used-secret-algorithm-to-raise-prices-on-consumers-ftc-lawsuit-reveals/>>
- Valeriani, A., 2018. Algoritmi di prezzo: strategia collusiva nell'era digitale. *Ius in Itinere* [online] Disponibile su: <<https://www.iusinitinere.it/algoritmi-di-prezzo-strategia-collusiva-nellera-digitale-10944>>
- Wang, Q., Huang, Y., Singh, P.V., e Srinivasan, K., 2023. *Algorithms, Artificial Intelligence and Simple Rule Based Pricing* [online]. Disponibile su:
<<https://ssrn.com/abstract=4144905>>
- Watkins C.J.C.H., e Dayan P., 1992. Q-Learning [online]. *Machine Learning*. Boston: Kluwer Academic Publishers. 8, 279-292. Disponibile su:
<<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/BF00992698.pdf>>
- Wilson, R.A., e Keil, F.C., a cura di., 1999. Algoritm. *The MIT encyclopedia of the cognitive sciences*. Massachusetts: The MIT Press, p.11.