



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

**CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA**

**PROVA FINALE**

**"INTELLIGENZA ARTIFICIALE E MERCATI: IMPLICAZIONI  
ECONOMICHE E NORMATIVE"**

**RELATORE:**

**CH.MO PROF. FABIO MANENTI**

**LAUREANDO/A: ELEONORA TURATO**

**MATRICOLA N.2000761**

**ANNO ACCADEMICO 2022 – 2023**

**Appendice: 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  .....

## INDICE

INTRODUZIONE.....	4
CAPITOLO 1: L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE.....	6
1.1 Intelligenza Artificiale, algoritmi e Machine Learning.....	6
1.2 Impiego dell'IA nei mercati.....	8
1.3 Algoritmi ed effetti restrittivi della concorrenza.....	11
CAPITOLO 2: COLLUSIONE.....	15
2.1 Teoria economica sulla collusione.....	15
2.2 Modelli algoritmici e collusione.....	18
2.3 Simulazione.....	23
CAPITOLO 3: IMPLICAZIONI NORMATIVE.....	28
CONCLUSIONI.....	31
BIBLIOGRAFIA.....	32

## INTRODUZIONE

La concorrenza nei mercati è un elemento imprescindibile per poter assicurare un corretto funzionamento degli stessi e garantire tutela ai consumatori, incentivando le imprese ad offrire prodotti a prezzi competitivi e ad intraprendere investimenti diretti allo sviluppo tecnologico.

I comportamenti lesivi della concorrenza sono disciplinati dalla normativa Antitrust, la quale trova espressione sia a livello comunitario che nazionale. La sua applicazione è affidata alla Commissione Europea e alle Autorità Garanti della Concorrenza e del Mercato dei 28 Stati Membri, il cui raggio d'azione si estende a partire dal Trattato sul Funzionamento dell'Unione Europea (TFUE), fino alle disposizioni nazionali.

Negli ultimi anni, l'efficacia e l'avanguardia di tale normativa è stata messa in dubbio a seguito dei recenti sviluppi tecnologici e della conseguente nascita e costituzione dei mercati digitali, di cui i Big Data e i Big Analytics ne sono elementi imprescindibili. Ad essi si aggiunge lo sviluppo di algoritmi di pricing, strumenti usati dalle aziende che automatizzano la dinamica di aggiustamento dei prezzi, offrendo alle aziende flessibilità e tempestività, soprattutto nelle reazioni ai cambiamenti dei prezzi dei competitor.

L'avvento della tecnologia nelle dinamiche di mercato, lo sviluppo di algoritmi di pricing e di piattaforme e-commerce ha indubbiamente portato con sé innumerevoli benefici, basti pensare alla velocità con cui è possibile effettuare le transazioni, acquistare prodotti, venire a contatto con realtà lontane nello spazio. Al contempo, le peculiarità degli stessi destano preoccupazione nelle autorità. Infatti, gli algoritmi, servendosi delle informazioni acquisite grazie all'esperienza e ai Big Data, acquisiscono informazioni per proporre soluzioni *ad hoc* per i consumatori e al tempo stesso sono capaci di monitorare facilmente le azioni dei competitor, scatenando possibilmente due effetti che sono annoverati tra i comportamenti lesivi della concorrenza: la discriminazione di prezzo e l'equilibrio collusivo.

Il problema principale si esplicita sia a livello economico, come evidenziato poc'anzi, sia a livello normativo. Le autorità, infatti, si chiedono se la disciplina vigente sia sufficiente per far fronte a questi cambiamenti o sia necessaria una rivisitazione o addirittura la creazione ex novo di un organo preposto alla regolamentazione di suddette fattispecie.

Questa tesi è divisa in tre sezioni. La prima funge da introduzione e fornisce i concetti essenziali per comprendere, da un punto di vista informatico, cos'è l'Intelligenza Artificiale e come viene impiegata dalle imprese nelle dinamiche concorrenziali di mercato.

La seconda parte affronta il tema centrale della collusione, chiarendo i concetti teorici per poi analizzare sotto quali fattispecie essa tenda ad emergere più frequentemente e l'impatto

dell'IA su di essa. Si analizzerà lo studio di Calvano et al. (2018b) il quale propone una simulazione dove vengono fatti interagire due algoritmi per dimostrare empiricamente come si raggiunge l'equilibrio sora-competitivo.

Infine, l'ultima parte espone in breve le principali difficoltà che incontra la normativa vigente, proponendo delle soluzioni che sono state avanzate nel corso del tempo.

## CAPITOLO 1: L'INTELLIGENZA ARTIFICIALE

### 1.1 INTELLIGENZA ARTIFICIALE, ALGORITMI E MACHINE LEARNING

L'Intelligenza Artificiale vede la propria nascita ufficiale, coincidente con la coniazione del termine, nel 1956, anno in cui si tenne il primo seminario sul tema organizzato da John McCarthy e Marvin Minsky, con l'obiettivo di riunire i principali esponenti dell'informatica per condividere i propri risultati sul tema.

Sebbene il termine sia stato definito ufficialmente nel 1956, già anni prima, nel 1950, Alan Turing pubblicò un articolo intitolato “*Computing Machinery and Intelligence*”, nel quale propose il quesito “*Can machines think?*” (Turing, 1950). Per rispondere a tale domanda, egli condusse un test, che prese poi il nome di Test di Turing e che ad oggi costituisce le fondamenta dell'Intelligenza Artificiale. Per verificare se una macchina è intelligente, e perciò in grado di replicare il pensiero umano, si crea uno scenario in cui si fa interagire la macchina con un individuo. L'interazione avviene attraverso una successione di domande e risposte, che possono spaziare tra plurimi ambiti, senza però che l'individuo sappia che dall'altra parte c'è un computer. Se l'individuo crede di avere una conversazione con altro essere umano, allora si può affermare che la macchina è intelligente.

Ad oggi, la letteratura non è ancora giunta ad una definizione univoca e condivisa di Intelligenza Artificiale. In questa tesi, ho perciò riportato le parole di John McCarthy, considerato uno dei padri fondatori di questa disciplina. Egli definisce l'IA come “L'uso della scienza e dell'ingegneria per creare macchine intelligenti.” (McCarthy 2007)

Risulta altresì necessario comprendere però cosa sia l'intelligenza in senso stretto.

L'informatico, sempre nello stesso articolo, afferma che essa è “la parte computazionale della capacità di raggiungere degli obiettivi.” (McCarthy 2007)

Nel contesto informatico è bene portare in luce il fatto che l'IA è una branca dell'informatica, che mantiene stretti legami sia con i fondamenti che con le applicazioni di quest'ultima. (Somalvico 1987)

Per avere un quadro di riferimento generale del contesto in cui l'IA opera, secondo una visione ontologica, possiamo dividere il reale, inteso come la realtà che ci circonda, in tre componenti, due naturali e una artificiale: rispettivamente, l'uomo, il mondo e la macchina. Alla base dei rapporti e delle interazioni tra le diverse parti vi è il processo di elaborazione dell'informazione. L'uomo però, creando la macchina, sostituisce sé stesso in tale processo, facendo sì che le informazioni vengano elaborate dagli operatori (le macchine). (Somalvico 1987)

In questo contesto, abbiamo tre tipi di informazione:

1. *L'algoritmo*
2. *Il dato*
3. *Il problema.*

La macchina svolge dunque tre azioni: esegue le istruzioni dettate dall'algoritmo, gestisce i dati a disposizione e risolve il problema usando le informazioni disponibili. (Somalvico 1987)

L'algoritmo è definito come una "sequenza di regole che devono essere seguite per ottenere un determinato risultato." (OECD 2017) Le regole devono essere chiare ed esaustive per seguire un iter logico che presupponga il raggiungimento di un obiettivo.

Gli algoritmi sono stati elementi imprescindibili per lo sviluppo e l'ampliamento dell'IA in diversi sottogruppi, poiché hanno permesso alle macchine di raggiungere livelli sofisticati di apprendimento e di riconoscimento di schemi. (OECD 2017)

Così, il Machine Learning (ML) sfrutta tali capacità. Samuel (1956), si veda OECD (2017), afferma che il ML apre nuove frontiere, permettendo ai computer di imparare senza essere esplicitamente programmati. La "risposta migliore" non è inserita direttamente dal programmatore, ma inferita dalla macchina stessa, usando i dati storici come strumenti di apprendimento.

Gli algoritmi di ML possono essere classificati in tre categorie, a seconda delle abilità di apprendimento: (OECD, 2017)

- *Apprendimento supervisionato*: l'algoritmo usa un campione di dati già ordinati ed etichettati dal programmatore per imparare una regola generale che trasforma gli input in output. Viene detto supervisionato poiché l'uomo fornisce degli esempi, specificando le variabili di input e di output, dai quali la macchina elabora un modello predittivo.
- *Apprendimento non-supervisionato*: l'algoritmo stesso cerca di inferire schemi nascosti (somiglianze, differenze) da dati non strutturati e perciò non ordinati ed etichettati. Non è previsto l'intervento umano. Il risultato è una ripartizione sistematica dei dati in diversi sottoinsiemi, all'interno dei quali vi sono elementi che presentano caratteristiche simili.  
L'apprendimento non supervisionato è particolarmente utile nella gestione dei Big Data, vista l'elevata numerosità dei campioni.
- *Apprendimento rinforzato (o reinforcement learning, RL)*: prende il suo nome dal meccanismo su cui si basa l'algoritmo, ossia la "funzione di rinforzo". Attraverso tentativi ed errori, esso apprende e sceglie la risposta ottima in un

ambiente dinamico. L'algoritmo ottiene un segnale di ricompensa quando raggiunge l'obiettivo fissato. È importante segnalare che il programmatore non fornisce istruzioni estremamente precise, ma lascia libertà all'algoritmo. Ciò rende il reinforcement learning molto utile in ambienti incerti, in cui le azioni intraprese possono essere diverse e il programmatore stesso non è in grado di identificare tutte le variabili esistenti.

Sebbene ad oggi gli strumenti siano complessi e sviluppati, rimangono ancora delle criticità che devono essere considerate, in particolar modo con riferimento ai dati di partenza. Infatti, spesso è necessario che siano organizzati e gestiti efficientemente, attraverso un'azione di filtraggio, che permette di estrarre solo i dati considerati rilevanti. Tale azione prende il nome di "feature engineering".

Infine, all'interno del ML si trova il Deep Learning. Il Deep Learning costituisce forse la forma più astratta e complessa di ML, poiché implica la creazione di reti neurali che mimano i meccanismi-tipo dei neuroni umani, sfruttando algoritmi aventi una struttura più complessa di quella lineare, ma che permettono di apprendere in maniera più efficiente e precisa.

(Goodfellow et al. 2016, si veda OECD 2017)

## 1.2 IMPIEGO DELL'IA NEI MERCATI

Ora più che mai, l'avvento dei mercati digitali, e in particolare dell'e-commerce, ha creato nuove opportunità per le imprese di espandere il proprio raggio d'azione, potendo ampliare i propri confini e raggiungere così una base di mercato più ampia. Dovendo rimanere al passo con i recenti sviluppi per competere efficacemente e mantenere la propria presenza nei mercati, le aziende hanno dovuto implementare la propria strategia anche online.

Si inserisce così in questa dinamica di mercato la possibilità di implementare, sviluppare e applicare gli algoritmi di prezzo (cd. Algorithmic Pricing).

Le imprese sfruttano gli algoritmi per ottenere un codice computazionale che permetta loro di settare i prezzi automaticamente in una logica di massimizzazione del profitto. In particolare, tale risorsa può essere generata internamente all'azienda, se tra le risorse disponibili è annoverato l'*expertise* necessario (es. informatici, sviluppatori di software), e adattarlo così alle peculiarità dell'azienda: il contesto di riferimento, il bene oggetto di vendita, le caratteristiche del mercato; oppure ottenere una licenza da un'azienda che sviluppa tali software e che poi li vende. In quest'ultimo caso, l'algoritmo presenterà dei tratti più generici. (CMA 2018)

Diverse sono le funzioni che possono essere ricoperte. Infatti, non solo è possibile fissare il prezzo, ma è reso automatico anche il processo di monitoraggio dei prezzi dei competitor



(*monitoring*) e di identificazione della risposta migliore tra un insieme di risposte disponibili (*recommendation*). (CMA 2018).

La funzione di input, affinché un algoritmo di prezzo sia in grado di dare una risposta efficiente, deve contenere dati rilevanti, tra i quali:

- Prezzi dei competitors
- Profitti, strategie di prezzo e ricavi dei competitors
- Storia d'acquisto dei consumatori
- Caratteristiche del mercato (livello di stock dei concorrenti, disponibilità o meno di un determinato bene)
- Costi di produzione

Nella pubblicazione di OXERA (2017), vengono evidenziati i modelli di business in cui l'impiego degli algoritmi di pricing è più diffuso., ossia:

- Compagnie aeree
- Rivenditori Amazon
- Compagnie di assicurazione
- Uber

Dall'elenco qui sopra è possibile evidenziare come tali strumenti non siano limitati ad un solo mercato o ad un solo modello di business, ma il loro impiego spazia ampiamente.

Ciononostante, è possibile individuare tre caratteristiche del mercato che sono state rilevate come potenzialmente incidenti sull'impiego degli algoritmi di pricing. (OXERA 2017)

1. I costi sostenuti per servire i clienti differiscono notevolmente a seconda delle caratteristiche tipiche del cliente stesso.
2. Fluttuazioni elevate e repentine nella domanda piuttosto che nell'offerta (specialmente per i biglietti d'aereo e gli hotel)
3. La gamma di prodotti tra cui scegliere è ampia

Per quanto concerne i vantaggi derivanti dall'impiego degli algoritmi nei meccanismi di mercato, ve ne sono diversi.

#### *Vantaggio di costo*

La teoria economica insegna che la leadership di costo è una delle 4 strategie concorrenziali di base. La logica è cercare di raggiungere una struttura dei costi più bassa dei competitor. Tra i *driver* per raggiungere tale obiettivo vi è la riduzione del costo dei fattori produttivi, come il lavoro e le materie prime. In quest'ottica, l'impiego degli algoritmi può essere rilevante e rappresentare un alleato che, grazie alle sue caratteristiche, permette alle imprese di

automatizzare e ottimizzare i processi aziendali , riducendo i costi sostenuti per i dipendenti. (CMA 2018)

#### *Miglioramento dell'Efficienza nel lavoro*

Vengono riconosciute ancora delle limitazioni per quanto concerne lavori in cui sono necessari intuizione e pensiero astratto. Ciononostante, risulterebbe sbagliato pensare al binomio uomo-macchina come un rapporto di sostituzione. Invece, sarebbe meglio adottare una visione sinergica delle due componenti, considerando l'Intelligenza Artificiale come ad una risorsa *al* servizio dell'uomo. In quest'ottica, il contributo che essa può apportare all'efficienza nello svolgimento del lavoro è rilevante. Basti pensare alla facilità nella raccolta e nella gestione dei dati o nell'aggiornamento dei prezzi, mitigando così i *menu costs*, assistendo l'uomo nelle decisioni aziendali. (CMA 2018)

#### *Velocità e reattività dei mercati*

Grazie al collezionamento dei Big Data in tempo reale, gli algoritmi di prezzo permettono alle imprese di conoscere subito, o entro poco tempo, i cambiamenti avvenuti nel mercato e nelle strategie dei *competitors*, permettendo di implementare la strategia migliore e incrementando la competitività nei mercati. L'equilibrio è così raggiunto in minor tempo e usando meno risorse rispetto alla dinamica offline. La conseguenza principale è l'incontro istantaneo tra domanda e offerta: i consumatori possono godere di un prezzo competitivo e avere a disposizione una quantità di prodotto pari a quella domandata. (OXERA 2017; CMA 2018)

#### *Promozione della concorrenza*

Citando Ezrachi e Stucke (2016), l'OECD (2017) parla di un effetto domino conseguente all'applicazione degli algoritmi nelle strategie aziendali. In particolare, essi hanno un effetto positivo sia in materia di trasparenza dei mercati e sia di promozione di innovazione. Infatti, non solo gli algoritmi sono capaci di plasmare i rapporti tra imprese, ma anche di far emergere nuovi modelli di business e nuovi prodotti in un processo innovativo volto alla creazione di mercati sempre più digitalizzati e dinamici, permettendo a nuove realtà di emergere e ampliando così l'offerta disponibile.

#### *Vantaggi a favore dei consumatori*

Nell'articolo pubblicato da Gal e Elkin-Koren (2017) e ripreso all'interno della pubblicazione dell'OECD (2017) i due autori coniano il termine "*algorithmic consumers*", facendo riferimento all'emergere del nuovo fenomeno conseguente alla digitalizzazione dei mercati e

all'uso sempre più ampio dell'IA da parte non solo delle imprese ma anche dei consumatori. Dal punto di vista della domanda, gli effetti positivi sono da ricercarsi nella capacità degli algoritmi di offrire servizi ai consumatori per comparare diverse offerte e trovare quella migliore e adatta alle loro esigenze. Gli algoritmi usano infatti le informazioni acquisite per predire le preferenze, negoziare ed eseguire le transazioni ad un prezzo pari a 0. Ciò genera un meccanismo a cascata dovuto ad una maggior pressione competitiva nei confronti delle imprese, spinte a proporre soluzioni innovative come conseguenza di un aumento della qualità dell'offerta delle altre imprese.

### 1.3 ALGORITMI ED EFFETTI RESTRITTIVI DELLA CONCORRENZA

Sebbene l'IA risulti capace di effettuare “analisi predittive” e “ottimizzare i processi aziendali”, OECD (2017), ci sono ancora numerose ombre su cui è necessario far luce. La letteratura rivela due effetti potenzialmente restrittivi della concorrenza, alimentati dall'impiego di algoritmi: la Discriminazione di prezzo e la Collusione.

La discriminazione di prezzo è una “pratica economica che consiste nell'applicare prezzi diversi a differenti consumatori per lo stesso bene o servizio.” (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020, p. 2; Li, Philipsen e Cauffman 2023)

Nell'articolo di Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel (2020) sono evidenziate le tre condizioni affinché sia possibile l'applicazione della discriminazione di prezzo.

1. Il venditore è decisore del prezzo e perciò ha un certo grado di potere di mercato.
2. Il venditore conosce i consumatori ed è in grado di classificarli in base a determinate caratteristiche (età, gusti, disponibilità a pagare).
3. L'arbitraggio non è possibile. (Woodcock 2019)

In base alle informazioni che l'impresa ha sui consumatori, la discriminazione di prezzo si declina in tre diversi tipi. (Belleflamme e Peitz 2015 si veda Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020; Li, Philipsen e Cauffman 2023).

Se l'impresa conosce perfettamente la disponibilità a pagare di ciascun cliente, allora è in grado di applicare la discriminazione del primo ordine, poiché l'informazione che ha a disposizione è completa ed esaustiva. In questo caso, il prezzo del bene corrisponderà esattamente alla disponibilità a pagare del consumatore, cosicché l'impresa possa l'impresa possa estrarre e appropriarsi di tutto il surplus del consumatore. (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020)

Nella discriminazione del secondo ordine, è l'individuo a scegliere tra diversi pacchetti (combinazioni qualità/quantità) offerti dall'azienda, cosicché sia egli stesso a dirigersi verso

la proposta che più si adatta alle sue esigenze. Un esempio sono i pacchetti offerti dalle palestre che presentano diverse combinazioni di prezzo e durata dell'abbonamento. Infine, la discriminazione di prezzo del terzo ordine si basa sulla segmentazione dei consumatori in base a delle variabili osservabili (quali geografia, età, sesso). (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020)

I benefici riscontrabili dall'impiego degli algoritmi in tali strategie sono diversi. Gautier sostiene che l'IA permette di raggiungere un livello sempre più accurato di discriminazione, tendente a quella del primo tipo, ottimizzando sia le combinazioni offerte, che il processo di determinazione del prezzo ottimo, reso più veloce e automatico.

Si noti come nel mondo digitale diversi siano gli strumenti a supporto delle imprese -e non solo- che, attraverso la raccolta di informazioni e di dati sugli utenti che accedono, forniscono una profilazione molto accurata, utile per la "personalizzazione delle offerte, delle pubblicità, e dei prezzi". (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020)

Gautier cita uno studio condotto da Propublica, organizzazione non-profit stabilita negli USA, che dimostrò come il *Princeton Review*, giornale dell'omonima università, usava i codici ZIP come parametro per fissare i prezzi dei corsi offerti per superare l'esame SAT. Se il codice ZIP era associato ad un'area urbana o metropolitana, allora il costo del corso sarebbe stato più alto. La differenza di prezzo poteva raggiungere anche i 1000 dollari tra un'area e l'altra.

L'esempio qui sopra citato non è unico nel suo genere. Diffusa è anche la pratica di discriminare i clienti a seconda del motore di ricerca utilizzato; tendenzialmente, per gli utenti che usano Safari il prezzo è più alto.

Le imprese devono perciò usare con cautela tale strumento, perché si potrebbero creare inavvertitamente degli effetti negativi che andrebbero a minare il rapporto di fiducia con i clienti.

Affinché l'impresa mantenga un certo grado di credibilità e di correttezza nei confronti dei consumatori, nel momento in cui essa decide di usare tale strategia a proprio vantaggio, è giusto che:

- La discriminazione avvenga per motivi legittimi e giustificati da una logica di equità.
- Il processo di determinazione dei prezzi e l'offerta sia chiaro e trasparente. (Li, Philipsen e Cauffman 2023)

Tra le tre strategie sopra citate, quella che più si adatta alle caratteristiche degli algoritmi è la terza, basandosi essa su informazioni e su parametri che sono osservabili, facilmente identificabili e raccolti ad ogni accesso in Internet.

Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel (2020) presentano sotto quest'ottica il funzionamento dei *clustering algorithms*.

Il loro funzionamento è abbastanza intuitivo: dopo aver collezionato i dati relativi agli utenti, grazie per esempio all'accettazione dei *cookies*, individuano coloro che presentano delle somiglianze e li raggruppano in uno stesso sottoinsieme. La logica di base è “minimizzare le differenze all'interno di uno stesso cluster e massimizzare le differenze tra cluster diversi.” (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020)

Successivamente, l'impresa andrà a fissare prezzi diversi per cluster diversi.

Da un punto di vista matematico, si deve verificare se un individuo  $i$  sia disposto a pagare un certo prezzo  $t$ . L'impresa è decisore del prezzo ed attua la discriminazione del terzo tipo. Consideriamo la disponibilità a pagare (Willingness-to-pay) una funzione lineare (Lopez-Feldman 2012, si veda Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020):

$$WTP_i(z_i, u_i) = z_i\beta + u$$

Essa è determinata da  $z$ , un vettore di variabili indipendenti,  $u$ , il termine d'errore, e  $\beta$ , che misura il peso di ciascuna variabile contenuta in  $z$ .

Gautier 2020 ipotizza che la probabilità che l'individuo paghi sia binaria, ossia assuma solo due valori: 0 in caso negativo, 1 in caso positivo.

Solo se la disponibilità a pagare è maggiore del prezzo (esplicitamente,  $WTP_i > t$ ) il bene sarà acquistato.

$$P(y_i = 1|z_i) = P(WTP_i > t_i) = P(z_i\beta + \mu_i > t_i) = P(u_i > t_i - z_i\beta)$$

La formula sopra riportata è la base delle scelte di determinazione di prezzo delle imprese, date una serie di informazioni sui consumatori, da quelle dei comportamenti sul web (like, interazioni online, cronologia di ricerca) fino a quelle sociodemografiche. (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020)

Attraverso una revisione della letteratura, Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel (2020) hanno presentato lo studio condotto da Shiller (2014) che evidenzia come la combinazione di algoritmi, discriminazione di prezzo e uso delle informazioni comportamentali degli utenti online ha portato ad un incremento nei profitti del 12%. Le sole variabili demografiche, invece, sarebbero risultate in un incremento dello 0,8%.

Ciononostante, la discriminazione di prezzo, nell'evidenza empirica, è ancora limitata ad algoritmi semplici che sfruttano informazioni sociodemografiche. L'implementazione di modelli più sviluppati nella vita reale richiede ancora tempo, sebbene gli effetti potenzialmente positivi – in termini di profitti- sono stati riscontrati in molteplici studi di laboratorio, condotti in ambienti perciò artificiali. (Gautier, Ittoo e Van Cleynenbreugel 2020) Ad oggi, le autorità garanti della concorrenza sono preoccupate dei potenziali effetti negativi della discriminazione di prezzo quando è usata per limitare la concorrenza (effetti esclusivi) e quando danneggia i consumatori, riducendo il loro benessere. Se infatti la sua

implementazione è costosa, annulla il surplus del consumatore e non sono presenti effetti compensativi (incremento della concorrenza, spinta all'innovazione espansione del mercato), allora sorge l'esigenza di rispondervi con adeguati strumenti regolamentativi. (Li, Philipsen e Cauffman 2023, p.12)

## CAPITOLO 2: COLLUSIONE

Tra le innumerevoli dinamiche di mercato, sicuramente quella che desta maggiore preoccupazione è la collusione. Diversi sono stati gli sforzi delle autorità garanti della concorrenza di mitigare, attraverso sanzioni e norme, gli effetti negativi e la sua diffusione. Ciononostante, ci sono diversi casi storici che hanno dimostrato come talvolta sia difficile rilevarla.

Con la digitalizzazione dei mercati e l'avvento degli algoritmi, le scelte di determinazione dei prezzi sfuggono sempre più al controllo umano, provocando effetti distorsivi e negativi per i mercati, talvolta non prevedibili.

### 2.1 TEORIA ECONOMICA SULLA COLLUSIONE

L'OECD (2017) definisce la collusione “[l’insieme di] accordi, combinazioni o cospirazioni fra imprese con l’obiettivo di fissare prezzi elevati e ridurre l’offerta per aumentare i profitti”. Il risultato è un equilibrio di mercato caratterizzato da prezzi più alti di quelli che si otterrebbero in un gioco non-cooperativo, danneggiando così i nuovi entranti, i competitors e i consumatori.

L'accordo può riguardare non solo i prezzi, ma anche la quantità offerta e le quote di mercato. Le fasi di un accordo collusivo sono così suddivisibili:

*Prima fase:* La fase iniziale prevede che le imprese comunichino tra di loro al fine di raggiungere un accordo e definirne i termini e le regole di condotta.

*Seconda fase:* Ciascun membro dell'accordo monitora il comportamento degli altri.

*Terza fase:* In caso di deviazioni dall'equilibrio previsto, colui che non lo rispetterà è punito. La deviazione consiste nel fissare un prezzo minore rispetto a quello stabilito dall'accordo, cosicché si possano ottenere dei profitti di breve termine e una maggior quota di mercato. La punizione è un meccanismo difensivo per evitare che i partecipanti all'accordo non decidano di deviare. Essa prevede di rispondere al minor prezzo fissando a propria volta un prezzo più basso, innescando così un meccanismo pericoloso di guerra dei prezzi.

È possibile distinguere due forme diverse di collusione: esplicita e tacita. Da un punto di vista normativo, tale distinzione risulta particolarmente importante, essendo l'ultima più difficile da dimostrare e da perseguire.

La collusione esplicita presuppone che l'equilibrio sovra-competitivo sia stato raggiunto attraverso una forma di comunicazione, verbale o scritta, tra le imprese.

La collusione implicita, invece, non prevede alcuna forma di interazione, bensì ciascuna impresa si comporta con l'obiettivo di massimizzare i propri profitti, tenendo conto dell'interdipendenza che vige nella configurazione di mercato. (OECD 2017)

I fattori che vengono identificati come facilitatori della collusione sono diversi ed è possibile suddividerli in 3 categorie:

- Caratteristiche strutturali
- Caratteristiche della domanda
- Caratteristiche dell'offerta

#### *Numero di imprese e barriere all'entrata*

Dallo studio condotto dall'OECD (2017), il numero di imprese all'interno del mercato e le barriere all'entrata sono tra i principali fattori strutturali che influenzano la probabilità di collusione.

Nello studio condotto da Dorner<sup>1</sup>, il quale cita Kuhn Kai Uwe e Tadelis (2017), all'aumentare del numero di imprese presenti nel mercato, aumenta la difficoltà di raggiungere un accordo collusivo. Infatti, la coordinazione, implicando il mantenimento di comunicazioni tra i vari attori, diventa onerosa e ardua, con conseguente innalzamento dei costi. (Bundeskartellamt e Autorité de la Concurrence 2019)

Con l'avvento della tecnologia, i problemi di coordinazione risultano sempre meno rilevanti, poiché la velocità di trasmissione delle informazioni e di comunicazione ha raggiunto livelli così elevati da riuscire a gestire con estrema facilità anche un numero maggiore di imprese. (OECD 2017)

Inoltre, all'aumentare delle interazioni aumenta il rischio di essere scoperti dalle autorità. Il numero di competitors all'interno di uno stesso mercato impatta notevolmente anche sui profitti derivanti dalla collusione. Il guadagno infatti sarà estremamente piccolo e perciò svantaggioso per tutte le parti interessate. (OECD 2017)

Viceversa, l'equilibrio sovra-competitivo è stabile se il mercato di riferimento presenta elevate barriere all'entrata. Infatti, Dorner suggerisce che la loro presenza assicura che gli *incumbent* non siano minacciati dall'arrivo di potenziali entranti che abbiano le risorse per poter fissare dei prezzi inferiori a quelli previsti dall'accordo collusivo. (Bundeskartellamt e Autorité de la Concurrence 2019)

L'impatto dell'IA sui fattori citati è ambiguo. Bisogna infatti tenere conto di altre caratteristiche di mercato che possono avere degli effetti sull'efficacia delle barriere all'entrata. Se consideriamo i mercati che fanno un uso estensivo degli algoritmi (quali i social network, le compagnie aeree, i motori di ricerca), tutti essi sono caratterizzati da altrettante barriere naturali quali le economie di scala, le economie di scopo e di rete che



rendono difficile quantificare in che misura l'uso dell'Intelligenza Artificiale sia rilevante per tale fattore. (OECD 2017 p. 20)

L'effetto ambiguo degli algoritmi deriva anche da una seconda fattispecie.

Gli incumbents possono usarli per rilevare possibili minacce esterne e trovare la strategia di risposta ottimale a potenziali politiche di prezzo aggressive, anticipando le reazioni dei competitors esterni e minando il loro tentativo di entrata nel mercato. Al contempo, i competitor stessi, grazie alla maggior trasparenza e alla più semplice circolazione di informazioni accessibili riguardanti le strategie di prezzo, sono informati in tempo reale delle correnti dinamiche di mercato. Ciò comporta un vantaggio per loro poiché i costi d'entrata da sostenere sono inferiori.

#### *Trasparenza e frequenza delle interazioni*

La teoria economica suggerisce che all'aumentare della trasparenza aumenta la probabilità di collusione e di mantenimento di tale accordo (Ivaldi, 2003). In un mercato in cui la trasparenza è elevata, le imprese sono in grado di raccogliere dati sui prezzi e prevedere le conseguenze non solo delle azioni dei rivali, ma anche delle fluttuazioni della domanda. Ciò risulta in un incremento della stabilità degli accordi collusivi, sapendo che le deviazioni sono facilmente osservabili e punibili.

Allo stato presente, l'inserimento degli algoritmi nelle strategie aziendali e nei processi di decisione è presupposto imprescindibile per mantenersi competitivi in un mercato sempre più digitalizzato, pena l'uscita. Ciò produce un effetto cascata in cui ciascun attore si impegna a implementare sistemi automatizzati che raccolgano i dati di mercato in tempo reale e che reagiscano di conseguenza. Il risultato finale è un mercato in cui tutti gli agenti sono in grado di osservare i competitors e al contempo di essere osservati e in cui ad ogni azione corrisponde una reazione, anche in un arco di tempo breve. (OECD 2017)

#### *Fluttuazioni della domanda e crescita*

Nello studio degli accordi collusivi risulta necessario tenere conto, oltre ai fattori strutturali, anche dei cambiamenti che possono intercorrere nella domanda.

Le conseguenze variano a seconda della fattispecie di riferimento.

Più precisamente, se la domanda è autocorrelata e presenta una crescita costante (o *trend*), allora la probabilità di eventuali deviazioni da parte delle imprese è bassa.

Viceversa, in assenza di autocorrelazione la domanda è imprevedibile e gli shock sono più frequenti, cosicché risulti più profittevole per le imprese ottenere i guadagni di breve termine, deviando dall'accordo.

Sebbene la domanda abbia quindi un impatto comprovato sugli accordi collusivi, è difficile invece comprendere l'effetto che l'uso degli algoritmi abbiano su quest'ultima. (OECD 2017)

### *Innovazione e asimmetrie di costo*

La competitività di un'impresa si fonda sulla capacità di quest'ultima di far fronte ai cambiamenti e agli sviluppi che intercorrono all'interno del mercato di riferimento.

L'innovazione risulta quindi caratteristica imprescindibile per mantenere una posizione dominante e competitiva. Maggiore è l'innovazione, minore è la stabilità degli accordi collusivi, causando essa stessa asimmetrie di costi che si riflettono in difficoltà sempre maggiori a trovare un punto di incontro tra imprese diverse.

Da ricordare infatti che imprese con modelli di business e dimensioni tanto diverse faticano maggiormente a raggiungere un accordo, rispetto a imprese che presentano la stessa struttura di costi, vendono lo stesso prodotto e hanno dimensione simile.

In quest'ottica gli algoritmi rappresentano un forte strumento di innovazione. I recenti sviluppi esponenziali dell'IA suggeriscono come lo stato attuale delle cose sia solo il preludio di una crescita che continuerà ancora a lungo, permettendo agli attori di mercato di evolversi in direzioni ampie e diverse, pena l'esclusione dal mercato.

## 2.2 MODELLI ALGORITMICI E COLLUSIONE

Eseguendo un'analisi della letteratura scientifica è possibile notare come non esista una tassonomia univoca per quanto concerne i modelli algoritmici impiegati negli accordi collusivi.

Ezrachi e Stucke (2016) hanno individuato quattro categorie di algoritmi di prezzo, ognuna con caratteristiche proprie. L'OECD (2017) riprende le medesime quattro categorie, rinominandole.

In particolare, abbiamo:

1. Algoritmi di monitoraggio
2. Algoritmi paralleli
3. Algoritmi di segnalazione
4. Algoritmi di Self-Learning

### *Algoritmi di monitoraggio*

Affinché un accordo collusivo venga implementato, i vari partecipanti devono stabilire ed accettare le condizioni alle quali esso avvenga. Tale requisito presuppone quindi una qualche forma di comunicazione. Trovato il punto di incontro, entrano in gioco gli algoritmi di

monitoraggio, progettati, come suggerisce il nome, per assicurare il corretto proseguimento dell'accordo.

Le attività a cui è preposto sono “collezionare informazioni, data screening e programmare eventuali punizioni”. Successivamente, i dati raccolti vengono impiegati come input dell'algoritmo, la cui risposta dipende dal prezzo fissato dai competitor. Se quest'ultimo è pari a quello concordato allora l'impresa manterrà tale prezzo, viceversa innescherà una guerra di prezzo.

Suddetto meccanismo rende poco probabili eventuali deviazioni dall'equilibrio collusivo, sapendo che essa potrebbe condurre a punizioni dannose per il mercato.

Dovendo esserci comunque comunicazione esplicita tra le imprese per mantenere l'accordo, la letteratura concorda che, per quanto concerne questa fattispecie, la normativa antitrust vigente è sufficiente per assicurare un corretto funzionamento dei mercati. (OECD 2017)

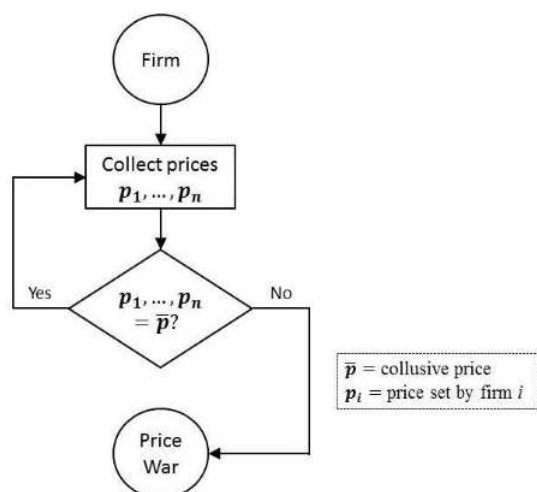


Figura 1. Illustrazione algoritmo di monitoraggio. Fonte: OECD, 2017.

### *Algoritmi paralleli*

Le condizioni di mercato, nel corso del tempo, sono mutevoli; basti pensare alla facilità con cui i prezzi dei biglietti aerei cambiano nel corso di una giornata o nell'arco di una settimana. Essere reattivi risulta quindi condizione necessaria affinché un'impresa mantenga la propria competitività. Gli algoritmi rendono l'adattamento alle mutazioni delle condizioni di mercato un processo automatizzato, permettendo una maggior reattività delle imprese. Preoccupazioni sorgono quando, all'interno dello stesso mercato, i competitors reagiscono ugualmente, in seguito all'implementazione nella propria configurazione strategica dello stesso algoritmo,

pervenendo alla situazione di “parallelismo conscio” (OECD 2017), pratica che rappresenta una violazione della normativa antitrust.

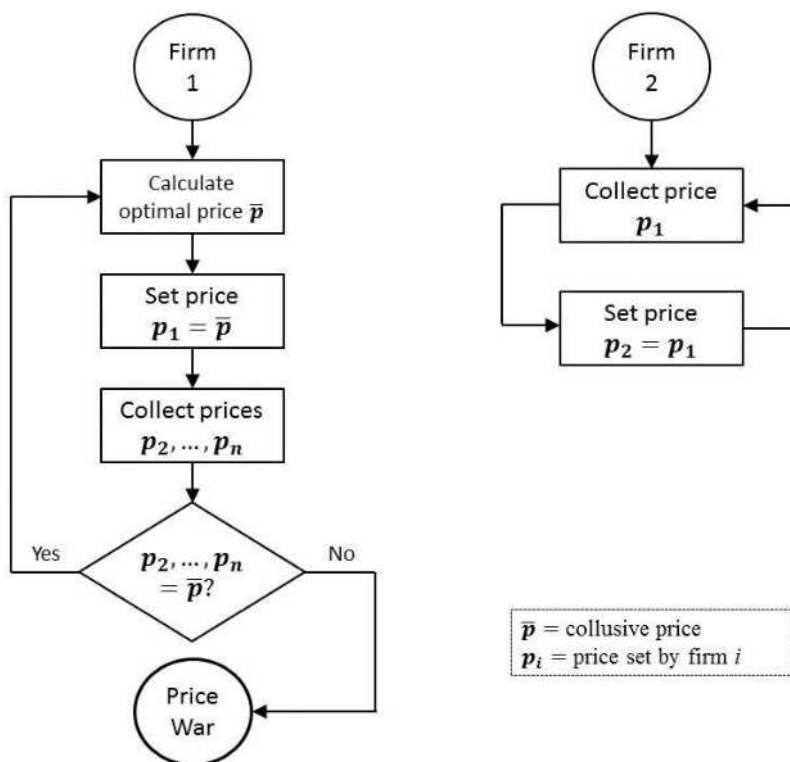
Ezrachi e Stucke (2016), si veda OECD (2017) hanno studiato un'altra configurazione simile, che prende il nome di “Hub and Spoke”, che le imprese possono adottare, raggiungendo lo stesso risultato in modo meno esplicito.

In questo scenario due sono le relazioni su cui focalizzarsi: le relazioni orizzontali tra i vari Spokes (ossia le imprese che concorrono l'una contro l'altra) e la relazione verticale tra l'Hub e gli Spokes.

L'Hub rappresenta una società IT cui le imprese, gli Spokes, si affidano affinché produca un algoritmo di pricing. Quando più competitors in uno stesso mercato usano lo stesso Hub, si potrebbe avere come effetto indesiderato il raggiungimento di un equilibrio collusivo, a seguito di un allineamento del comportamento e dei prezzi delle varie aziende.

In questa configurazione, non sempre l'impresa ha un intento collusivo. Le autorità possono infatti trovarsi di fronte a due situazioni che richiedono un'analisi attenta a seconda della fattispecie.

Da un lato, infatti, la stessa impresa IT può aver programmato l'algoritmo affinché esso raggiunga un risultato anti-competitivo. Dall'altro, le imprese stesse possono aver deciso volontariamente di esternalizzare tale fattore sapendo che esso avrebbe, in modo meno esplicito, raggiunto un risultato collusivo. (OECD 2017)



Firm 1 è l'impresa leader, firm 2 la follower.

Figura 2: Illustrazione algoritmi paralleli. Fonte: OECD 2017.

### *Algoritmi di segnalazione*

Tra i fattori che facilitano la collusione vi è la simmetria tra imprese. Maggiori sono le somiglianze fra due competitors, maggiore è la probabilità che essi colludano e che l'accordo sia mantenuto. Se tale fattore viene meno, è possibile che risulti più complesso raggiungere tale accordo.

L'OECD (2017) identifica due meccanismi attraverso i quali le imprese possono far intendere la propria volontà a colludere ai competitors, che non implicano comunicazione esplicita, ossia la segnalazione e gli annunci unilaterali sui prezzi.

Il risultato della condotta sopracitata, in luce della normativa antitrust, è ancora discusso. Da un lato, infatti, maggior trasparenza implica una maggior efficienza dei mercati, dall'altro essa può indirizzare le imprese ad avere maggiori informazioni e dati sui competitors e aumentare la probabilità di collusione.

Tale pratica risulta in talune situazioni rischiosa. L'impresa infatti potrebbe, in seguito all'innalzamento dei prezzi, perdere profitti nel caso in cui le altre imprese non aggiustino i propri in linea con quelli comunicati e le ragioni possono essere diverse, implicando costi per la prima. I concorrenti possono non aver intuito l'intenzione a colludere o più semplicemente potrebbero aver deciso intenzionalmente di reagire così per ottenere più quote di mercato. (Harrington and Zhao 2012, si veda OECD 2017).

Il *first-mover* si trova così in una situazione di svantaggio, la quale però può essere risolta dall'impiego degli algoritmi che possono effettuare delle azioni di segnalazione veloci e che non abbiano impatto sui clienti, ma che permettano solo di verificare le risposte dei competitors.

Lo schema risulta abbastanza semplice: l'impresa first-mover invia un segnale. Una volta inviato, attende le risposte dei competitors. Se tali risposte sono in linea con il prezzo iniziale, allora l'accordo verrà implementato.

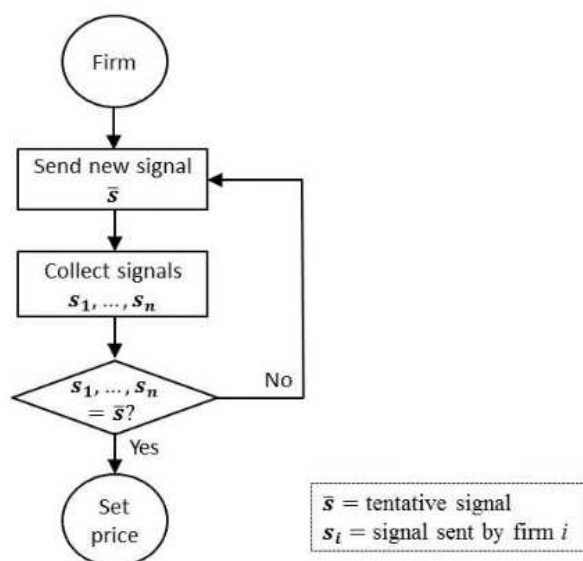


Figura 3: Illustrazione algoritmi di segnalazione. Fonte: OECD 2017.

### *Algoritmi di Self-Learning*

L'ultima categoria rappresenta l'insieme di algoritmi che fanno uso di strumenti più complessi quali il Machine Learning e il Deep Learning nelle strategie di decisione dei prezzi. Tali algoritmi sono caratterizzati da un'automatizzazione più sofisticata rispetto a quelli precedenti. Il programmatore definisce un obiettivo quale, ad esempio, la massimizzazione dei profitti, lasciando poi all'algoritmo la libertà di sperimentare attraverso tentativi ed errori quale sia l'azione migliore da intraprendere, non necessitando dell'intervento umano.

Quest'ultima categoria rappresenta tutt'oggi un elemento di incertezza per le autorità antitrust, poiché risulta difficile comprendere se l'equilibrio collusivo sia stato raggiunto intenzionalmente o meno dalle aziende. Essi alimentano perciò la dinamica di collusione tacita, non richiedendo alcuna comunicazione esplicita tra le aziende.

La figura qui sotto riportata rappresenta una sottocategoria del ML, il cd. Deep Learning. La black box è una rete neurale computerizzata che processa una grande quantità di dati ad una velocità estremamente alta per ottenere il risultato ottimo, senza però rivelare il processo decisionale. (OECD, 2018)

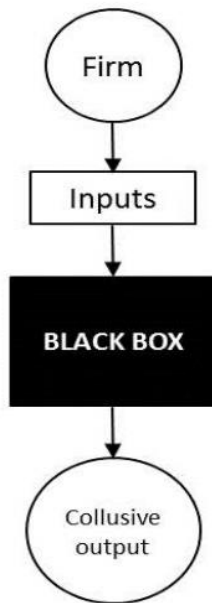


Figura 4: Illustrazione Algoritmi di Self-Learning. Fonte: OECD 2017.

Nel prossimo paragrafo verrà presentato uno studio condotto da Calvano E., Calzolari G, Denicolò V. e Pastorello S. del 2018. I ricercatori hanno dimostrato come una precisa categoria di algoritmi, detti algoritmi di Q-Learning, appartenenti alla macro-classe del ML, possono imparare a raggiungere un equilibrio collusivo, senza esplicita direzione da parte dell'uomo.

### 2.3 SIMULAZIONE

Nello studio condotto da Calvano, Calzolari, Denicolò e Pastorello (2018b), gli economisti si pongono l'obiettivo di "studiare sperimentalmente il comportamento degli algoritmi potenziati dall'Intelligenza Artificiale (Q-Learning) in un modello oligopolistico di competizione sui prezzi".

Il tradizionale modello di competizione alla Bertrand, caratterizzato da una "domanda logit" e con costi marginali costanti, rappresenta lo scenario di riferimento.

La domanda per ogni prodotto,  $i=1,2,\dots,n$ , per ciascun periodo  $t$ , è pari:

$$q_{i,t} = \frac{e^{\frac{a_i - p_{i,t}}{\mu}}}{\sum_{j=1}^n e^{\frac{a_j - p_{j,t}}{\mu}} + e^{\frac{a_n}{\mu}}}$$

I parametri  $a$  e  $\mu$  rappresentano, rispettivamente, il grado di differenziazione verticale ed orizzontale dei prodotti. Vendendo ogni impresa un prodotto diverso,  $n$  rappresenta anche il numero di imprese operanti e assunte come attive, cosicché i costi fissi siano irrilevanti.

Infine, il profitto, che rappresenta il risultato ed il guadagno di un'azione, è dato dalla differenza fra ricavi (prezzo moltiplicato per quantità) e costi marginali.

$$\pi_{it} = (p_{it} - c_i)q_{it}$$

### *Discretizzazione*

Affinché l'algoritmo funzioni, lo spazio d'azione, formato da tutti i possibili prezzi applicabili, deve essere limitato. Calvano et al. (2018b) procedono così alla discretizzazione dello spazio d'azione, creando un insieme limitato che ha l'obiettivo di confinare il range d'azione ad uno specifico intervallo.

$$[(1 - \xi)p^N, (1 + \xi)p^M]$$

$p^N$  e  $p^M$  rappresentano i prezzi di equilibrio alla Bertrand e di monopolio.

Il parametro  $\xi > 0$  nello studio è stato posto pari a 0.1, lasciando all'algoritmo la possibilità di raggiungere un prezzo dal valore del 10% superiore a quello di monopolio e del 10% inferiore a quello di Bertrand.

Calvano et al. (2018b) giustifica tale scelta per ovviare alla fattispecie in cui sia impossibile ottenere esattamente  $p^N$  e  $p^M$ , lasciando la libertà di sperimentare anche strategie miste.

### *Memoria*

La memoria, formata da tutti gli stati precedentemente raggiunti, che corrispondono all'insieme di prezzi settati negli ultimi  $k$  periodi, deve essere limitata.

$$s_t = \{p_{t-1}, \dots, p_{t-k}\}$$

Al fine di rendere il modello sempre più preciso e attinente alla realtà, si assume l'ipotesi di monitoraggio perfetto, affinché per ciascun giocatore  $|A| = m$  e  $|S| = m^{(nk)}$ . (Calvano et al. 2018b)

### *Esplorazione*

La fase di esplorazione incomincia una volta che sia l'insieme degli stati  $S$  che l'insieme delle possibili azioni siano state definite. Inoltre, Calvano et al. (2018b) introducono due parametri aggiuntivi:  $\alpha$ , il tasso di apprendimento, e  $\delta$ , il tasso di sconto.

Viene inoltre richiesto che il tasso di apprendimento,  $\varepsilon$ , sia inclinato negativamente: con il passare del tempo, diminuisce.

$$\varepsilon_t = e^{-\beta t}$$

Con  $\beta$  positivo.



Il valore di  $\beta$  e la durata della fase esplorativa sono inversamente proporzionali: al crescere del valore del parametro, infatti, la durata della fase esplorativa sarà minore.

Il tasso di apprendimento varia tra 0 e 1 ( $0 < \alpha < 1$ ).

L'algoritmo, quando  $\alpha=1$ , non considera più ciò che ha imparato in passato, mentre non impara quando  $\alpha=0$ . Di conseguenza, è sempre preferibile un valore intermedio rispetto a quelli estremi.

Altrettanta cura va usata nella scelta del parametro di sperimentazione  $\beta$ , poiché è necessario pesare i benefici della sperimentazione con i costi che essa implica, specialmente nel breve termine.

In aggiunta, la sperimentazione di un algoritmo, specialmente se accurata, crea "rumore nell'ambiente", rendendo l'esplorazione degli altri più complessa.

### *Inizializzazione*

Per poter dare il via all'esperimento, non è necessaria alcun tipo di informazione pregressa, sicché nello studio è stato deciso di partire da un "clean state" settato casualmente, come all'inizio di ciascuna sessione. Calvano et al. (2018b) infatti rassicura affermando che "con sufficiente esplorazione, i risultati sono insensibili al modo in cui la matrice è stata inizializzata".

### *Convergenza*

Calvano et al. (2018b) considera il processo di apprendimento concluso quando l'algoritmo propone la strategia ottimale per 100,000 periodi consecutivi, per ciascun giocatore.

Da un punto di vista matematico:  $a_{i,t}(s) = \operatorname{argmax}[Q_i, t(a, s)]$  è costante per 100,000 volte consecutive.

### *Esperimenti e risultati*

Gli esperimenti sono condotti al fine di verificare come i vari giocatori interagiscono tra di loro per un numero di 1000 sessioni per esperimento. Le interazioni sono molteplici e si considera come variabile di interesse il profitto medio, pari a:

$$\Delta = \frac{\pi - \pi^N}{\pi^M - \pi^N}$$

Con  $\pi^N$  pari ai profitti per ciascuna impresa in equilibrio alla Bertrand, mentre  $\pi^M$  pari ai profitti di ciascuna impresa nel caso di monopolio. Infine,

$\pi$  è il profitto in caso di convergenza. Se  $\Delta = 0$  l'equilibrio raggiunto è competitivo, con  $\Delta = 1$  il risultato è collusivo. (Calvano et al. 2018b)

### *Risultati*

Lo scenario proposto prevede un duopolio simmetrico  $n=2$ , con  $c_i=1$ ,  $a_i-c_i=1$ ,  $a_0=0$ ,  $\mu=0,25$  e  $\delta=0.95$ . La memoria,  $k$ , viene setta a pari a 1.

I risultati vengono studiati a fronte di cambiamenti dei parametri di apprendimento e sperimentazione  $\alpha$  e  $\beta$ , assunti come uguali per i due algoritmi. Per  $\alpha$ , l'intervallo dei valori considerati è composto da 100 punti equidistanti e compresi tra  $[0.025;0.25]$ . Per  $\beta$  si è fissato un valore medio pari a  $2 \times 10^{-5}$ . Come per  $\alpha$ , vengono considerati poi punti appartenenti ad un intervallo di 100 punti compresi tra 0 e il valore medio di  $\beta$ . (Calvano et al. 2018b)

### *Convergenza e consistenza*

Calvano et al. (2018b) riporta come nel "99.9% delle sessioni si è raggiunta la convergenza".

La convergenza è ottenuta in seguito ad un elevato numero di interazioni ripetute e quasi al termine della sessione. Il numero di interazioni necessarie dipende dal livello di sperimentazione. Convertito in numeri, il numero di interazioni può andare da un minimo di 400.000 a un limite superiore, ma superabile, di 2.500.000, quando  $\beta$  è grande.

I risultati, nelle varie sessioni, sono stabili. In particolare, l'errore standard misurato mantiene generalmente un valore inferiore a 1 ed entrambi gli algoritmi mantengono un margine di profitto pressoché uguale, suggerendo così che le scelte non siano casuali.

Altro argomento a favore si riscontra nella stabilità dei prezzi fissati da ciascuna impresa.

Calvano et al. (2018b) infatti afferma che "in quasi metà delle sessioni entrambi gli algoritmi continuano a fissare lo stesso prezzo, periodo dopo periodo."

### *Outcomes*

I parametri  $\alpha$  e  $\beta$  determinano di conseguenza i profitti medi, i quali dai risultati dell'esperimento variano tra il 70% e il 90%, evidenziando come gli algoritmi tendano a raggiungere risultati sopra-competitivi. I risultati suggeriscono che "I profitti sono raramente più alti rispetto a quelli in caso di monopolio, ma sono quasi sempre più alti rispetto a quelli in equilibrio di Nash. La dispersione dei prezzi è bassa e le imprese tendono a fissarli in maniera simmetrica." (Calvano et al. 2018b)

## Strategie e deviazioni

Dai risultati visti prima deriva che all'aumentare delle interazioni fra imprese, i profitti tendono ad alzarsi, provando che gli algoritmi di Q-Learning fissano prezzi sovra-competitivi. Lo studio ha poi analizzato due scenari per verificare che tale risultato non derivi da una mera incapacità degli algoritmi di raggiungere l'equilibrio di Bertrand-Nash.

La logica è la seguente: se i prezzi fissati dagli algoritmi derivassero da errori o limitazioni, allora essi dovrebbero presentarsi anche quando la collusione è impossibile.

Calvano et al. (2018b) analizzano tale fattispecie, assumendo che gli algoritmi non abbiano memoria e che il tasso di sconto sia pari a 0. Esplicitamente,  $k=0$  e  $\delta = 0$ .

Analizzando la variazione dei profitti sotto questa casistica, si è giunti alla conclusione che “gli algoritmi imparano a giocare l'equilibrio competitivo solo quando questo è l'unico equilibrio possibile. Se non giocano tale equilibrio competitivo quando ne esistono multipli, deve essere perché hanno imparato altre strategie più sofisticate.”

Per dimostrare che gli algoritmi attuano un comportamento strategico, si è proceduto ad analizzare il loro comportamento in caso di deviazione.

Terminato il processo di apprendimento, uno dei due algoritmi è stato forzato, manualmente, a deviare, anche per più periodi, per derivare poi le cd “funzioni impulso-risposta”.

La figura 5 mostra le variazioni di prezzo e di profitti in seguito alla deviazione da parte di un agente. È evidente che ad una deviazione segue una punizione sufficientemente dura da rendere tale comportamento non profittevole. Tuttavia, la punizione non permane a lungo, bensì è temporanea. Quando l'impresa decide di terminare la deviazione, l'altra reagisce terminando la punizione. (Calvano et al. 2018b, p. 15-19)

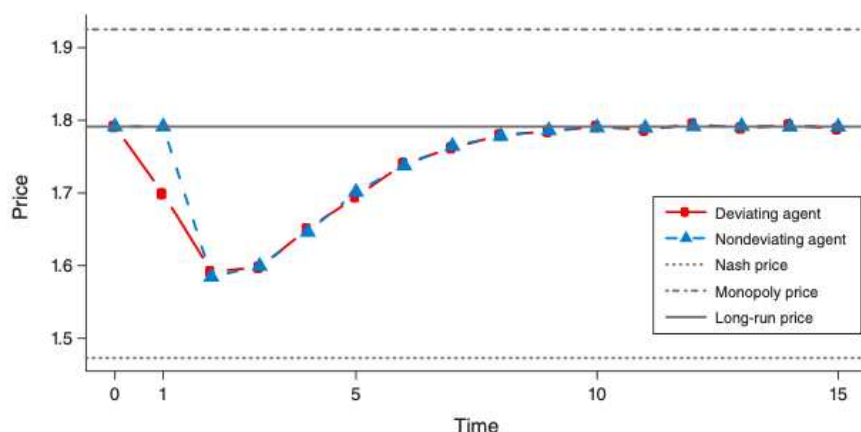


Figura 5:  
Meccanismo  
deviazione-  
punizione. Fonte:  
Calvano et al.  
(2018b.)

### CAPITOLO 3: IMPLICAZIONI NORMATIVE

Ad oggi la disciplina normativa e sanzionatoria della collusione a livello comunitario è dettata dall'art. 101 TFEU, che commina la nullità di tutti gli accordi e le pratiche concordate tra imprese che possano alterare la libera circolazione di merci e servizi tra gli Stati membri e che “abbiano per oggetto o per effetto l'impedimento, la restrizione o il falsamento della concorrenza”.

Tale disciplina è all'evidenza incentrata su un concetto di collusione umana, in quanto è fondata sul concetto di “accordo”, che implica per definizione un incontro di volontà, definito come “concorrenza di volontà tra operatori economici sull'implementazione di una determinata politica o sul raggiungimento di un determinato obiettivo”. (OECD 2017)

Un simile concetto mal si attaglia al fenomeno della collusione algoritmica, frutto dell'elaborazione della macchina che si determina a prescindere dalla volontà umana una volta che il processo di elaborazione informatico ha preso avvio: gli algoritmi imparano a colludere senza l'intervento umano.

Pertanto, a meno di non voler rinunciare a priori a una regolamentazione del fenomeno ritenendo con Calvano et al. (2020) che “non c'è responsabilità a meno che le corti non dimostrino che l'IA ha una mente, una coscienza e una volontà” -scenario poco auspicabile data la diffusione dell'AI presente e prevedibilmente futura- , è necessario interrogarsi sul concetto di accordo, sulla sua possibile estensione anche alle comunicazioni tra macchine e sul possibile criterio di attribuzione di responsabilità delle pratiche collusive ai soggetti - persone fisiche e giuridiche- che dell'AI si avvalgono, anche nell'ottica di fornire alle imprese delle guidelines sulle pratiche da evitare perché illegali.

La questione allo stato è ancora abbozzata e non vi sono approdi normativi efficaci; tuttavia, le direttrici del ragionamento giuridico che emergono nel panorama dottrinario sono due.

Da un lato spostare il focus della ricerca delle prove delle pratiche collusive dalle “evidenze di comunicazioni”, verbali e/o scritte, le quali hanno come risultato un “incontro di menti”, “concorrenza di volontà” o “*conscious commitment*” a non competere) alle regole di condotta adottate da ciascuna impresa per verificare l'idoneità a prevenire la collusione algoritmica. (Calvano et al. 2020, p.1)

Dall'altro, modificare i criteri di attribuzione della responsabilità per le pratiche collusive. Mehra (2016) identifica tre scelte diverse in tema di attribuzione della responsabilità. Infatti, essa può ricadere su: l'impresa che produce l'algoritmo, sull'impresa che usa l'algoritmo oppure è necessario considerare la più improbabile fattispecie per cui la responsabilità non ricade su nessuno.

La difficoltà principale sta nel determinare se il soggetto economico possa anticipare il risultato collusivo raggiunto dagli algoritmi di cui fa uso, tenendo conto al tempo stesso del margine di controllo che egli ha su tale strumento e sapendo che i recenti sviluppi hanno portato ad una loro indipendenza e autonomia sempre maggiore. (OECD 2017)

Tra le misure normative tradizionali già esistenti e applicate alla collusione tradizionale, l'OECD (2017) ne identifica alcune che possono essere applicate anche al caso di collusione algoritmica, con risultati ancora non definiti.

Il primo intervento consiste nella promozione degli studi di mercato. Questi ultimi, analizzando i diversi mercati e i plurimi casi di collusione, servono per individuare tutti i potenziali fattori e caratteristiche strutturali che potrebbero aumentare la probabilità che le imprese raggiungano tale accordo.

Gli studi di mercato hanno diversi effetti. Gli sforzi risultanti da essi possono essere usati come raccomandazioni per future regolamentazioni, per fornire degli spunti e focalizzare l'attenzione delle autorità su elementi che non erano ancora stati identificati come potenzialmente incidenti sulla tendenza alla collusione. Oltretutto, possono essere utili alle imprese stesse, le quali, avendo una visione più ampia e maggiore consapevolezza, possono adottare linee di comportamento e regole di condotta al fine di non cadere in comportamenti illeciti.

Il secondo approccio comporta un maggior controllo *ex ante* sulle fusioni tra imprese che adottano gli algoritmi, specialmente per le imprese operanti nei mercati digitali. L'obiettivo è quello di analizzare le conseguenze della fusione sulle caratteristiche di mercato (come, ad esempio, una maggior trasparenza o un aumento dei contatti di multi-mercato), prima ancora che avvenga.

Se in passato le autorità erano preoccupate soprattutto da fusioni che portavano il mercato da 3 a 2 operatori, con l'uso degli algoritmi nasce la necessità di tenere conto anche di quelle fattispecie che ne coinvolgono 4 o più, non limitandosi perciò solo al caso di duopolio.

Inoltre, bisogna considerare che fusioni che coinvolgono due o più imprese di grandi dimensioni, potrebbero essere più pericolose, e tendere ad un equilibrio sovra-competitivo più facilmente, vista la circolazione di un elevato volume di dati e di informazioni che vengono poi sfruttati dall'algoritmo e che migliorano le sue prestazioni.

Le autorità affiancano alle misure tradizionali proposte di interventi regolamentativi che hanno diversi obiettivi.

Saurwein et al. (2015) definiscono uno spettro di soluzioni che vanno da regolamentazioni a livello di istituzioni, a regolamentazioni dei mercati e degli algoritmi stessi.

L'OECD (2017) propone tre diversi elementi su cui le autorità potrebbero intervenire al fine di limitare la libertà delle imprese e degli algoritmi e prevenire di conseguenza l'insorgere di equilibri collusivi.

Il primo elemento è il prezzo di mercato. In particolare, si potrebbe fissare un tetto massimo al prezzo raggiungibile dalle imprese che, se superato, indicherebbe un potenziale segnale d'allarme. Ciononostante, tale pratica condurrebbe ugualmente ad una limitazione della competitività del mercato e perciò tale pratica viene considerata inefficiente. Infatti, tra le conseguenze negative annoverabili vi sono una diminuzione dell'incentivo allo sviluppo e all'innovazione, vista l'impossibilità di raggiungere profitti più elevati.

Il secondo intervento potrebbe riguardare le caratteristiche strutturali dei mercati che sono state identificate come potenzialmente incidenti sulla probabilità di collusione. Tra queste, la trasparenza e la frequenza di interazione. Limitando o regolamentando tali caratteristiche, si potrebbe evitare l'insorgere di collusione. Anche in questo caso però la pratica viene considerata inefficiente, andando ad incidere negativamente sui consumatori, i quali avrebbero meno potere decisionale e minore conoscenza sulle offerte di mercato, e sul meccanismo di aggiustamento dei prezzi.

L'ultimo elemento su cui si potrebbe far leva è il design stesso degli algoritmi. Unendo le forze di ingegneri, informatici ed economisti, si potrebbe fare in modo di rendere i processi decisionali degli algoritmi più trasparenti e monitorabili. I meccanismi che costituiscono dei segnali d'allarme per le autorità sono la sincronicità dei movimenti dei prezzi fra competitors e l'asimmetria delle risposte ai cambiamenti di prezzo.

Questi due elementi se presenti insieme infatti potrebbero costituire degli indizi su un possibile accordo collusivo. Andando a richiedere che gli algoritmi non reagiscano immediatamente alle mosse dei competitor o richiedendo l'aggiunta di un "modulo addizionale" durante la programmazione dell'algoritmo che lo porti a spiegare verbalmente le proprie mosse, si potrebbe rendere più trasparente il suo funzionamento e quindi rendere il fenomeno collusivo più facilmente rintracciabile. (Calvano et al. 2020, p.3)

## CONCLUSIONI

L'Intelligenza Artificiale sta dimostrando una forte pervasività in plurimi settori e un ampio spettro di applicazioni, portando con sé sia benefici che criticità. Ciononostante, ci si prospetta che nel futuro la gamma di azioni che essa potrà intraprendere sia sempre maggiore. Per quanto in un mondo sempre più frenetico la velocità e l'automazione siano requisiti che vengono via via sempre più ricercati, non bisogna perdere di vista il quadro generale quando si valuta l'inserimento di tale strumento nelle dinamiche economiche, ignorando l'insorgere di possibili restrizioni della concorrenza.

Nei mercati la sua implementazione è ancora limitata, sia perché manca una regolamentazione definitiva, sia perché i suoi effetti sono ancora ambigui.

Ciò che è importante sottolineare, e che ho potuto constatare durante la fase di raccolta delle informazioni, è che il tema non si limita ad una visione prettamente economica. Le dimensioni che essa permea sono molteplici. Questo è la prima considerazione di cui devono tener conto le Autorità.

È necessario, infatti, servirsi non solo di giuristi, ma di economisti, ingegneri e informatici, al fine di avere una visione a 360 gradi e assicurarsi di avere chiaro il quadro di riferimento.

La sfida principale è il bilanciamento tra tutela - della concorrenza e dei consumatori- e libertà di sviluppare e ampliare i mercati, raggiungendo configurazioni nuove.

Ciò però necessita uno sforzo aggiuntivo: comprendere se gli strumenti regolamentativi ad ora utilizzati siano effettivamente sufficienti o meno e considerino tutte le fattispecie che possono insorgere, oppure se vi sia la necessità di rinnovarli.

Il 14 giugno 2023 il Parlamento europeo si è espresso sul tema, esplicitando la propria posizione in seguito all'emanazione dell'IA Act.. Tale documento tratta delle diverse sfide poste dalla crescente digitalizzazione, ponendo delle fondamenta che fungono da basi per comprendere come approcciarsi, in modo sicuro e trasparente, a questa novità.

Si evidenzia così una tendenza crescente ad accettare l'inclusione delle macchine nel mondo di tutti i giorni, mantenendo però degli standard da rispettare al fine di non abusarne.

## BIBLIOGRAFIA

A. M. TURING, I. COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE, [online]*Mind*, Volume LIX, Issue 236, October 1950, Pages 433–460. Disponibile su: <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>..[Consultato il 23 agosto 2023].

CALVANO, E., CALZOLARI, G., DENICOLO, V. e PASTORELLO, S., (2018). Algorithmic Pricing: What Implications for Competition Policy? *SSRN Electronic Journal* [online].. Disponibile su: doi: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3209781>[Consultato il 23 agosto 2023]

CALVANO, E., CALZOLARI, G., DENICOLO, V., &PASTORELLO, S. (2018). Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing and Collusion. *SSRN Electronic Journal*. [online]. Disponibile su: doi: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3304991> [Consultato il 23 agosto 2023].

CALVANO, E., CALZOLARI, G., DENICOLO, V., HARRINGTON, J. E. e PASTORELLO, S., (2020). Protecting consumers from collusive prices due to AI. *Science* [online]. **370**(6520), 1040–1042.. Disponibile su: doi: [10.1126/science.abe3796](https://doi.org/10.1126/science.abe3796) [Consultato il 23 agosto 2023]

CMA UK GOVERNMENT ECONOMIC PAPER Competition and Markets Authority Report. (2018). *Pricing algorithms. competition and markets authority (CMA)*. [online]

Disponibile su:

[https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment\\_data/file/746353/Algorithms\\_econ\\_report.pdf](https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/746353/Algorithms_econ_report.pdf). [Consultato il 23 agosto 2023]

GAUTIER, A., ITTOO, A. e VAN CLEYNENBREUGEL, P., (2020). AI algorithms, price discrimination and collusion: a technological, economic and legal perspective. *European Journal of Law and Economics* [online]. **50**(3), 405–435. Disponibile su: doi: [10.1007/s10657-020-09662-6](https://doi.org/10.1007/s10657-020-09662-6)[Consultato il 23 agosto 2023].



LI, Q., PHILIPSEN, N. e CAUFFMAN, C., (2023). AI-enabled price discrimination as an abuse of dominance: a law and economics analysis. *China-EU Law Journal* [online]..  
Disponibile da: doi: [10.1007/s12689-023-00099-z](https://doi.org/10.1007/s12689-023-00099-z) [Consultato il 23 agosto 2023]

OECD (2017). Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age.  
[online] Disponibile da: <https://www.oecd.org/daf/competition/oecd-handbook-on-competition-policy-in-the-digital-age.pdf> [Consultato il 23 agosto 2023].

OXERA (2017). ‘When algorithms set prices: winners and losers’, *Discussion Paper*. [online]  
Disponibile su: <https://www.oxera.com/wp-content/uploads/2018/07/When-algorithms-set-prices-winners-and-losers.pdf> [Consultato il 23 agosto 2023].

MCCARTHY, J. (2007, November 12). What Is Artificial Intelligence? [online]. Disponibile su: <https://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.pdf>. [Consultato 23 Agosto 2023].

SOMALVICO, M. (1987). *Intelligenza artificiale*. [online] Scienza & vita nuova. Rusconi Editore. Milano  
Disponibile su: <https://schiaffonati.faculty.polimi.it/pubblicazioni/H1.pdf> . [Consultato il 23 agosto 2023].