

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

ALGORITMI E COLLUSIONE



Relatore

prof. Carlo Cambini

Candidata

Marta Appendini

Anno Accademico 2019/2020

Indice

1. Introduzione	3
1.1 Collusione e Competizione	5
1.1.1 Modello di Friedman	8
1.2 La disciplina della concorrenza nel diritto italiano	12
2. Algoritmi: concetti e definizioni	15
2.1 Applicazioni di algoritmi da parte delle imprese	19
2.2 Algoritmi ed efficienze dal lato dell'offerta	21
2.3 Algoritmi ed efficienze dal lato della domanda	22
2.4 Cenni di collusione algoritmica in letteratura	23
3. Tipologie di algoritmi che favoriscono la collusione	25
3.1 Algoritmi di monitoraggio	25
3.2 Algoritmi paralleli	26
3.3 Algoritmi di segnalazione	28
3.4 Algoritmi di self-learning	30
4. Analisi dell'impatto degli algoritmi	34
4.1 Caratteristiche strutturali	34
4.2 Fattori di domanda e offerta	36
4.3 L'impatto degli algoritmi sulla probabilità di collusione	38
4.4 Algoritmi e collusione tacita	39
5. Analisi della collusione ottenuta grazie agli algoritmi di pricing	40
5.1 Algoritmi di Q-learning	42
5.2 Simulazione	46
5.3 Risultati	49
5.4 Conclusioni e commenti sui risultati	56
5.5 Raccomandazioni sulla regolazione	57
6. Algoritmi e regolamentazione del mercato	59
6.1 Discussioni a favore della regolamentazione degli algoritmi	60
6.1.1 I rischi della "selezione algoritmica" oltre la collusione	61
6.1.2 Fallimenti di mercato	63
6.2 Possibili interventi regolatori	65
6.2.1 Opzioni istituzionali per governare gli algoritmi	65
6.2.2 Misure di trasparenza e responsabilità degli algoritmi	67
6.2.3 Regolazione per prevenire la collusione algoritmica	70
7. Conclusioni	72
8. Bibliografia e sitografia	74

1. Introduzione

L'importanza degli algoritmi nella vita di oggi non può essere sottovalutata. Secondo alcuni scienziati, gli algoritmi sono così pervasivi nella società moderna che prevedono e influenzano il modo in cui gli individui si comportano in quasi tutti gli aspetti della vita.

Sebbene pochi contestino i grandi vantaggi offerti dagli algoritmi, ci si domanda in che misura il processo decisionale umano possa essere supportato o addirittura sostituito dalle macchine e le implicazioni dell'automazione dei processi decisionali per la concorrenza.

La concorrenza nei principali mercati digitali è in qualche modo diversa dalla concorrenza nei mercati più tradizionali. Tale settore include spesso modelli di business basati su piattaforme, mercati multilaterali, effetti di rete ed economie di scala che rendono più complessi i problemi di concorrenza. Diversamente dalla maggior parte dei settori economici, poiché l'economia digitale sta diventando sempre più interconnessa, un coordinamento e una cooperazione tra imprese potrebbero essere inevitabili. Infine, i mercati digitali sono caratterizzati da alti tassi di investimento e innovazione, che portano a rapidi progressi tecnologici nel settore e ad una maggiore innovazione dirompente.

La crescente importanza dell'economia digitale ha richiesto alle autorità garanti della concorrenza di dedicare sempre più tempo alle industrie ad alta tecnologia e ad alta intensità di proprietà intellettuale. Poiché l'impatto del settore digitale va oltre le informazioni, i beni e i servizi in altre aree dell'economia, le autorità garanti della concorrenza stanno trovando le questioni relative all'economia digitale sempre più significative per il loro lavoro.

L'impatto dell'innovazione digitale sulla concorrenza e sul benessere sociale è stato ben documentato dall'**OCSE**¹.

Nel 2002 il comitato per la concorrenza dell'OCSE ha tenuto una discussione sulla revisione delle concentrazioni nei mercati emergenti ad alta innovazione. Da allora, l'OCSE ha tenuto discussioni su un'ampia varietà di argomenti correlati che vanno dalla concorrenza, ai brevetti e all'innovazione (2006 e 2009), all'economia digitale (2012), sulla **disruptive innovations**² (nei servizi legali, nei mercati finanziari e nel trasporto su strada) e più

¹ Organizzazione per la cooperazione e lo sviluppo economico. La missione dell'Organizzazione per la Cooperazione e lo Sviluppo Economico (OCSE) è promuovere politiche per il miglioramento del benessere economico e sociale delle persone in tutto il mondo. Il lavoro viene svolto con i governi per capire quali sono le forze che guidano i cambiamenti economici, sociali e ambientali, e lo si fa sotto forma di Forum. L'OCSE misura la produttività dei paesi e i flussi del commercio e degli investimenti su scala globale; analizza e compara dati per predire tendenze future; elabora standard internazionali su un ampio spettro di cose, dall'agricoltura alla fiscalità, alla sicurezza dei prodotti chimici. Estrapolando i fatti e le esperienze della vita reale, l'organizzazione emette raccomandazioni politiche in grado di migliorare la qualità della vita delle persone. Il lavoro viene svolto in collaborazione con le imprese, attraverso il Comitato consultivo per gli affari e l'industria dell'OCSE e con il mondo del lavoro, per il tramite del Comitato consultivo delle organizzazioni sindacali. Altrettanto lavoro viene svolto con le varie organizzazioni della società civile. Il filo comune del lavoro è l'impegno a collaborare, condiviso tra le economie di mercato, fondate su istituzioni democratiche e finalizzate al benessere di tutti i cittadini.

² L'espressione "Disruptive Innovation" indica tutte quelle innovazioni capaci di rivoluzionare il funzionamento di un mercato o di un settore arrecando danno alle grandi aziende consolidate preesistenti.

recentemente, sui big data (2016). Una delle preoccupazioni evidenziate era che l'uso dei dati e degli algoritmi avrebbe potuto consentire nuove forme di collusione.

Gli algoritmi stanno quindi cambiando il panorama competitivo offrendo l'opportunità alle imprese di ottenere risultati collusivi in modi che non richiedono necessariamente il raggiungimento di un accordo e neppure di un'interazione fra di loro.

La teoria economica suggerisce che esiste il rischio che gli algoritmi, migliorando la trasparenza del mercato e consentendo uno scambio molto frequente di informazioni e dati, aumentino la probabilità di collusione anche nei mercati che tradizionalmente sarebbero caratterizzati da una forte concorrenza.

Gli algoritmi potrebbero inoltre facilitare il coordinamento tacito, fornendo alle aziende meccanismi automatizzati per segnalare e attuare politiche comuni, nonché monitorare e punire le deviazioni. Verrà sottolineato come gli algoritmi possano rendere più probabile la collusione tacita sia nei mercati oligopolistici con elevate barriere all'ingresso e un alto grado di trasparenza, sia nei mercati in cui risultati collusivi taciti sarebbe difficile da sostenere nel tempo.

1.1 Collusione e Competizione

Nella microeconomia di base i soggetti si impegnano ad affrontare la formalizzazione e l'analisi dei mercati monopolistici e perfettamente concorrenziali. Gli attori che operano sul mercato sono le aziende. Nella teoria dei giochi, gli attori sono anche detti giocatori.

Per il termine **monopolio** si intende una forma di mercato in cui opera un solo attore. Dato il prezzo $p=p(Q)$, il monopolista vuole massimizzare il proprio profitto π_i .

$$\pi_i = Q \times p(Q) - c(Q)$$

Derivando e massimizzando tale funzione, il monopolista ottiene le quantità ottime Q^* e p^* , che poi immette sul mercato. La funzione può essere più o meno complicata, ma il procedimento è sempre lo stesso.

Nel caso di **concorrenza perfetta** invece, la funzione di profitto è data da:

$$\pi_i = q_i \times p - c(q_i)$$

Nelle ipotesi di concorrenza perfetta, si assume che le imprese siano price taker, ovvero che il prezzo sia dato, oltre che assumere un numero elevato di compratori e venditori e omogeneità del prodotto. Nella realtà il prezzo non è dato, ma nella sua piccola parte il soggetto i -esimo fissa il prezzo.

Tale modello viene assunto come benchmark, poiché garantisce il benessere collettivo. La realtà però è molto diversa dai modelli appena illustrati: si parla infatti di **oligopolio**. Tale modello rappresenta una situazione intermedia fra monopolio e concorrenza perfetta.

Si parla di oligopolio quando il mercato è caratterizzato da un numero finito di imprese, il cui potere di mercato è collettivamente condiviso. Le teorie di oligopolio possono essere classificate in base alla variabile strategica su cui le aziende decidono di competere: quantità o prezzo. Si definiscono due diverse teorie:

- **Competizione alla Cournot:** la variabile di riferimento è la quantità. I modelli di Cournot spiegano quei mercati in cui vi sono dei vincoli di capacità.
- **Competizione alla Bertrand:** tali modelli sono basati sui prezzi. Riguardano tutti quei mercati in cui non vi sono vincoli di capacità e la variabile di interesse è assolutamente il prezzo. Un esempio lampante potrebbe essere il mercato di Internet.

Nel caso di un duopolio, il profitto del primo attore sarà dato da:

$$\pi_1 = q_1 \times p(q_1 + q_2) - c(q_1)$$

Il primo soggetto è quindi ben consapevole del fatto che nell'istante in cui decide quale quantità q_1 immettere sul mercato, anche il secondo giocatore sta massimizzando il suo profitto, che risulta essere:

$$\pi_2 = q_2 \times p(q_1 + q_2) - c(q_2)$$

Le decisioni di un soggetto sono quindi influenzate da un altro soggetto, pertanto fra i due vi è un'interazione. Tale interazione viene detta "**interazione strategica**". Sia quest'ultima, sia l'oligopolio sono oggetto di studio della teoria dei giochi.

In breve, un gioco è una situazione decisionale caratterizzata da un'interazione strategica. I giocatori devono essere almeno due e sono rappresentati, come detto poc'anzi, da due imprese. Una delle assunzioni fondamentali della teoria dei giochi è la non cooperazione, ovvero si esclude che i giocatori possano sottoscrivere dei contratti prima dell'inizio del gioco. La cooperazione fra oligopoli viene chiamata **collusione**.

La **collusione** è un accordo tacito o non tacito stipulato tra varie parti, al fine di ottenere reciproci vantaggi.

Gli economisti distinguono due tipi di collusione:

- **Esplicita**. Comportamenti anticoncorrenziali mantenuti con accordi espliciti, siano essi scritti o orali. Il modo più diretto per le aziende di ottenere un risultato collusivo esplicito è interagire direttamente e concordare il livello ottimale di prezzo o produzione.
- **Implicita**. Forme di coordinamento anticoncorrenziale che possono essere realizzate senza che sia necessario un accordo esplicito, ma che i concorrenti sono in grado di mantenere riconoscendo la reciproca interdipendenza. In un contesto tacitamente collusivo, il risultato non competitivo viene raggiunto da ciascun partecipante che decide la propria strategia di massimizzazione del profitto indipendentemente dai suoi concorrenti. Ciò si verifica in genere in mercati trasparenti con pochi attori del mercato, in cui le imprese possono beneficiare del loro potere di mercato collettivo senza entrare in alcuna comunicazione esplicita.

Bisogna distinguere l'approccio economico, il quale considera la collusione un semplice risultato economico da quello giuridico, il quale non vieta la collusione in quanto tale, bensì gli accordi collusivi anticoncorrenziali che possono essere dimostrati con prove a supporto.

Ci si potrebbe chiedere perché sia meglio competere. La risposta è molto semplice: la competizione aumenta il benessere collettivo.

La **concorrenza**, è quella condizione nella quale più imprese competono sul medesimo mercato, producendo i medesimi beni o servizi (offerta) che soddisfano una pluralità di acquirenti (domanda).

Il concetto di **concorrenza** venne elaborato dai critici del mercantilismo a partire dalla seconda metà del XVIII secolo, in contrapposizione all'economia dirigista nella quale lo Stato determina cosa e quanto produrre.

Diversi esponenti dell'economia classica ritenevano che il mercato in sé sia in grado di regolarsi autonomamente; in proposito Adam Smith scriveva:

«Pura concorrenza vuol dire compenso a coloro che forniscono i beni migliori al prezzo più basso. Essa offre un compenso immediato e naturale che una folla di rivali si affanna ad ottenere, ed agisce con più grande efficacia di una punizione distante, dalla quale ciascuno può sperare di sfuggire»

(Adam Smith, La ricchezza delle nazioni)³

La concorrenza, quindi, sarebbe in grado di regolare da sola i meccanismi dell'economia; inoltre, il singolo, perseguendo il proprio interesse individuale, farebbe altresì il bene della collettività, secondo una nota massima di Jeremy Bentham:

"Generalmente non vi è nessuno che conosce i vostri interessi meglio di voi stessi, e nessuno che sia disposto con altrettanto ardore e costanza a perseguirli".

Di seguito verrà presentato un modello teorico di collusione fra due aziende.

³ Adam Smith fu un filosofo ed economista scozzese (Kirkcaldy 1723 – Edimburgo 1790). Venne ritenuto il primo degli economisti classici. Nel 1776 scrisse “An inquiry into the nature and causes of the wealth of nations” (titolo completo), un’opera composta da cinque libri, nella quale affrontò la questione dello sviluppo economico e della determinazione del valore di scambio

1.1.1 Modello di Friedman

L'applicazione del modello riguarda un oligopolio alla Cournot ripetuto indefinitamente nel tempo. Emergono così degli equilibri che non prevedono di giocare l'equilibrio di Cournot.

Si consideri un duopolio di imprese simmetriche. Si considerino inoltre i seguenti parametri di domanda e di costo:

- Domanda: $p = a - Q$ con $Q = q_1 + q_2$
- Costi: $c(q_i) = cq_i$

Le imprese competono alla Cournot, quindi per determinare le quantità di equilibrio si massimizzano i profitti delle rispettive imprese. Il procedimento è il seguente:

$$\pi_1 = pq_1 - cq_1 = (a - (q_1 + q_2))q_1 - cq_1$$
$$\frac{\partial \pi}{\partial q_1} = 0$$

Dalla derivata posta uguale a zero si ottiene la seguente curva di reazione:

$$q_1 = \frac{a - q_2 - c}{2}$$

Si svolge lo stesso procedimento anche per la seconda impresa, e si ottiene la seguente curva di reazione:

$$q_2 = \frac{a - q_1 - c}{2}$$

Siccome vi è simmetria, la quantità di equilibrio che si ottiene è la seguente:

$$q_1 = q_2 = q^* = \frac{a - c}{3}$$

Tale quantità è quella che viene offerta dall'oligopolista, e per semplicità la si indicherà con q^c .

La quantità offerta dal monopolista, invece, risulta essere la seguente:

$$q^M = \frac{a - c}{2}$$

Se le imprese si comportassero da monopoliste, offrirebbero ognuna la quantità di monopolio divisa per due, ottenendo:

$$q^M = \frac{a - c}{4}$$

Tale quantità non è tuttavia di equilibrio, perché si trova al di fuori delle curve di reazione. Se però le imprese si accordassero per produrre entrambe una quantità di monopolio, il loro profitto sarebbe maggiore.

Se le imprese producessero entrambe la quantità di equilibrio Cournot, il profitto sarebbe pari a:

$$\pi^c(q^c, q^c) = \frac{(a - c)^2}{9}$$

Se invece le imprese si mettessero d'accordo per produrre la quantità di monopolio il profitto risulterebbe:

$$\pi^M(q^M, q^M) = \frac{(a - c)^2}{8}$$

dunque, più alto.

Se il gioco fosse one shot, ovvero prodotto una sola volta, i due giocatori giocherebbero $q^c = \frac{a-c}{3}$, cioè la quantità di equilibrio, ottenendo però un profitto minore.

Se invece il gioco fosse ripetuto infinite volte, potrebbe accadere che i due giocatori giochino $q^M = \frac{a-c}{4}$, comportandosi da monopolisti per interesse.

Per esempio, se il giocatore 1 giocasse una Grim Strategy⁴, metterebbe al primo stadio la quantità q^M e poi osserverebbe negli stadi successivi ciò che è accaduto. Se tutti i giocatori hanno immesso q^M , allora anche il giocatore 1 continuerà a produrre quella quantità, altrimenti negli stadi successivi immetterà q^c .

Riassumendo, si produce la quantità di monopolio fintanto che anche gli altri giocatori la producono, ma appena qualcuno devia, si torna a produrre per tutti gli stadi successivi alla deviazione la quantità di equilibrio di Cournot.

Secondo la Grim Strategy infatti si parte colludendo, si osserva lo scenario negli stadi successivi e se tutti hanno rispettato l'accordo si continua a colludere, altrimenti si offre sul mercato q^c , che rappresenta la quantità di equilibrio.

Rimane da capire se una combinazione di strategie Grim sia equilibrio di Nash nei sotto giochi. Per dimostrarlo, si cerca l'esistenza di una strategia alternativa che permetta di avere un profitto maggiore.

La strategia ottimale alternativa alla Grim prevede di deviare subito al primo periodo, mentre nei periodi successivi si offre la quantità di Cournot.

⁴ Fa parte della famiglia delle trigger strategy, che sono applicate a dei giochi di durata infinita o indefinita. Il giocatore che gioca una Grim Strategy al primo stadio coopera, ovvero gioca una quantità che non è quella di equilibrio ma nel caso in esame è rappresentata dalla quantità di monopolio. Negli stadi successivi osserva quello che è accaduto nello stadio precedente. Se tutti i giocatori hanno cooperato, allora continua a cooperare. In caso contrario smetterà di cooperare per tutti gli stadi successivi del gioco. Se per caso l'avversario devia (trigger), il giocatore smetterà di cooperare anche se osserverà cooperazione in qualche stadio successivo alla deviazione.

La tit for tat è anch'essa una strategia che fa parte della famiglia delle trigger strategy. Inizia anch'essa con una cooperazione; se l'avversario devia, il giocatore smetterà di cooperare nello stadio successivo. Se poi l'avversario riprenderà a cooperare anche il giocatore nello stadio successivo coopererà. In sostanza, il giocatore copia le mosse osservate dal suo avversario.

La quantità di deviazione viene calcolata tenendo conto del fatto che l'avversario sta offrendo la quantità di monopolio. In base a tale informazione il giocatore deve capire qual è la quantità di deviazione ottima che massimizza il suo profitto.

$$\pi\left(q^D, \frac{a-c}{4}\right) = \left(a - q^D - \frac{a-c}{4}\right)q^D - cq^D$$

Dove q^D rappresenta la quantità di deviazione. Massimizzando il profitto si ottiene:

$$\frac{\partial \pi}{\partial q^D} = 0$$

$$q^D = \frac{3(a-c)}{8}$$

A questo punto si possono confrontare i profitti che si ottengono colludendo sempre oppure deviando subito al primo stadio.

Se si gioca una Grim Strategy in risposta ad una Grim Strategy (ovvero rispetto l'accordo di collusione), si ottiene il seguente payoff:

$$\pi(q^M, q^M) = \sum_0^{\infty} \frac{(a-c)^2}{8} \delta^i = \frac{(a-c)^2}{\delta(1-\delta)}$$

δ è un fattore di sconto, dato dalla seguente espressione:

$$\delta = \frac{1}{1 + \frac{r}{f}} h(1+g)$$

Dove:

- r è il tasso di sconto annuale
- f è la frequenza di interazione (se le imprese interagiscono frequentemente hanno più incentivi a colludere)
- h è la probabilità che il gioco termini all'istante successivo
- g è il tasso di crescita dei profitti nel settore

Se invece si scegliesse di deviare mentre il nostro avversario gioca la quantità q^M , il payoff risulterebbe:

$$\pi = \pi(q^D, q^M) + \sum_1^{\infty} \frac{(a-c)^2}{9} \delta^i$$

$$\pi = \frac{9(a-c)^2}{64} + \frac{\delta(a-c)^2}{9(1-\delta)}$$

Affinché giocare una Grim Strategy sia la soluzione migliore occorre che il payoff sia più alto della strategia alternativa.

$$\frac{(a-c)^2}{\delta(1-\delta)} \geq \frac{9(a-c)^2}{64} + \frac{\delta(a-c)^2}{9(1-\delta)}$$

$$\delta \geq \frac{9}{17}$$

Se $\delta \leq \frac{9}{17}$, q^M è una quantità troppo piccola per sostenere tacitamente la collusione. Il giocatore in tal caso è più concentrato sul presente: il vantaggio che ottiene deviando nel primo periodo è più che sufficiente per bilanciare i vantaggi che otterrebbe colludendo.

Riassumendo:

- $\delta = 0$ non c'è posto per la collusione e l'unico equilibrio è quello di Cournot
- $\delta \leq \frac{9}{17}$ $q^M < q^* < q^C$
- $\delta > \frac{9}{17}$ si può sostenere la collusione e produrre la quantità di monopolio

Infine, l'analisi del modello viene conclusa con una domanda: è più semplice trovare collusione in situazioni espansive o di regressione del ciclo economico?

Secondo l'**interpretazione anticiclica**, se la domanda fluttua l'andamento dei prezzi sarà anch'esso anticiclico. Deviare significa aumentare l'offerta e abbassare i prezzi, di conseguenza conviene farlo nei periodi di grande espansione del ciclo economico. Nei momenti di recessione invece, quando i prezzi sono alti è più probabile che le imprese colludano per aumentare i profitti.

L'**ipotesi di Green-Porter** invece afferma che se non si osserva una fluttuazione della domanda può accadere che l'impresa devii di nascosto (per esempio mediante degli sconti segreti). Le altre imprese se ne accorgono nel momento in cui osservano un calo della loro domanda. Il problema consiste nel capire se la riduzione di domanda sia dovuta ad una deviazione oppure sia semplicemente dovuta ad un calo della domanda aggregata.

1.2 La disciplina della concorrenza nel diritto italiano

Alla disciplina della concorrenza sono soggetti tutti gli imprenditori, anche se piccoli o agricoli. Il legislatore italiano fissa alcuni principi guida, partendo dal presupposto della libertà di concorrenza (art. 41 Cost.): consente limitazioni legali della concorrenza per fini di utilità sociale (art. 4, 3o comma, Cost.) e la creazione di monopoli legali in settori specifici (art. 43 Cost.); consente limitazioni negoziali della concorrenza, purché non comportino la completa rinuncia alla libertà di iniziativa economica presente e futura (art. 2596); assicura l'ordinato e corretto svolgimento della concorrenza nel sistema economico attraverso la repressione degli atti di concorrenza sleale. Da questi punti manca una normativa antimonopolistica, che è stata colmata parzialmente dalla disciplina antitrust della CEE (limitatamente al mercato comune) e più a fondo dalla legge 10-10-1990, n. 287.

Il principio cardine della legislazione antimonopolistica dell'Unione europea è che la libertà di iniziativa economica e la competizione tra imprese non possono tradursi in atti e comportamenti che pregiudicano significativamente e a lungo lo svolgimento della concorrenza nel mercato. Ad ogni modo, tale legislazione riguarda solamente il mercato comunitario. La legislazione nazionale ha recepito tale principio fondamentale nella legge 10-10-1990, n. 287. A questa si sono aggiunte norme specifiche a garantire il pluralismo dell'informazione di massa, relative all'editoria e al settore radiotelevisivo. La legge 287/1990 ha istituito un apposito organo pubblico indipendente: l'Autorità garante della concorrenza e del mercato. Questa vigila sul rispetto della normativa antitrust e commina le sanzioni necessarie. La disciplina italiana ha carattere residuale, applicandosi solo al mercato esclusivamente locale, poiché sono le norme dell'Unione che regolano il mercato comunitario.

I tre fenomeni rilevanti per la **disciplina antitrust** nazionale sono: **le intese restrittive della concorrenza, l'abuso di posizione dominante e le concentrazioni.**

L'articolo 2596 del Codice civile pone in generale tre vincoli:

- Patto di non concorrenza deve essere provato per iscritto
- Non può avere data superiore a cinque anni
- Deve essere circoscritto ad una determinata zona

Le **intese** sono accordi tra imprese tali da limitare la propria libertà di azione sul mercato. Le intese anticoncorrenziali non sono sempre vietate: sono vietate solo quelle intese che "abbiano per oggetto o per effetto di impedire, restringere o falsare in maniera consistente il gioco della concorrenza" all'interno del mercato o in una sua parte rilevante (artt. 2 legge 287/1990 e 81 Trattato Ce). Le intese vietate sono nulle; chiunque può agire in giudizio per farne accertare la nullità. L'autorità adotta i provvedimenti per la rimozione degli effetti anticoncorrenziali già prodotti e commina le relative sanzioni pecuniarie.

Esistono altre forme di intese:

1. Consorzi. Nascono nel 42, per dare veste giuridica ai cartelli e ai Trust. L'articolo 2602 del Codice civile definisce il consorzio come un contratto tra due o più imprenditori che istituiscono un'organizzazione comune per la disciplina e lo svolgimento di alcune fasi dell'attività. In linea di massima si fa un consorzio quando nasce l'esigenza di mettere assieme delle fasi o dei processi dell'attività per giungere ad un risultato che diversamente

non avrebbe raggiunto da sola la singola attività. La differenza con il contratto di rete è che il consorzio dà vita ad una nuova società consortile (nuovo soggetto giuridico) formata da un'assemblea e da un'organizzazione complessa. Nulla vieta al contratto di rete di costituire un'assemblea, ma a questo punto viene da pensare come mai non si sia pensato ad un consorzio. È necessaria per il consorzio la forma scritta, pena la nullità. La durata massima del consorzio non può eccedere i dieci anni. Per i consorzi esterni c'è anche l'obbligo di iscrizione nel registro delle imprese, oltreché una serie di vincoli, quali indicare l'organo di amministrazione e il nome dei componenti e così via. I consorziati (art. 2615 cc) sono responsabili solidalmente con il fondo consortile per le obbligazioni assunte dal consorzio.

2. Contratti di rete. Versione che trova applicazione negli ultimi anni, si potrebbe dire una versione aggiornata del consorzio. È disciplinato dal decreto legislativo del 2009, art. 3. Il contratto di rete deve essere redatto mediante atto pubblico/scrittura autenticata e deve essere iscritto nel registro delle imprese. A differenza del consorzio, come già detto, il contratto di rete non necessariamente crea un nuovo soggetto giuridico, è pensato proprio per rendere più semplice la partecipazione ad esso e l'organizzazione in sé. È comunque necessario indicare nel contratto come vengono prese le decisioni, siccome non esiste un'assemblea costituita.

3. Associazione temporanea. Accordo informale temporaneo fra imprese il cui scopo è partecipare assieme ad un progetto per arrivare ad un determinato risultato. Si pensi a gare d'appalto.

4. Joint venture. È una particolare associazione temporanea fra imprese che partecipano agli utili e alle perdite.

Anche l'**acquisizione di una posizione dominante** non è vietata in sé; ne è vietato l'abuso, ossia lo sfruttamento di tale posizione per pregiudicare la concorrenza effettiva. In particolare, è vietato: imporre prezzi o altre condizioni contrattuali ingiustificatamente gravosi; impedire o limitare la produzione o gli accessi al mercato; applicare condizioni oggettivamente diverse per prestazioni equivalenti. Accertato l'abuso di posizione dominante, l'Autorità competente ne ordina la cessazione e infligge sanzioni pecuniarie.

Infine, anche le **concentrazioni** non sono vietate. Si ha concentrazione quando due o più imprese si fondono giuridicamente, diventano un'unica entità economica o costituiscono un'impresa societaria comune. Le concentrazioni sono illecite solo quando danno luogo a gravi alterazioni del regime concorrenziale del mercato, ovvero sono illecite quelle di maggior dimensione. Pertanto, le operazioni di concentrazione che superano determinate soglie di fatturato devono essere comunicate all'Autorità competente, che può vietarle o prescrivere misure correttive ogniqualvolta avrebbero effetti distorsivi per la concorrenza rilevanti e durevoli. Se l'operazione di concentrazione viene ugualmente eseguita, l'Autorità può infliggere sanzioni fino al 10% del fatturato.

Tutte queste tipologie di intese e collaborazioni apparenti sono tenute sotto controllo dall'Antitrust al fine di preservare e disciplinare la concorrenza sul mercato.

A tale scopo si è pensato di indicare tutti quei comportamenti che possono ledere al mercato, chiamati atti di concorrenza sleale.

La competizione infatti gode di ampia libertà di azione, ma può essere anche aggressiva: il danno che un imprenditore subisce a causa della sottrazione della clientela all'interno del normale gioco concorrenziale non è certamente danno ingiusto e risarcibile.

È quindi di interesse generale che la competizione si svolga in modo corretto e leale. Pertanto, la disciplina della concorrenza di cui agli artt. 2598-2601 pone delle regole in proposito.

Nello svolgimento della competizione è vietato servirsi di mezzi e tecniche non conformi ai principi della correttezza professionale (art. 2598), tipicamente **atti di confusione**, di **denigrazione** e di **vanteria**. Tali atti sono **atti di concorrenza sleale** e sono repressi e sanzionati anche se compiuti senza dolo o colpa e senza che abbiano arrecato un effettivo danno ai concorrenti: è sufficiente il danno potenziale. Contro questi atti scattano le sanzioni dell'inibitoria alla continuazione degli atti e dell'obbligo di rimozione degli effetti prodotti. In presenza di dolo o colpa e di un danno patrimoniale attuale, si ha diritto al risarcimento da parte del danneggiato. Sono legittimati ad agire contro gli atti di concorrenza sleale solo gli imprenditori concorrenti e le loro associazioni di categoria.

È tutelato anche l'interesse dei consumatori: la loro avviene, per i casi più gravi, attraverso la repressione penale delle frodi in commercio.

È **atto di concorrenza sleale** ogni atto idoneo a creare confusione con i prodotti o con l'attività di un concorrente. Sono espressamente indicati l'uso di nomi o segni distintivi idonei a produrre confusione con quelli già adottati da altri e l'imitazione servile dei prodotti di un concorrente, ovvero la sistematica riproduzione delle forme esteriori dei prodotti altrui.

Sono atti di concorrenza sleale anche gli atti di denigrazione e l'appropriazione di pregi di prodotti altrui. Un esempio è la pubblicità iperbolica o superlativa, volta a far passare l'idea che il proprio prodotto sia il solo a possedere qualità o pregi non oggettivi, implicitamente negati agli altri. La pubblicità comparativa non è sempre atto di concorrenza sleale: lo è quando identifica anche implicitamente un concorrente. La pubblicità comparativa è lecita se è fondata su dati verificabili, non ingenera confusione e non comporta discredito o confusione.

La terza categoria, residuale, degli atti di concorrenza sleale comprende "ogni altro mezzo non conforme ai principi della correttezza professionale e idoneo a danneggiare l'altrui azienda". Tra questi, la pubblicità menzognera, la concorrenza parassitaria (sistematica imitazione delle iniziative del concorrente), il dumping, la sottrazione di dipendenti particolarmente qualificati attuata con mezzi scorretti.

Esiste ancora una categoria di cosiddette **pratiche commerciali scorrette**:

- Pratiche ingannevoli
- Pratiche aggressive

Si può ricorrere in questo caso a risarcimento del danno e nel caso di dolo o violenza anche ad annullamento del contratto. Si può anche segnalare questo tipo di comportamento all'autorità che prenderà provvedimenti.

2. Algoritmi: concetti e definizioni

Un **algoritmo** è un procedimento matematico formato da un insieme di passaggi che devono essere svolti secondo un preciso ordine per poter risolvere un determinato problema.

Gli algoritmi possono essere rappresentati in diversi modi, per esempio tramite linguaggi semplici, diagrammi o codici in modo da renderli eseguibili da un calcolatore.

Con l'evoluzione della tecnologia il processo di esecuzione degli algoritmi si è automatizzato, permettendo all'essere umano di compiere calcoli molto complessi che altrimenti non riuscirebbe a portare a termine.

L'**apprendimento automatico** (noto anche come **machine learning** o **ML**) è una branca dell'intelligenza artificiale che raccoglie un insieme di metodi, quali statistica computazionale, riconoscimento di pattern, reti neurali artificiali, filtraggio adattivo, teoria dei sistemi dinamici, elaborazione delle immagini, data mining, algoritmi adattivi, volti a migliorare progressivamente le performance di un algoritmo nell'identificazione di pattern nei dati.

Nell'ambito dell'informatica, il machine learning insegna a computer e a robot a compiere azioni ed attività imparando dall'esperienza. In sostanza, gli algoritmi di machine learning usano metodi matematico-computazionali per apprendere informazioni direttamente dai dati, senza modelli matematici ed equazioni predeterminate.

Si differenzia dalla programmazione tradizionale perché predispone in una macchina l'abilità di apprendere qualcosa dai dati in maniera autonoma, senza che debba essere stata programmata per farlo, migliorando così le sue prestazioni.

Gli algoritmi di machine learning possono essere classificati in tre categorie:

- **Supervised learning**, nel quale l'algoritmo utilizza un campione di dati etichettati per apprendere una regola generale che associa input a output.
- **Unsupervised learning**, dove l'algoritmo tenta di identificare strutture e schemi nascosti da dati senza etichetta.
- **Reinforcement learning**, in cui l'algoritmo esegue un'attività in un ambiente dinamico e apprende attraverso prove ed errori.

Indipendentemente dal ML utilizzato, si trova qualche difficoltà ad elaborare 'dati grezzi'. Ciò significa che prima di attingere informazioni dai database bisogna selezionarle. Prenderle tutte significherebbe avere un'enorme quantità di dati difficili da gestire.

Per estrarre solo le informazioni rilevanti si può procedere manualmente oppure in modo automatico attraverso dei modelli chiamati **deep learning models**. I procedimenti sono illustrati in figura.



Diagramma di flusso di ML



Diagramma di flusso di DL

Il **deep learning**, la cui traduzione letterale è “apprendimento profondo”, è una sottocategoria del machine learning che rappresenta quella branca dell’intelligenza artificiale che fa riferimento agli algoritmi ispirati alla struttura e alla funzione del cervello umano. Le architetture sulle quali si costruiscono questi algoritmi sono chiamate reti neurali artificiali.

Esso quindi è in grado di estrarre facilmente i dati più importanti da un database molto esteso. Mentre gli algoritmi di machine learning tradizionali sono lineari, gli algoritmi di deep learning sono strutturati in una gerarchia di complessità e astrazione crescenti. Di conseguenza, esso consente ai computer di apprendere più rapidamente e con maggiore precisione rispetto all'apprendimento automatico convenzionale.

Le architetture di deep learning sono per esempio state applicate nella computer vision, nel riconoscimento automatico della lingua parlata, nell’elaborazione del linguaggio naturale, nel riconoscimento audio e nella bioinformatica (l’utilizzo di strumenti informatici per descrivere dal punto di vista numerico e statistico determinati fenomeni biologici come le sequenze di geni, la composizione e la struttura delle proteine, i processi biochimici nelle cellule, ecc.).

Il deep learning viene usato anche nel settore sanitario, dove sono stati creati algoritmi di riconoscimento delle immagini per rilevare il carcinoma del melanoma in una fase precoce dall’analisi di talpe e lesioni, nonché per aiutare nella chirurgia del cancro al cervello rilevando le cellule cancerose da rimuovere. Ulteriori applicazioni in ambito sanitario comprendono l’analisi delle immagini ecografiche fetali per l’assistenza prenatale e l’esame delle radiografie per quantificare la gravità dell’osteoartrite del ginocchio.

Si potrebbe definire il deep learning come un sistema che sfrutta una classe di algoritmi di apprendimento automatico che:

1) usano vari livelli di unità non lineari a cascata per svolgere compiti di estrazione di caratteristiche e di trasformazione. Ciascun livello successivo utilizza l’uscita del livello precedente come input. Gli algoritmi possono essere sia di tipo supervisionato sia non

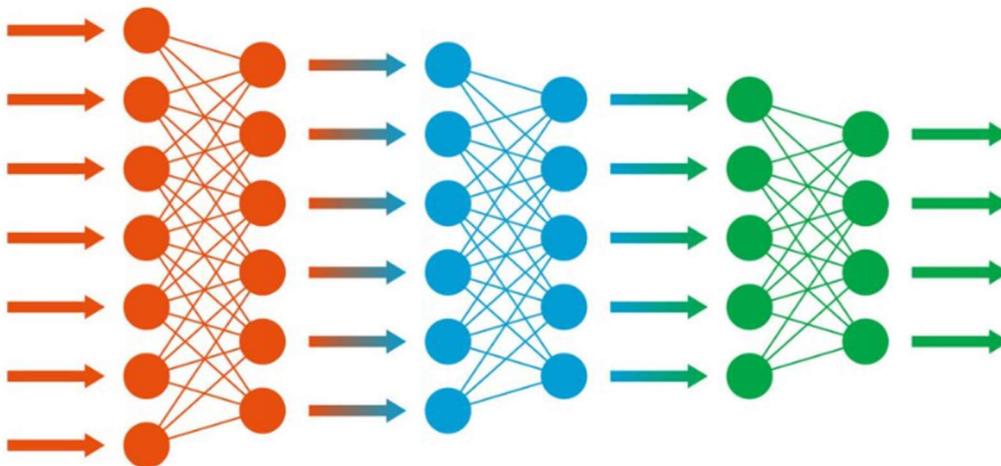
supervisionato e le applicazioni includono l'analisi di pattern (apprendimento non supervisionato) e classificazione (apprendimento supervisionato);

2) sono basati sull'apprendimento non supervisionato di livelli gerarchici multipli di caratteristiche (e di rappresentazioni) dei dati. Le caratteristiche di più alto livello vengono derivate da quelle di livello più basso per creare una rappresentazione gerarchica;

3) fanno parte della più ampia classe di algoritmi di apprendimento della rappresentazione dei dati all'interno dell'apprendimento automatico (Machine Learning);

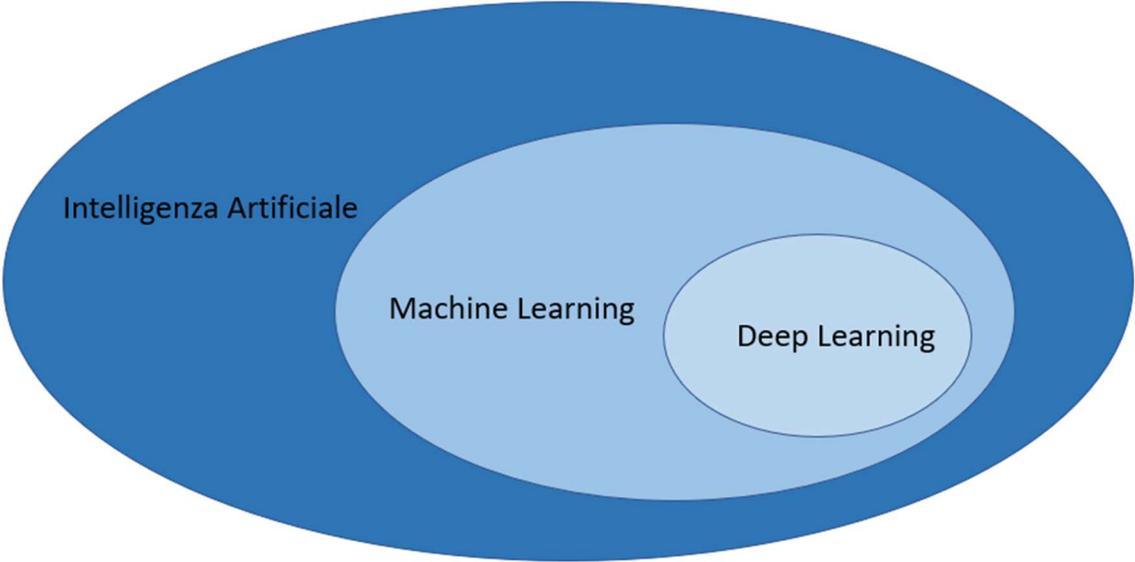
4) apprendono multipli livelli di rappresentazione che corrispondono a differenti livelli di astrazione; questi livelli formano una gerarchia di concetti.

Applicando il deep learning, avremo quindi una "macchina" che riesce autonomamente a classificare i dati ed a strutturarli gerarchicamente, trovando quelli più rilevanti e utili alla risoluzione di un problema (esattamente come fa la mente umana), migliorando le proprie prestazioni con l'apprendimento continuo. La figura riassume in maniera chiara il processamento dei dati.



Il problema degli algoritmi di deep learning è che il computer non tiene memoria del processo decisionale utilizzato per ottenere un determinato output. Dunque, i programmatori non sanno quali sono le informazioni estrapolate durante il processo di decisione che conduce ad un determinato risultato a prescindere dalla qualità di esso.

Lo schema riportato di seguito esprime il legame fra intelligenza artificiale, machine learning e deep learning.



2.1 Applicazioni di algoritmi da parte delle imprese

La crescente importanza degli algoritmi per la società è una diretta conseguenza della loro adozione da parte delle aziende, non solo nei mercati online, ma anche in molti altri settori ad alta tecnologia.

A questo proposito è stato introdotto il concetto di “**algorithmic business**” da Stucke ed Ezrahi (2016)⁵ che fa riferimento all'uso di algoritmi complessi per migliorare le decisioni aziendali e automatizzare i processi per la differenziazione competitiva. Il libro tratta di come gli acquirenti con accesso a Internet possano trovare un universo di prodotti a portata di mano. In questa esposizione stimolante, Ariel Ezrahi e Maurice Stucke invitano a dare uno sguardo più duro al paradiso odierno dello shopping digitale assistito da app.

Mentre i consumatori traggono molti benefici dall'acquisto online, i sofisticati algoritmi e i dati che rendono la navigazione così conveniente stanno cambiando anche la natura della concorrenza sul mercato e non sempre in meglio. I computer che colludono rappresentano un pericolo. Sebbene le leggi di lunga data impediscano alle aziende di fissare i prezzi, gli algoritmi basati sui dati possono monitorare rapidamente i prezzi della concorrenza e adeguare i propri prezzi di conseguenza. Quindi, ciò che è apparentemente vantaggioso - una maggiore trasparenza dei prezzi - ironicamente può finire per danneggiare i consumatori.

Un secondo pericolo è la discriminazione comportamentale. Qui, le aziende tracciano e profilano i consumatori per convincerli ad acquistare beni al prezzo più alto che sono disposti a pagare. L'ascesa di super piattaforme e la loro relazione "frenetica" con gli sviluppatori di app indipendenti solleva un terzo pericolo. Controllando le piattaforme chiave (come il sistema operativo degli smartphone), i monopoli basati sui dati determinano il flusso di dati personali e determinano chi può sfruttare i potenziali acquirenti.

Sebbene alcune aziende siano ancora nelle primissime fasi dell'adozione di algoritmi, un numero crescente di esse li utilizza per l'analisi predittiva e l'ottimizzazione dei processi aziendali.

L'**analisi predittiva** prevede lo sviluppo di algoritmi per misurare le probabilità di risultati futuri basati sull'analisi dei dati storici. I modelli predittivi possono essere utilizzati per stimare la domanda, prevedere le variazioni di prezzo, prevedere il comportamento e le preferenze del cliente, valutare i rischi e prevedere shock endogeni o esogeni che potrebbero influenzare l'ambiente di mercato, come l'ingresso di nuove imprese, le variazioni dei tassi di cambio o persino i disastri naturali. Tutte queste informazioni possono essere estremamente utili per migliorare il processo decisionale, consentendo alle aziende di pianificare in modo più efficiente le loro strategie aziendali.

Gli algoritmi possono anche essere implementati per **ottimizzare i processi aziendali**, consentendo alle aziende di ottenere un vantaggio competitivo riducendo i costi di

⁵ Virtual Competition: The Promise and Perils of the Algorithm-Driven Economy di Ariel Ezrahi e Maurice E. Stucke.

produzione e di transazione, segmentando i consumatori o fissando prezzi ottimali che rispondano efficacemente alle circostanze del mercato.

Questi algoritmi hanno molteplici applicazioni: vengono utilizzati in via precauzionale contro la frode, per ottimizzare la supply chain e addirittura per fare pubblicità mirata.

In ogni caso le aziende si servono degli algoritmi per migliorare la loro efficienza: è questo il fine ultimo indiscusso.

È utile fare una breve panoramica anche per quanto riguarda l'adozione degli algoritmi da parte dei governi.

Alcuni di questi algoritmi sono stati considerati un potente strumento per aiutare la polizia a rilevare una serie di crimini e identificare probabili sospetti. Allo stesso modo possono talvolta rilevare la **collusione fra due aziende da parte dell'Antitrust**.

Esistono infatti algoritmi in grado di rilevare anomalie di offerta e modelli di offerta sospetti analizzando semplicemente una grande quantità di dati.

L'uso di algoritmi per rilevare le offerte collusive e la condotta più generalmente possibile del cartello aprirà possibilità senza precedenti di mettere la tecnologia al servizio dell'applicazione pubblica antitrust.

2.2 Algoritmi ed efficienze dal lato dell'offerta

Dal lato dell'offerta queste tipologie di algoritmi offrono certamente più trasparenza, migliorando i prodotti già esistenti e creandone di nuovi.

Le efficienze dal lato dell'offerta consentono alle imprese di ridurre i costi di produzione migliorando l'allocazione delle risorse. Ciò si riflette nei prezzi più bassi per i consumatori. Gli algoritmi trovano in pochi secondi modelli e creano tendenze dei dati al fine di determinare le decisioni ottimali.

Le tecniche di deep learning consentono alle aziende di ottimizzare istantaneamente le proprie strategie commerciali a seguito di prove e feedback. Vi è un rapido progresso negli algoritmi di autoapprendimento per aiutare in quasi tutti i campi delle operazioni aziendali, in particolare pianificazione, commercio e logistica.

Certi algoritmi offrono diversi effetti: aiutano a migliorare, perfezionare o sviluppare prodotti e servizi in vari modi.

I motori di ricerca, per esempio, utilizzano i dati per fornire risultati di ricerca più pertinenti e di alta qualità. Basandosi sulle query e sui click degli utenti, essi sono in grado di identificare i risultati più pertinenti per una determinata domanda.

Alcuni siti di e-commerce utilizzano le informazioni sugli acquisti precedenti e la cronologia di navigazione per fornire consigli di acquisto personalizzati per gli utenti. I media online utilizzano la cronologia di navigazione e le informazioni personali per fornire altri articoli che potrebbero interessare ad un lettore.

Esistono poi algoritmi di determinazione del prezzo (si pensi ad Amazon), che consentono l'adeguamento e l'ottimizzazione costanti dei singoli prezzi in base a molti fattori, inclusi stock disponibili e domanda anticipata.

Più informazione si possiede, più precisi saranno gli algoritmi.

2.3 Algoritmi ed efficienze dal lato della domanda

Dal lato domanda invece gli algoritmi possono supportare le decisioni dei consumatori, creando effetti positivi sul benessere collettivo. Ciò avviene perché, esaminando le informazioni, si possono comprendere meglio le preferenze dei consumatori.

Gli algoritmi quindi aiutano i consumatori nelle loro decisioni di acquisto, con conseguenti significative efficienze della domanda.

Dal momento che gli algoritmi possono essere utilizzati per confrontare prezzi e qualità, prevedere le tendenze del mercato e prendere decisioni rapide, essi possono ridurre significativamente i costi di ricerca e transazione, ed aiutare così i consumatori a superare i pregiudizi e fare scelte più razionali, rafforzando il potere dell'acquirente.

Mentre una vasta gamma di algoritmi è disponibile per assistere nelle decisioni di acquisto, una nuova generazione di algoritmi può essere utilizzata per prendere ed eseguire decisioni per il consumatore comunicando direttamente con altri sistemi attraverso Internet. In questo caso, l'algoritmo identifica automaticamente un'esigenza, cerca un'offerta ottimale ed esegue la transazione. Questi algoritmi sono noti come "*digital half*" o "*digital butlers*".

La velocità ed il livello di informazioni che possono essere fornite dai "*digital butlers*" possono anche riguardare parametri diversi dal prezzo dell'offerta; la loro capacità di fare affidamento su ulteriori variabili competitive può essere molto importante nel processo decisionale. Tali algoritmi consentono ai consumatori di accedere alle informazioni comparative sui prezzi.

Gli algoritmi, inoltre, aiutano i consumatori a superare le tecniche di marketing manipolative. Non solo: i consumatori più inesperti fanno affidamento sugli algoritmi per ottimizzare i loro processi decisionali per quanto riguarda gli acquisti da fare.

Oltre alle pure efficienze dal lato della domanda, tali algoritmi hanno anche un effetto sugli incentivi dei fornitori a innovare e competere. Consentendo ai consumatori di confrontare un numero maggiore di offerte, essi possono aumentare la pressione competitiva sui fornitori.

Inoltre, gli algoritmi possono controllare e confrontare molte più variabili. Per esempio, possono riconoscere le forme di coordinamento tra i fornitori (ovvero identificare potenziali casi di prezzi collusivi) e diversificare le proporzioni di acquisto per rafforzare gli incentivi per l'ingresso (cioè aiutare a sponsorizzare nuovi concorrenti).

2.4 Cenni di collusione algoritmica in letteratura

Il concetto di collusione derivante dall'applicazione di intelligenza artificiale e di algoritmi è stato affrontato da importanti personaggi e secondo varie sfaccettature.

Nel corso del tempo ci sono stati diversi studi che hanno analizzato il comportamento degli algoritmi in determinate situazioni. È importante notare che la letteratura sul tema della collusione algoritmica è piuttosto vasta ma le conclusioni che ne sono state tratte variano in base alle ipotesi applicate, al metodo utilizzato e alle tecnologie implementate. La scelta dei fattori ha un notevole impatto sui risultati ottenuti da uno studio, pertanto non è possibile determinare con estrema certezza se l'uso di algoritmi, in particolare quelli del prezzo, possa portare a situazioni di collusione.

La letteratura economica ha studiato inoltre in vari modi il problema del coordinamento nei mercati oligopolistici o in situazioni simili. L'approccio più comune utilizzato per analizzare la collusione è quello di proporre un quadro di giochi ripetuti (si veda il capitolo 1.1.1) poiché l'interazione tra i giocatori dura nel tempo e, ovviamente, il grado di complessità ed il tipo di problema sono fattori che cambiano da uno studio all'altro e costituiscono la letteratura che riguarda tale argomento.

I primi modelli di algoritmi programmati per riprodurre il **dilemma del prigioniero**⁶ ripetuto sono nati negli anni '80. Tali modelli sono stati sviluppati per analizzare le strategie dei giocatori usando semplici algoritmi in un contesto di comportamento razionale limitato. Questi semplici algoritmi consistono in un insieme di stati, una funzione di input e output e una funzione di transizione. L'automa riceve un input, alla fine cambia il suo stato in base alla funzione di transizione e fornisce un output.

Per i giochi ripetuti generali, è stato dimostrato che qualsiasi serie di vincite individualmente razionali possono essere ottenute in equilibrio (Fudenberg e Maskin, 1986; Benoit e Krishna, 1985). Ciò potrebbe, per esempio, includere il risultato collusivo nel modello dei prezzi dell'oligopolio. Una critica all'utilizzo di questo modello generale per comprendere il comportamento dell'oligopolio è stata che molte delle ovvie strategie per imporre prezzi più alti non sono solide. In particolare, la minaccia di abbassare drasticamente il prezzo in risposta a una deviazione dei rivali dall'equilibrio collusivo tende a non essere credibile.

In risposta a ciò, Maskin e Tirole (1988) hanno analizzato un gioco di prezzi oligopolio dinamico e hanno limitato l'attenzione agli equilibri perfetti di **Markov**⁷ che sono "a prova di rinegoziazione" per qualsiasi possibile azione da parte delle aziende concorrenti. Con tali

⁶ Il gioco descrive una rapina che viene commessa in un certo luogo. La polizia deve trovare il colpevole e si risale a due indiziati, che corrispondono ai due giocatori. La polizia non possiede prove schiaccianti per incriminare nessuno dei due, ma ha a disposizione delle prove che incriminano entrambi per un reato minore, ovvero la detenzione di un'arma. Per trovare il colpevole, i poliziotti decidono di agire nel seguente modo: i due giocatori vengono portati in due camere separate in modo che non possano comunicare, e simultaneamente si fa ad entrambi la proposta di testimoniare a sfavore del compagno e di essere così assolti per il reato minore. Ogni giocatore deve quindi scegliere se accusare l'altro oppure tacere.

⁷ Il processo decisionale di Markov (Markov Decision Process o MDP) è un modello di transizione dell'agente razionale. Si utilizza in un ambiente dinamico e non deterministico in condizioni di incertezza. MDP sono utili per lo studio di problemi di ottimizzazione risolti tramite la programmazione dinamica e di reinforcement learning.

restrizioni, Maskin e Tirole (1988) sono in grado di fornire condizioni in cui il prezzo del monopolio - il risultato collusivo - è l'equilibrio unico.

Negli studi di Maskin e Tirole (1988), le imprese si alternano alla fissazione dei prezzi, basandosi sulla capacità delle imprese di assumere impegni a breve termine. Allo stesso modo, un modello leader-follower Stackelberg richiede lo stesso impegno a breve termine per generare prezzi più elevati. Tali impegni risultano credibili, resi possibili dagli investimenti nella tecnologia dei prezzi differenziali.

Più recentemente, per studiare la collusione fra automi è stata utilizzata la famiglia degli algoritmi di **reinforcement learning**, in particolare la sottofamiglia degli algoritmi di Q-learning. Un'applicazione di questi ultimi sarà trattata in maniera approfondita nel capitolo cinque.

In generale da questi studi emerge che un comportamento collusivo risulta essere un possibile risultato di tali modelli. Ciò avviene in particolare sotto determinate condizioni e ipotesi della memoria del giocatore, il tasso di apprendimento e la trasparenza dell'ambiente che include anche la capacità di acquisizione delle informazioni.

La letteratura economica in questo senso si è concentrata sull'impatto che ha avuto la maggior raffinatezza degli algoritmi sul tema della collusione. Gli economisti hanno sostenuto che una sofisticazione crescente degli stessi può essere utilizzata per supportare la collusione codificando la cooperazione nell'algoritmo, implicitamente (Salcedo, 2015) o esplicitamente (Tennenholtz, 2004). Calvano et al. (2019) mostrano che questa preoccupazione si applica agli algoritmi standard di reinforcement learning dimostrando che convergono a prezzi super competitivi. Nel quinto capitolo si andranno ad analizzare più nello specifico tali tipologie di algoritmi.

Miklós-Thal e Tucker (2019) e O'Connor e Wilson (2019) mostrano invece che una migliore previsione della domanda può aumentare l'incentivo per le aziende a deviare dal prezzo collusivo, con conseguente riduzione dei prezzi per i consumatori.

Un altro filone di letteratura riguarda i giochi one-shot in cui i giocatori scelgono contratti che condizionano le loro azioni sulle strategie degli altri giocatori (Tennenholtz, 2004; Kalai et al., 2010; Peters e Szentes, 2012). In questa letteratura, i contratti (di equilibrio) sono funzioni dei contratti degli altri giocatori. Tennenholtz (2004) fornisce l'esempio di un programma per computer che legge l'idea dei rivali e sceglie un'azione di conseguenza. Questo approccio può supportare qualsiasi payoff individualmente razionale, come nei giochi ripetuti.

3. Tipologie di algoritmi che favoriscono la collusione

Una volta affermato che la collusione potrebbe essere più facile da sostenere nei mercati digitali caratterizzati da elevata trasparenza e frequenti interazioni, la domanda spontanea che ne deriva è la seguente: come possono le aziende stabilire una collusione e mettere in atto le strutture necessarie per coordinare le strategie, allocare i guadagni e far rispettare l'accordo?

Gli algoritmi possono consentire alle aziende di sostituire la collusione esplicita con il coordinamento tacito.

Di seguito, sarà descritto un elenco non esaustivo di algoritmi che comportano molteplici rischi diversi per la concorrenza del mercato.

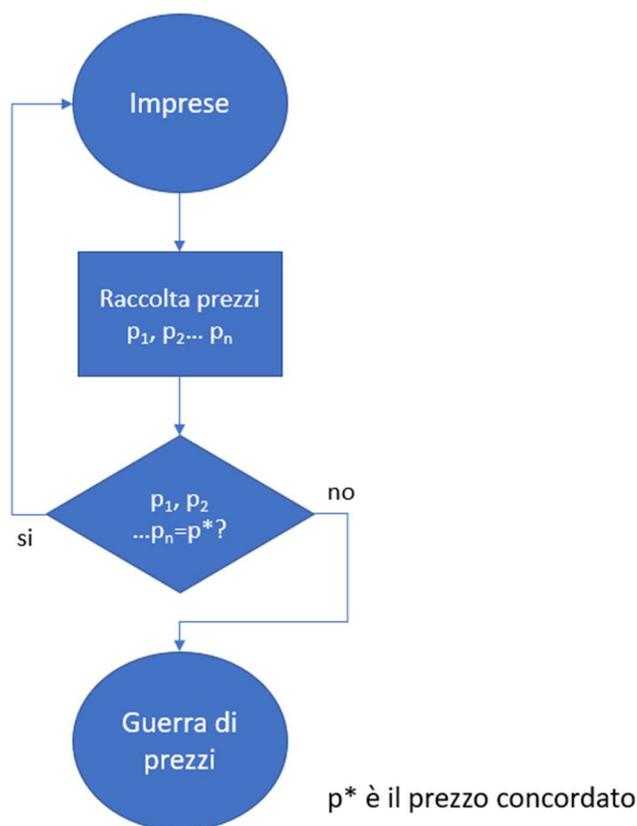
3.1 Algoritmi di monitoraggio

Il metodo più ovvio e semplice degli algoritmi per facilitare la collusione consiste nel monitorare le azioni dei concorrenti (al fine di far rispettare un accordo collusivo). Questo ruolo può includere la raccolta di informazioni relative alle decisioni commerciali dei concorrenti, lo screening dei dati per cercare eventuali deviazioni e infine la programmazione di rappresaglie immediate.

La raccolta di dati potrebbe essere il passo più difficile di questo processo. Infatti, anche se i dati sui prezzi sono disponibili al pubblico, non significa che un mercato sia trasparente. Le aziende che prendono parte ad un accordo devono aggregare i dati di tutti i concorrenti in un formato facile da usare e che possa essere aggiornato regolarmente. Ciò è già stato fatto da alcuni siti Web di confronto dei prezzi, che ricevono i dati direttamente dalle società online oppure utilizzano il 'web scraping', un processo automatizzato per estrarre i dati dai siti Web utilizzando applicazioni software come i bot di Internet.

I dati raccolti con metodi di raccolta automatica possono quindi essere monitorati e combinati con un algoritmo di determinazione del prezzo che punisce automaticamente le deviazioni da un prezzo concordato.

Per esempio, le aziende possono programmare algoritmi di prezzo per attuare efficacemente strategie di mercato che consistono nel fissare il prezzo concordato fintanto che tutti i rivali fanno lo stesso, ma ritornare ad una guerra dei prezzi non appena una qualsiasi azienda si discosta (si veda il diagramma di processo in figura).



Naturalmente, poiché gli algoritmi sono molto veloci nel rilevare e punire le deviazioni, le aziende non hanno alcun incentivo a deviare.

Pertanto, a differenza dei cartelli tradizionali, è molto improbabile che si scateni una guerra di prezzo, tranne se innescata da un errore nell'algoritmo.

In conclusione, gli algoritmi di monitoraggio possono facilitare accordi illegali e rendere più efficiente la collusione, evitando guerre di prezzo. Tuttavia, non eliminano la necessità di una comunicazione esplicita durante l'istituzione e l'attuazione del cartello. Pertanto, questo comportamento potrebbe essere prevenuto utilizzando gli strumenti antitrust tradizionali.

3.2 Algoritmi paralleli

Una delle difficoltà di attuazione di un cartello in mercati altamente dinamici è il fatto che continui cambiamenti nella domanda e nell'offerta richiedano frequenti adeguamenti dei prezzi, della produzione e di altre condizioni commerciali. Di conseguenza, le aziende devono rinegoziare frequentemente l'accordo collusivo attraverso riunioni, telefonate, e-mail o utilizzo di terze parti, le quali potrebbero risultare piuttosto rischiose.

Una soluzione alternativa per le società colluse è automatizzare il loro processo decisionale in modo che i prezzi reagiscano simultaneamente a qualsiasi cambiamento delle condizioni di mercato, replicando così uno scenario di parallelismo consapevole.

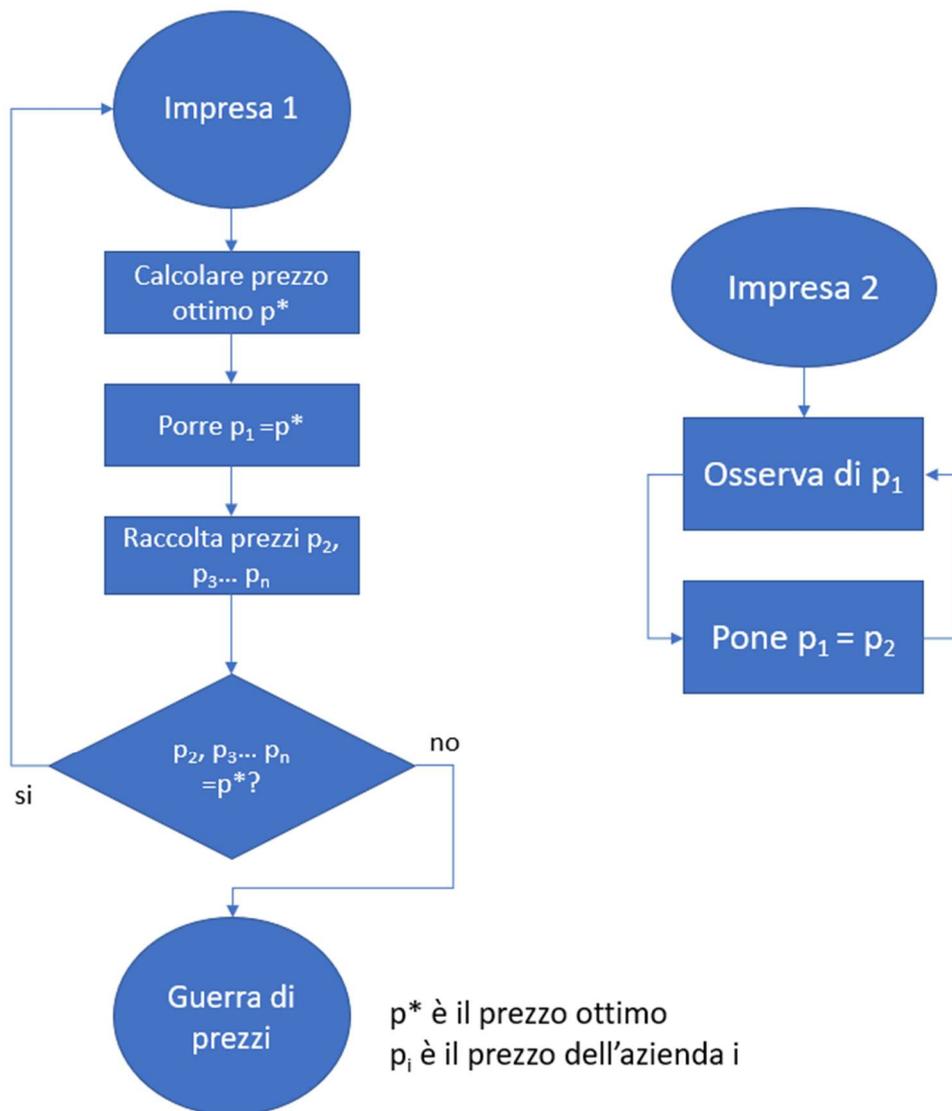
Gli algoritmi di tariffazione dinamica sono stati implementati, per esempio, dalle compagnie aeree, dai servizi di prenotazione di hotel e dalle società di reti di trasporto per adeguare in modo efficiente l'offerta a periodi di domanda inferiore o superiore, con conseguenti effetti a favore della concorrenza.

Tuttavia, se le aziende iniziassero a condividere lo stesso algoritmo di determinazione del prezzo dinamico, esso potrebbe essere programmato per non competere con altre imprese, ma per fissare prezzi anticoncorrenziali. Tali algoritmi consentirebbero alle aziende non solo di colludere, ma anche di far reagire automaticamente i loro prezzi ai cambiamenti del mercato senza la necessità di impegnarsi in ulteriori comunicazioni.

Sebbene la condivisione di algoritmi di determinazione del prezzo con i concorrenti sia una violazione più chiara delle regole di concorrenza, potrebbero esserci modi più sottili di coordinare il comportamento parallelo senza volerlo fare esplicitamente.

Per esempio, se le aziende esternalizzassero la creazione di algoritmi alle stesse società IT e programmatori si potrebbe creare una sorta di scenario "hub and speak" in cui il coordinamento è causato dai concorrenti che utilizzano lo stesso "hub" per sviluppare i loro algoritmi di determinazione dei prezzi fare affidamento sugli stessi algoritmi o versioni molto simili fra loro, per sviluppare le loro strategie di prezzo.

Allo stesso modo, un risultato collusivo potrebbe essere raggiunto se la maggior parte delle aziende usasse algoritmi di prezzo per seguire in tempo reale un leader di mercato (strategia **tit-for-tat**), che a sua volta sarebbe responsabile della programmazione dell'algoritmo di prezzi dinamico che fissa i prezzi al di sopra del livello competitivo (si veda il diagramma di processo in figura).



3.3 Algoritmi di segnalazione

In mercati altamente dinamici in cui le aziende hanno dimensioni distinte, vendono prodotti differenziati e svolgono strategie commerciali eterogenee, la tacita collusione potrebbe essere molto difficile da raggiungere a causa della mancanza di un punto focale naturale. Al fine di evitare una comunicazione esplicita, le aziende possono tentare di rivelare l'intenzione di colludere e coordinare strategie di cooperazione più complesse attraverso segnalazioni e annunci unilaterali sui prezzi.

È difficile stabilire linee guida su come trattare le segnalazioni ai sensi delle leggi sulla concorrenza. Una maggiore trasparenza del mercato è in genere un miglioramento dell'efficienza e, ma può anche produrre effetti anticoncorrenziali facilitando la collusione o fornendo alle aziende punti focali attorno ai quali allineare il loro comportamento (se, per esempio, la trasparenza comporta benefici soltanto ai fornitori).

Sebbene la segnalazione possa essere osservata in qualsiasi mercato, di solito comporta dei costi. Ogni volta che un'impresa aumenta il prezzo per indicare l'intenzione di colludere, se la maggior parte dei concorrenti non riceve il segnale o decide intenzionalmente di non reagire, l'impresa perde vendite e profitti. Questo rischio potrebbe incoraggiare le aziende ad aspettare che le altre segnalino per prime l'intenzione a collaborare, portando a ritardi e persino ad un mancato coordinamento.

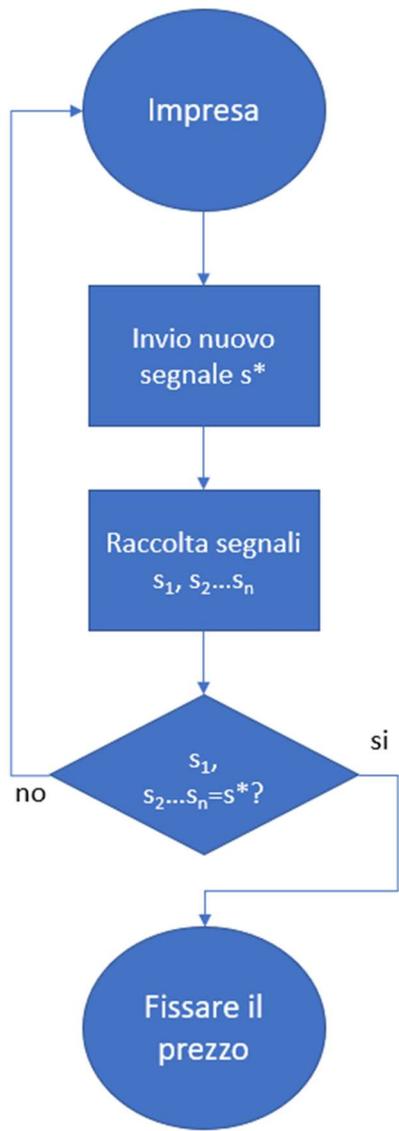
Gli algoritmi potrebbero ridurre o addirittura eliminare del tutto il costo della segnalazione, consentendo alle aziende di impostare automaticamente azioni iterative molto veloci che possano essere lette da concorrenti che possiedono buoni algoritmi analitici.

Ci possono essere diversi modi per raggiungere tale obiettivo. Per esempio, le aziende possono programmare variazioni dei prezzi durante la notte, il che non avrà alcun impatto sulle vendite ma potrebbe essere identificato come un segnale dagli algoritmi dei concorrenti. In alternativa, le società possono utilizzare algoritmi per divulgare pubblicamente molti dati dettagliati che vengono utilizzati come codice per proporre e negoziare aumenti di prezzo.

La segnalazione può essere molto efficace non solo per stabilire un cartello informale, ma in particolare per sostenere la negoziazione tra società i cui interessi non sono necessariamente allineati. Se potenziato con algoritmi tecnologicamente avanzati, questo processo di negoziazione informale può diventare ancora più veloce ed efficiente.

La figura sottostante illustra come potrebbe essere impostato un algoritmo di segnalazione generale al fine di stabilire e negoziare i termini di collusione prima di impegnarsi effettivamente nel coordinamento dei prezzi. Come rappresentato nel diagramma di flusso, ciascuna impresa invia continuamente nuovi segnali (ad esempio, offre un aumento dei prezzi) e monitora i segnali inviati dagli altri concorrenti.

Quando tutti i giocatori raggiungono finalmente un accordo inviando lo stesso segnale, fissano il prezzo concordato.



s^* è il tentativo di segnalazione di una collusione
 s_i è il segnale inviato dall'impresa i

3.4 Algoritmi di self-learning

Infine, il modo più complesso e sottile con cui gli algoritmi possono ottenere risultati collusivi riguarda l'uso di tecnologie di machine learning e deep learning, che potrebbero potenzialmente consentire un monopolio senza che i concorrenti programmino esplicitamente degli algoritmi per raggiungerlo.

In altre parole, esiste il rischio che alcuni algoritmi con una potente capacità predittiva, imparando e riadattando costantemente le azioni di altri attori del mercato (esseri umani o intelligenze artificiali stesse), siano in grado di colludere senza la necessità di alcun intervento umano.

Non è ancora chiaro come gli algoritmi di machine learning possano effettivamente raggiungere un risultato collusivo. Tuttavia, anche quando è possibile sostenere un numero infinito di prezzi anticoncorrenziali, è probabile che gli algoritmi di autoapprendimento possano determinare più facilmente il prezzo che massimizza i profitti comuni e che danneggia maggiormente i consumatori.

Alcuni studi nella teoria dei giochi hanno analizzato la capacità del machine learning di ottenere risultati cooperativi. In particolare, **Hingston e Kendall (2004)**⁸ hanno simulato uno scenario in cui una popolazione gioca al dilemma del prigioniero iterato in una versione leggermente evoluta. La popolazione comprende due tipi di giocatori: una parte riesce a adattarsi velocemente e la restante no. I giocatori che apprendono velocemente hanno prestazioni migliori rispetto agli altri, come si può immaginare.

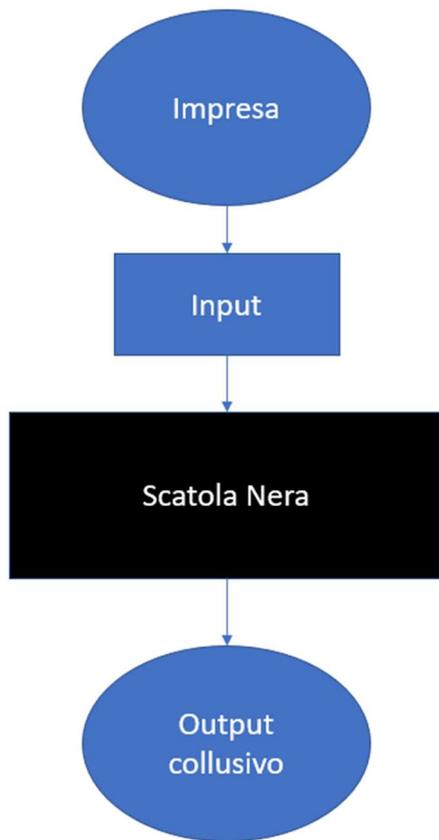
È difficile provare che ci sia una collusione a causa di uno di questi algoritmi, com'è anche molto complesso evitare che ciò avvenga.

Se le aziende fanno un ulteriore passo avanti e implementano algoritmi di deep learning per impostare automaticamente i prezzi e altre variabili decisionali, la collusione diventa ancora più difficile da prevenire se si utilizzano gli strumenti antitrust tradizionali.

Il funzionamento di un algoritmo di deep learning può essere illustrato mediante il concetto di "scatola nera" (si veda la figura), in quanto elabora i dati grezzi in un modo complesso, veloce e accurato (comportamento simile al cervello umano), e offre un risultato ottimale senza rivelare le caratteristiche che stanno alla base del processo decisionale.

Pertanto, facendo affidamento sul deep learning, le aziende potrebbero effettivamente essere in grado di raggiungere un risultato collusivo senza esserne consapevoli, sollevando notevoli dubbi sull'eventuale imposizione di una responsabilità nei loro confronti.

⁸ Documento "Learning versus Evolution in Iterated Prisoner's Dilemma"



La tabella sottostante riassume le caratteristiche principali di ciascun tipo di algoritmo e il ruolo che possono svolgere nell'attuazione di un accordo collusivo.

Tipologia di Algoritmo	Ruolo nell'attuazione di un accordo collusivo
Algoritmi di monitoraggio	Raccolgono e processano le informazioni dai concorrenti ed eventualmente puniscono le deviazioni.
Algoritmi paralleli	Coordinano parallelamente il comportamento, per esempio programmando i prezzi in modo da seguire un leader di mercato, condividendo i medesimi algoritmi di prezzo oppure scegliendo il medesimo algoritmo di una terza parte.
Algoritmi di segnalazione	Divulgare e diffondere informazioni al fine di annunciare l'intenzione di colludere e negoziare la politica comune.
Algoritmi di self-learning	Massimizzare i profitti pur riconoscendo l'interdipendenza reciproca e il comportamento di riadattamento alle azioni di altri attori del mercato.

4. Analisi dell'impatto degli algoritmi

I fattori più rilevanti che possono aumentare la probabilità di collusione in un determinato mercato sono suddivisi in **caratteristiche strutturali, caratteristiche della domanda e caratteristiche dell'offerta**. Di seguito verrà illustrato come gli algoritmi stanno cambiando in particolare le caratteristiche strutturali e quelle di offerta, in modo da rendere i mercati digitali e alcuni mercati tradizionali più inclini alla collusione. Inoltre, verrà discusso come gli algoritmi impattino sulla collusione tacita.

4.1 Caratteristiche strutturali

Il **numero di imprese** e le **barriere all'ingresso** sono tradizionalmente identificate come due delle più importanti caratteristiche strutturali che incidono sul rischio di collusione.

In assenza di barriere all'ingresso, per esempio, la collusione difficilmente potrà essere sostenuta nel tempo, poiché qualsiasi aumento dei profitti aumenterà gli incentivi a deviare dall'equilibrio collusivo e attirerà nuovi entranti.

Ci sono diversi modi in cui gli algoritmi possono influenzare tali caratteristiche strutturali:

- Alcuni settori hanno un piccolo numero di grandi attori, come nel caso dei motori di ricerca, dei mercati online, dei discount, delle agenzie di prenotazione, delle compagnie aeree, trasporto su strada e social network. In questi settori gli algoritmi vengono utilizzati per impostare prezzi dinamici, segmentare i consumatori o migliorare la qualità dei prodotti, e possono essere la causa di eventuali barriere all'ingresso, anche se è difficile affermarlo. Infatti, molte di queste industrie sono caratterizzate da barriere naturali all'ingresso, come economie di scala, economie di scopo ed effetti di rete, che consentono alle aziende di crescere, raccogliere grandi quantità di dati e sviluppare algoritmi più accurati.
- Gli algoritmi impattano anche sulla possibilità di ingresso da parte di nuovi entranti, non solo sulle barriere. Da un lato, gli algoritmi possono essere utilizzati per identificare molto rapidamente eventuali minacce del mercato, per esempio attraverso un fenomeno noto come **nowcasting**⁹, che consente agli incumbent di acquisire preventivamente qualsiasi potenziale concorrente o di reagire in modo aggressivo all'ingresso sul mercato. D'altro parte, però, la crescente disponibilità di dati online grazie all'uso di algoritmi può fornire utili informazioni di mercato ai potenziali entranti e migliorare la certezza, riducendo i costi di ingresso.
- Infine, un aspetto peculiare degli algoritmi è il fatto che rendano il numero di concorrenti sul mercato un fattore meno rilevante per la collusione. Nei mercati tradizionali, la collusione è più facilmente sostenibile se ci sono pochi concorrenti,

⁹ In altri termini, cogliere l'informazione circa le dinamicità spaziali e temporali del fenomeno osservato mediante lo studio delle dinamicità di un fenomeno ad esso strettamente correlato e reperibile in rete, può rappresentare una buona opportunità per ottenere previsioni nel tempo e/o nello spazio nonché stime preliminari immediatamente disponibili (Choi and Varian, 2012)

poiché è più facile trovare un accordo comune, monitorare le deviazioni e attuare meccanismi di punizione efficaci. Gli algoritmi possono consentire il coordinamento, il monitoraggio e la punizione anche in mercati meno concentrati grazie alla loro capacità e velocità di raccolta e analisi dei dati. In altre parole, il piccolo numero di aziende è una condizione importante ma non necessaria per la collusione algoritmica.

Altre due importanti caratteristiche strutturali sono la **trasparenza del mercato** e la **frequenza di interazione**, che rendono le industrie più inclini alla collusione. Mentre i mercati trasparenti consentono alle aziende di monitorare le reciproche azioni e rilevare deviazioni da un accordo, frequenti interazioni consentono loro di punire in modo aggressivo qualsiasi deviatore. È molto probabile che gli algoritmi facilitino ancor più la collusione se sommati a questi due fattori, rappresentando quindi una minaccia alla concorrenza.

Concentrandosi sulla **trasparenza del mercato**, l'effettiva implementazione degli algoritmi come componente centrale di un modello di business richiede la raccolta di dati dettagliati in tempo reale che possono essere automaticamente analizzati e convertiti in azioni. Pertanto, le imprese, affinché possano beneficiare della forte capacità predittiva e delle efficaci regole decisionali degli algoritmi, hanno un enorme incentivo non solo a raccogliere informazioni sul mercato, ma anche a sviluppare metodi automatizzati che consentano loro di raccogliere e archiviare i dati pronti per essere elaborati, senza la necessità di intervento umano. Questo può essere fatto utilizzando cookie online, smart card, codici a barre, riconoscimento vocale, identificazione a radiofrequenza e altre tecnologie.

Quindi, non appena alcuni attori del mercato investono in tecnologia per beneficiare di un "vantaggio competitivo algoritmico", le restanti aziende del settore hanno un forte incentivo a fare lo stesso, rischiando altrimenti di essere espulse dal mercato.

Il risultato è un'industria in cui tutti gli attori del mercato raccolgono e osservano costantemente le azioni dei concorrenti, le scelte dei consumatori e i cambiamenti nell'ambiente di mercato in tempo reale, creando così un ambiente trasparente incline alla collusione. Inoltre, tale fatto può incoraggiare le aziende a condividere i loro dati, e ciò fa sì che tutti abbiamo accesso alla medesima rete di informazioni.

L'aumento della trasparenza del mercato non è solo il risultato della disponibilità di più dati, ma anche della capacità degli algoritmi di fare previsioni e ridurre l'incertezza strategica.

Infatti, alcuni algoritmi complessi con una potente capacità di "estrazione di dati" distinguono molto bene le deviazioni intenzionali dall'accordo collusivo dalle reazioni naturali ai cambiamenti delle condizioni di mercato o persino da errori.

Per quanto riguarda la **frequenza delle interazioni**, l'avvento dell'economia digitale ha rivoluzionato la velocità con cui le imprese possono prendere decisioni commerciali. A differenza dei mercati tradizionali in cui gli adeguamenti di prezzo sono costosi e richiedono tempo, nei mercati online (e-commerce) i prezzi possono essere modificati con la frequenza desiderata dal gestore. Se i prezzi potessero essere aggiornati in tempo reale, si consentirebbe un'immediata azione di responsabilità contro eventuali deviazioni. La combinazione dell'apprendimento automatico con i dati di mercato può inoltre consentire

agli algoritmi di prevedere con precisione le azioni dei concorrenti e di anticipare eventuali deviazioni prima che avvengano effettivamente.

4.2 Fattori di domanda e offerta

La probabilità di collusione in un determinato settore può essere influenzata anche da fattori di domanda. In particolare, il calo della domanda e l'esistenza di cicli economici possono ostacolare la collusione.

L'uso di algoritmi da parte dei consumatori può consentire loro di migliorare il processo decisionale e acquistare prodotti in periodi di scarsa domanda (quando sono generalmente più economici).

Per quanto riguarda il fattore offerta, una delle caratteristiche più rilevanti è l'innovazione.

In questo caso, gli algoritmi sono un'importante fonte di innovazione, che consente alle aziende di sviluppare modelli di business non tradizionali ed estrarre più informazioni dai dati, al fine di migliorare la qualità e la personalizzazione del prodotto.

Se gli algoritmi consentono alle aziende di differenziare i propri servizi o il processo di produzione, la collusione potrebbe essere più difficile da sostenere a causa delle difficoltà nel trovare un punto comune sul quale accordarsi, di conseguenza le imprese avrebbero dei bassi incentivi a colludere.

Ciò significa che alcune caratteristiche dell'offerta dei mercati digitali potrebbero in qualche modo controbilanciare il maggiore rischio di collusione derivante da mercati più trasparenti in cui le aziende reagiscono rapidamente.

La tabella sottostante riassume i principali fattori rilevanti per la collusione discussi fin ora e identifica per ciascuno di essi l'impatto previsto degli algoritmi.

Fattori rilevanti per la collusione		Impatto degli algoritmi sulla probabilità di collusione
Caratteristiche strutturali	Numero di imprese	±
	Barriere all'entrata	±
	Trasparenza del mercato	+
	Frequenza di interazione	+
Domanda	Crescita della domanda	0
	Fluttuazioni della domanda	0
Offerta	Innovazione	-
	Asimmetrie di costo	-

+ impatto positivo

- impatto negativo

± impatto ambiguo

0 nessun impatto

4.3 L'impatto degli algoritmi sulla probabilità di collusione

Vi sono altre considerazioni che rendono incerto l'impatto degli algoritmi sulla probabilità di collusione. Per esempio, in mercati altamente dinamici in cui le aziende hanno dimensioni distinte, vendono prodotti differenziati e svolgono strategie commerciali eterogenee, la collusione potrebbe essere molto difficile da raggiungere, nonostante la presenza di algoritmi, a causa della mancanza di un punto focale comune naturale.

Gli algoritmi non hanno alcun impatto su alcuni degli altri fattori che normalmente causano la collusione nei mercati. Essi sono collegati alla natura del prodotto, alle caratteristiche delle imprese e all'esistenza di vincoli concorrenziali alternativi.

Se i prodotti sono differenziati, coordinare i prezzi e le altre condizioni chiave di vendita può risultare piuttosto difficile nonostante l'uso di algoritmi da parte delle aziende partecipanti. Allo stesso modo, se i concorrenti hanno diversi livelli di costo, diversi rapporti di utilizzo della capacità, quote di mercato e fedeltà dei clienti, la collusione è più difficile da raggiungere e sostenere nel tempo, indipendentemente dal fatto che i concorrenti possano utilizzare algoritmi.

Infine, gli stessi concorrenti e acquirenti con un forte potere di acquisto potrebbero usare i loro algoritmi di determinazione del prezzo per impedire che una eventuale collusione abbia luogo.

Nonostante gli effetti apparentemente ambigui, gli algoritmi sembrano aver modificato in modo più sostanziale le caratteristiche strutturali, come visto poc'anzi, in particolare la trasparenza del mercato e la frequenza di interazione, rispetto ad altre caratteristiche strutturali o fattori di domanda e offerta.

Si può dimostrare matematicamente che, in un mercato perfettamente trasparente in cui le imprese interagiscono ripetutamente, quando il ritardo di punizione di una deviazione tende a zero, la collusione può sempre essere sostenuta come una strategia di equilibrio.

La conseguenza di tale modello è la seguente: se i mercati sono sufficientemente trasparenti e le imprese possono adeguare le proprie decisioni molto rapidamente, per esempio modificando i prezzi in tempo reale, la collusione è sempre sostenibile, indipendentemente dal potenziale effetto di contro bilanciamento di altri fattori, come il numero di imprese del settore o il rischio che le innovazioni possano sconvolgere il mercato in futuro.

L'intuizione di questo risultato è semplice, in quanto la combinazione di una perfetta trasparenza del mercato con un'interazione molto frequente elimina completamente la redditività delle deviazioni (cioè deviare dall'accordo non è per nulla conveniente).

Naturalmente, le ipotesi alla base del modello sono forti e non si verificano nella realtà, poiché potrebbe essere abbastanza difficile osservare una perfetta trasparenza del mercato e punizioni istantanee per chi devia.

Tuttavia, esiste il chiaro rischio che gli attuali cambiamenti nelle condizioni di mercato possano facilitare strategie anticoncorrenziali, come la collusione e altre manipolazioni. La **borsa** è un esempio particolarmente buono di mercato in cui i prezzi delle azioni sono trasparenti, i titoli sono negoziati ad alta velocità e, di conseguenza, sono state osservate manipolazioni del mercato nonostante l'esistenza di forti istituzioni di regolamentazione.

4.4 Algoritmi e collusione tacita

L'analisi degli algoritmi che sfuggono al quadro giuridico tradizionale è più complessa, poiché consentono la collusione senza la necessità di alcuna comunicazione o contatto tra concorrenti. Gli algoritmi stanno cambiando le caratteristiche dei mercati digitali, aumentando la trasparenza, la velocità delle decisioni aziendali e la capacità delle aziende di rispondere immediatamente alle azioni dei concorrenti. In queste circostanze, gli algoritmi possono rendere le azioni delle imprese interdipendenti, senza la necessità di una comunicazione o di interazioni esplicite, aumentando così il rischio di collusione tacita.

Di conseguenza, si possono identificare somiglianze tra le preoccupazioni sollevate dagli algoritmi e quelle poste dal classico **problema dell'oligopolio**¹⁰.

È noto da tempo che in mercati altamente concentrati, stabili e trasparenti le azioni delle imprese abbiano un impatto significativo su quelle dei concorrenti. Pertanto, dopo un periodo di interazioni ripetute, le aziende diventano consapevoli che le loro rispettive scelte strategiche siano interdipendenti e che possano fissare i prezzi a un livello super competitivo, senza effettivamente comunicare. In altre parole, la struttura di alcuni mercati è tale che, attraverso l'interdipendenza, i prezzi possano essere pari al livello di monopolio.

Finora, la politica di concorrenza ha fornito soluzioni limitate al problema dell'oligopolio, poiché i mercati in cui si sono osservate collusioni tacite sono davvero rari, eccezion fatta per alcuni con un numero molto piccolo di concorrenti (duopolio), alto grado di trasparenza e alte barriere all'ingresso. Tuttavia, gli algoritmi potrebbero influenzare alcune caratteristiche dei mercati digitali a tal punto che la collusione tacita potrebbe diventare sostenibile in una più ampia gamma di circostanze, eventualmente espandendo il problema dell'oligopolio a strutture di mercato non oligopolistiche.

Gli algoritmi potrebbero facilitare direttamente un equilibrio non competitivo lavorando come strumenti che eliminano la necessità di una comunicazione o interazione esplicite tra concorrenti. In effetti, gli algoritmi funzionano come un "intermediario" tra le imprese, raccogliendo ed elaborando i dati di mercato e rispondendo rapidamente alle azioni dei concorrenti.

Alla luce di tutte queste considerazioni, ci si dovrebbe chiedere se, con i recenti sviluppi degli algoritmi, la tacita collusione potrebbe diventare un fenomeno più comune nei mercati digitali. In tal caso, ciò potrebbe comportare un grave danno per il consumatore, date le difficoltà a far fronte alla tacita collusione nell'ambito degli attuali quadri del diritto della concorrenza. Le forze dell'ordine in materia di concorrenza dovranno quindi valutare se il loro attuale approccio al trattamento legale della collusione tacita debba essere adattato.

¹⁰ Il "problema dell'oligopolio", un'espressione talvolta attribuita a Posner (1969), si riferisce alla preoccupazione che l'alta interdipendenza e l'autocoscienza reciproca nei mercati oligopolistici potrebbero causare tacita collusione, un risultato socialmente indesiderabile ma che cade fuori dalla portata del diritto della concorrenza. Le autorità garanti della concorrenza in alcune giurisdizioni hanno tentato di estendere gli strumenti antitrust per affrontare il problema dell'oligopolio, utilizzando in particolare due soluzioni distinte:

- Regole di controllo delle concentrazioni ex ante per prevenire cambiamenti strutturali che favoriscono gli effetti coordinati.
- Regole ex-post per prevenire comportamenti unilaterali che promuovono l'interdipendenza oligopolistica, come le pratiche di facilitazione, sotto il concetto di dominio comune.

Nel capitolo successivo verrà presentata un'analisi eseguita da Emilio Calvano, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicol e Sergio Pastorello (dicembre 2018) su una categoria specifica di algoritmi, chiamati algoritmi di Q-learning che sembrerebbe sostenere l'ipotesi di collusione tacita.

5. Analisi della collusione ottenuta grazie agli algoritmi di pricing

Le aziende stanno adottando sempre più algoritmi software per valutare i loro beni e servizi. Le grandi aziende sviluppano spesso i propri programmi internamente, ma è sorto un settore del software di determinazione dei prezzi, che fornisce sistemi di tariffazione a piccoli fornitori. Poiché questo settore si sta sviluppando costantemente, è probabile che gli algoritmi di pricing diventino ancora più diffusi in futuro.

In realtà, gli algoritmi di pricing non sono del tutto nuovi: le compagnie aeree, per esempio, utilizzano software di gestione delle entrate da decenni. Tali software tuttavia si limitano ad impostare meccanicamente i prezzi seguendo le istruzioni del programmatore. Gli algoritmi di determinazione dei prezzi che stanno emergendo sono radicalmente diversi. Alimentati dall'intelligenza artificiale, questi algoritmi sono molto più "autonomi" rispetto ai loro precursori. Sviluppano da zero le loro strategie di prezzo, si impegnano in una sperimentazione attiva e si adattano all'ambiente in evoluzione. In questo processo di apprendimento, non richiedono alcuna guida esterna.

Questi sviluppi sollevano vari problemi per la politica di concorrenza. In particolare, l'Antitrust ha espresso preoccupazione per il fatto che i prezzi algoritmici possano facilitare la **collusione tacita**. Si vedrà di seguito come e in che occasione gli algoritmi di pricing possano colludere attraverso una simulazione.

È stato utilizzato un approccio sperimentale. In tale studio vengono costruiti agenti di tariffazione dell'intelligenza artificiale che interagiscono ripetutamente in ambienti controllati (mercati simulati al computer). I risultati indicano che anche algoritmi di determinazione del prezzo relativamente semplici imparano sistematicamente a giocare sofisticate strategie collusive. Le strategie prevedono punizioni proporzionali all'entità delle deviazioni e di durata limitata, con un graduale ritorno ai prezzi di pre-deviazione. Gli algoritmi apprendono queste strategie puramente per tentativi ed errori. Non sono progettati o incaricati di colludere, non comunicano tra loro e non hanno alcuna conoscenza preliminare dell'ambiente in cui si trovano operare.

La letteratura precedente, sia in informatica che in economia, si è concentrata di più sui risultati che sulle strategie di determinazione del prezzo. In poche parole, se un prezzo risultava essere più alto o più basso del normale veniva monitorato. Tuttavia, il prezzo più alto rispetto alla concorrenza non è di per sé una vera prova di collusione, poiché i prezzi elevati potrebbero essere dovuti alla mancata acquisizione da parte degli algoritmi dell'equilibrio competitivo.

Se così fosse stato, non vi sarebbe stato motivo di preoccupazione, in quanto tale problema si sarebbe risolto una volta che l'intelligenza artificiale si sarebbe sviluppata ulteriormente. Se invece gli algoritmi di determinazione dei prezzi possono effettivamente imparare a colludere, allora con la diffusione di programmi "più intelligenti" il problema peggiorerà con l'andare degli anni.

Non solo si dimostra che gli algoritmi di determinazione dei prezzi imparano a colludere, ma potrebbero addirittura essere migliori degli umani a colludere tacitamente. La letteratura sperimentale ha scoperto che i soggetti umani non sono in grado di coordinarsi senza una comunicazione esplicita.

Gli algoritmi, al contrario, mostrano una propensione ostinata a colludere. Anche se, in linea con la teoria, il grado di collusione diminuisce quando il numero di concorrenti aumenta, la collusione continua a prevalere.

Tali risultati sembrano suggerire che l'attuale politica sulla collusione tacita potrebbe non essere più adeguata nell'era dell'intelligenza artificiale (AI). Nella maggior parte dei paesi (compresi gli Stati Uniti e l'Europa), la tacita collusione non è ora considerata illegale. La logica è duplice. In primo luogo, la tacita collusione è considerata illusoria e praticamente impossibile da raggiungere. In secondo luogo, anche se si verificasse tacita collusione, sarebbe difficile da rilevare. Queste ipotesi implicano che l'applicazione aggressiva dell'antitrust rischia di produrre molti falsi positivi, mentre una politica tollerante comporterebbe relativamente pochi falsi negativi.

Si fornirà di seguito una descrizione della classe di algoritmi "Q-learning", che verranno usati in una simulazione, dove si proverà l'effettiva collusione.

5.1 Algoritmi di Q-learning

L'intelligenza artificiale si basa in gran parte sugli algoritmi di **Reinforcement Learning** (RL).

Tali algoritmi adattano il loro comportamento all'esperienza passata, intraprendendo azioni che si sono dimostrate più efficaci e meno riuscite con successo. In tal modo, gli algoritmi potrebbero apprendere una politica ottimale, o una politica che approssima l'ottimale, con scarsa o nessuna conoscenza preventiva del problema specifico a portata di mano.

All'interno del set di modelli di Reinforcement Learning, una classe molto popolare tra gli informatici è costituita dagli algoritmi di Q-learning.

La ragione per cui vengono scelti è la seguente: gli algoritmi di Q-learning sono ben compresi e relativamente semplici e costituiscono la base per algoritmi più sofisticati.

In generale, gli strumenti di Q-learning affrontano il problema di trovare una politica ottimale in un problema di Markov, che rappresenta un problema di decisione.

Un **problema di decisione di Markov** è un quadro formale che consente l'analisi del ripetuto processo decisionale in ambienti dinamici stocastici. Per essere concreti, si consideri il problema di un'azienda che fissa i prezzi nell'oligopolio. Ogni periodo, l'impresa compie le seguenti azioni;

i) osserva alcune informazioni importanti, quali il prezzo addebitato dai suoi concorrenti in periodi precedenti o lo stato della domanda

ii) stabilisce il proprio prezzo

iii) raccoglie gli utili risultanti.

Il problema dell'azienda è quello di trovare la politica dei prezzi che massimizzi il valore attuale dei suoi profitti. Una politica è una mappatura strategica che si estende da ciò che osserva, lo "stato", alla sua variabile di controllo, il prezzo. L'algoritmo Q-Learning è uno strumento progettato per "risolvere" questo problema decisionale attraverso un processo di sperimentazione. La sperimentazione consente di apprendere la politica che massimizza i profitti a lungo termine.

Gli algoritmi di Q-learning sono particolarmente interessanti per una serie di motivi. In primo luogo, imparano la politica ottimale durante il gioco e quindi non hanno bisogno di essere addestrati con i dati. In secondo luogo, non richiedono alcuna conoscenza a priori dell'effetto delle proprie azioni sull'ambiente. Per esempio, nell'attività di determinazione dei prezzi non richiedono al programmatore di specificare la domanda dei consumatori o la futura reazione dei concorrenti al proprio prezzo. Infine, possono affrontare molte incertezze.

Come apprende l'algoritmo? Un ingrediente chiave è la matrice Q, che memorizza una stima del valore attuale della scelta di una determinata azione in un dato stato. Se si considera un'impostazione semplificata del problema, il compito dell'impresa i è quello di scegliere, in ogni periodo, uno fra due prezzi, $p_i = p^H$ oppure $p_i = p^L$.

L'azienda osserva i prezzi immessi dal suo rivale, p_{jt} , e tiene traccia del proprio prezzo passato, p_{it} . Supponendo una memoria di un periodo, l'attuale strategia può essere condizionata solo sui prezzi dell'ultimo periodo. Questi prezzi costituiscono quindi lo stato attuale $s_t = (p_{it}, p_{jt})$. Con due possibili prezzi per ciascuna impresa, ci sono quattro possibili stati. Pertanto, in questo semplice esempio, la matrice Q è una matrice 4x2:

$Q_i(s, p_i)$	$p_i = p^L$	$p_i = p^H$
$s_1=(p^L, p^L)$		
$s_2=(p^L, p^H)$		
$s_3=(p^H, p^L)$		
$s_4=(p^H, p^H)$		

Le righe indicano i quattro stati possibili. Ogni voce della matrice può essere interpretata come una valutazione del valore attuale del flusso di profitti ottenuto seguendo la scelta del prezzo p_i nello stato s .

La matrice viene inizializzata con alcuni valori assegnati in modo arbitrario e viene quindi aggiornata sulla base dell'esperienza. L'aggiornamento avviene come segue. Indichiamo π_i il profitto osservato dell'impresa i derivante dal prezzo di addebito p_i nello stato s . Alla fine del periodo corrente, il nuovo valore della matrice Q nella cella (s, p_i) viene aggiornato come segue (indichiamo lo stato attuale con s e lo stato futuro con s'):

$$Q_i^{new}(s, p_i) = (1 - \alpha)Q_i(s, p_i) + \alpha \left[\pi_i + \gamma \max_{p_i} Q_i(s', p_i) \right]$$

dove il parametro positivo $\alpha < 1$ è il tasso di apprendimento e $\gamma < 1$ può essere interpretato come il fattore di sconto.

Dal punto di vista analitico, l'apprendimento si riflette nel termine tra parentesi quadre. L'aggiornamento tiene conto non solo dell'attuale profitto realizzato π_i , ma anche del profitto futuro che può essere ottenuto una volta che il sistema passa al nuovo stato s' .

Viene aggiornata solo la cella della matrice che corrisponde allo stato visitato. Per tutte le altre celle, i valori Q non cambiano.

Descriviamo ora più precisamente come i valori Q si traducono in scelte effettive. La scelta di un livello di prezzo equilibra due esigenze, quella di raccogliere nuove informazioni (exploring) e quella di raccogliere profitti (exploiting).

In altre parole, lo sfruttamento significa che le informazioni già raccolte vengono utilizzate per scegliere l'azione che corrisponde alla stima più alta del valore attuale. Questo è il prezzo (azione) corrispondente al valore maggiore di $Q_i = (s, p_i)$ nello stato s .

Il bilanciamento tra sfruttamento ed esplorazione può essere descritto da due modelli alternativi, il modello ϵ -greedy e il modello di esplorazione di Boltzmann. Nel modello ϵ -

greedy, in ogni periodo l'algoritmo esplora con una data probabilità ϵ e sfrutta con la probabilità complementare $1 - \epsilon$.

Quando esplora, l'algoritmo sceglie tra tutti i prezzi possibili (compresi quelli con un basso valore Q) con la stessa probabilità.

La probabilità di esplorazione ϵ può essere invariante nel tempo o può diminuire nel tempo. Nei nostri esperimenti, abbiamo preso la probabilità ϵ di essere invariante nel tempo.

Un'alternativa comune al modello ϵ -greedy è il modello di esplorazione di Boltzmann in cui la probabilità di selezionare il prezzo p_i al momento t è data da:

$$\frac{e^{Q_i(s,p_i)/\beta}}{\sum_p e^{Q_i(s,p)/\beta}}$$

dove β è la cosiddetta "temperatura" del sistema. Come ϵ , β può essere invariante nel tempo o diminuire monotonamente con il tempo. Il modello di esplorazione di Boltzmann privilegia sempre le azioni con valori Q più alti, tanto più il valore inferiore è β . Pertanto, lasciare che la "temperatura" diminuisca nel tempo favorisce l'esplorazione nelle fasi iniziali facilitando al contempo l'eventuale convergenza del sistema.

L'algoritmo tuttavia non deve essere consapevole del fatto che sta interagendo strategicamente con altri giocatori: dal suo punto di vista, le azioni passate dei rivali sono trattate come qualsiasi altra variabile di stato possibilmente rilevante. Nella letteratura informatica, questo approccio Q-learning nei giochi ripetuti è chiamato apprendimento indipendente.

Tali algoritmi presentano tuttavia due svantaggi significativi. Innanzitutto, non sono in grado di gestire spazi di stato e di azione continui. Gli spazi devono essere discretizzati e maggiore è la discretizzazione, più lento è l'apprendimento. In secondo luogo, gli algoritmi non si rendono conto che stanno giocando, quindi il loro apprendimento non è strategico.

La recente letteratura informatica ha cercato di affrontare questi problemi attraverso il deep learning e l'apprendimento congiunto.

Con spazi di stato e azione continui, la matrice Q diventa una funzione uniforme.

Gli algoritmi di deep learning stimano questa funzione mediante metodi iterativi simili alla formula del Q-Learning. Quando gli spazi di stato e di azione sono limitati ma ampi, un'approssimazione uniforme della matrice Q può anche servire ad accelerare il processo di apprendimento. In questo caso, ad ogni periodo un algoritmo di apprendimento profondo aggiornerebbe non solo l'ultima cella della matrice che è stata visitata, ma anche un numero di celle vicine.

L'apprendimento indipendente implica invece che gli algoritmi concorrenti non si rendano conto di giocare. Nell'informatica, questo problema è stato affrontato nella cosiddetta letteratura sull'apprendimento congiunto.

In generale, l'apprendimento congiunto deve affrontare tre sfide principali:

(i) l'osservabilità dei pagamenti dei rivali, necessaria per anticipare il loro comportamento ma molto più impegnativa, come requisito, rispetto all'osservabilità delle azioni;

(ii) problemi di controllo sulla quantità di dati da gestire, che emerge perché il tracciamento dell'ottimizzazione dei rivali aumenta la quantità di informazioni che ciascun algoritmo deve archiviare ed elaborare;

(iii) il trattamento di equilibri multipli: quando diversi algoritmi si concentrano su diversi equilibri, possono sorgere problemi di errato coordinamento.

Una volta compreso il funzionamento degli algoritmi di Q-learning, si può procedere all'analisi della simulazione condotta a prova della permanenza della collusione.

5.2 Simulazione

Durante questa simulazione sono stati costruiti una serie di algoritmi di Q-learning e si sono lasciati interagire in un ambiente di oligopolio di Bertrand ripetuto.

È necessario descrivere per prima cosa l'ambiente in cui operano gli algoritmi, la strategia di esplorazione che seguono e il criterio che si applica per terminare ogni simulazione al computer.

Il modello utilizzato è un modello standard con “**logit demand**”¹¹.

In ogni periodo t la domanda per ogni prodotto $i = 1, 2, \dots, n$ è la seguente:

$$q_{it} = \frac{e^{\frac{a_i - p_{it}}{\mu}}}{\sum_{j=1}^n e^{\frac{a_j - p_{jt}}{\mu}} + e^{\frac{a_0}{\mu}}}.$$

Il parametro a_i è l'indice di qualità del prodotto, che tiene conto della differenziazione verticale, mentre il parametro μ corrisponde all'indice di differenziazione orizzontale.

Ogni prodotto è fornito da un'azienda diversa, per cui n corrisponde anche al numero di aziende. Il profitto per ogni periodo ottenuto dall'impresa i è quindi $\pi_{it} = (p_{it} - c_i)q_{it}$, dove c_i è il costo marginale. Come al solito, i costi fissi sono irrilevanti finché le imprese restano attive.

Usiamo il modello logit per la sua flessibilità. Si può notare che esso contiene sia la differenziazione verticale che quella orizzontale e può anche facilmente soddisfare il caso della domanda stocastica.

In un classico gioco di Bertrand, gli algoritmi scelgono i prezzi da immettere sul mercato. Poiché il Q-learning richiede uno spazio d'azione limitato, discretizziamo il modello come segue. Per ogni valore dei parametri, calcoliamo sia l'equilibrio di Bertrand-Nash del gioco one-shot sia i prezzi di monopolio (cioè quelli che massimizzano i profitti aggregati). Questi sono indicati rispettivamente da p^N e p^M . Quindi, prendiamo l'insieme A dei prezzi fattibili che devono essere dati da m punti equidistanti nell'intervallo $[(1 - \xi) p^N, (1 + \xi) p^M]$, dove $\xi > 0$ è un parametro. Per esempio, nelle specifiche di base si è deciso di impostare $\xi = 0,1$, quindi i prezzi vanno dal 10% in meno rispetto a Bertrand al 10% in più rispetto al monopolio.

Il modo di discretizzare lo spazio strategico implica che i prezzi esatti di Bertrand e del monopolio potrebbero non essere fattibili, quindi potrebbero esserci equilibri di strategia mista. Dato che, in base alla progettazione, gli algoritmi finiscono genericamente per giocare a strategie pure, potrebbero quindi girare attorno a un "obiettivo" che non è fattibile, e quindi il risultato potrebbe non convergere.

¹¹ Il modello logit è un modello di regressione non lineare dove la variabile dipendente è di tipo dicotomico, cioè può assumere unicamente due valori e costi marginali costanti.

Per garantire che lo spazio degli stati sia finito, si deve scegliere una memoria limitata. Nello specifico, lo stato viene definito semplicemente come l'insieme di tutti i prezzi passati negli ultimi k periodi:

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

dove k è la lunghezza della memoria. Il presupposto qui è un monitoraggio perfetto, che è ragionevole per i mercati in cui i prezzi algoritmici tendono ad essere utilizzati. In questi mercati, i prezzi sono generalmente pubblicati su Internet e quindi sono facilmente osservabili dai concorrenti.

Le nostre ipotesi implicano per ogni giocatore i che $|A| = m$ e $|S| = m^{nk}$.

Dato l'insieme degli stati S e l'insieme delle azioni A , un algoritmo Q-learning è spiegato in maniera esaustiva dal tasso di apprendimento α , dal fattore di sconto δ e da una strategia di esplorazione.

Si usa una delle politiche di exploring più semplici nella classe GLIE, vale a dire un modello ϵ -greedy con un tasso di esplorazione in calo nel tempo. Più specificamente:

$$\epsilon_t = 1 - e^{-\beta t},$$

dove $\beta > 0$ è un parametro. Ciò significa che inizialmente gli algoritmi scelgono in modo puramente casuale, ma col passare del tempo fanno la scelta greedy sempre più frequentemente. Maggiore è il β , più l'esplorazione è veloce.

Gli algoritmi di Q-learning possono iniziare con una tabula rasa, ovvero $Q_0 = 0$. Tuttavia, per accelerare il processo di apprendimento, le matrici Q iniziali possono essere impostate secondo determinate ipotesi. Per esempio, si può settare $Q_{i,0}(s, a)$ pari al payoff scontato che si accumulerebbe al giocatore i se gli avversari si randomizzassero in modo uniforme:

$$Q_{i,0}(s, a_i) = \frac{\sum_{a_{-i} \in A^{n-1}} \pi_i(s, a_i, a_{-i})}{(1 - \delta) \prod_{j \neq i} |A_j|}.$$

All'inizio le scelte sono puramente casuali, dunque lo stato iniziale s_0 viene settato casualmente all'inizio di ogni sessione.

Con sufficiente exploration, i risultati non sono sensibili al modo in cui la matrice viene inizializzata.

Per problemi di questo genere, come detto poc'anzi, non ci sono risultati di convergenza generale: non sappiamo se gli algoritmi convergono o, se dovessero farlo, se convergono in un equilibrio di Nash.

Tuttavia, la convergenza può essere verificata in pratica. Viene utilizzato il seguente criterio: la convergenza è considerata raggiunta se per ciascun giocatore la strategia ottimale non cambia per 25.000 periodi consecutivi. Cioè, se per ogni giocatore i e per ogni stato s l'azione $a_{i,t}(s) = \operatorname{argmax} [Q_{i,t}(a, s)]$ rimane costante per 25.000 ripetizioni, si assume che gli algoritmi abbiano completato il processo di apprendimento e raggiunto un comportamento

stabile. Quando ciò si verifica la simulazione viene interrotta, ma in ogni caso dopo un miliardo di ripetizioni la si interromperebbe comunque.

Per ogni set di parametri, un "esperimento" è composto da 1.000 sessioni. In ogni sessione, gli agenti giocano contro gli stessi avversari per un gran numero di periodi (fino a un miliardo o fino alla convergenza appena descritta).

Si possono osservare tutte le variabili di interesse (prezzi, profitti, quote di mercato, ecc.), ma spesso ci si concentra su un indicatore economico, vale a dire il guadagno medio degli utili Δ , definito come:

$$\Delta \equiv \frac{\bar{\pi} - \pi^N}{\pi^M - \pi^N},$$

dove π^N è il profitto di ciascuna impresa nell'equilibrio statico di Bertrand-Nash, π^M è il profitto in piena collusione (monopolio) e $\bar{\pi}$ è il profitto medio nelle ultime 25.000 ripetizioni. Pertanto, $\Delta = 0$ corrisponde al risultato competitivo e $\Delta = 1$ al risultato perfettamente collusivo. Il motivo principale per cui ci si concentra su Δ è che questo indice può essere confrontato direttamente attraverso diversi contesti economici.

Per le sessioni che convergono, si ritiene che il risultato sia la media delle ultime 25.000 ripetizioni. Ci si concentra sui risultati a lungo termine poiché gli algoritmi vengono addestrati off-line prima di essere messi al lavoro. In ogni esperimento, viene calcolato quindi l'errore medio e standard per le 1.000 sessioni.

5.3 Risultati

Si consideri adesso un ambiente economico di base costituito da un duopolio simmetrico ($n = 2$) con $c_i = 1$, $a_i = 2$, $a_0 = 1$, $\mu = 1$, $\delta = 0,95$ e una memoria a un periodo ($k = 1$). Mantenendo costante questo ambiente, verranno fatti variare i parametri di apprendimento e sperimentazione α e β , che in partenza sono considerati identici per entrambi gli algoritmi concorrenti. Si può notare che anche con un $k = 1$, gli algoritmi possono replicare efficacemente strategie che, in teoria, richiederebbero una memoria più ampia.

Il parametro di apprendimento α varia da 0 a 1. In generale, i valori estremi di α tendono a interrompere l'apprendimento: quando $\alpha = 0$, l'algoritmo non apprende affatto; quando $\alpha = 1$, dimentica immediatamente ciò che ha imparato in passato. Quindi ci si aspetta che l'apprendimento sia più efficace per i valori intermedi di α .

Per quanto riguarda il parametro di sperimentazione β , il compromesso è il seguente. Da un lato, gli algoritmi devono esplorare in modo approfondito, poiché l'unico modo per apprendere è appunto visitare ogni cella di azione-stato parecchie volte. D'altro canto, l'esplorazione è costosa sul breve termine.

Sorge anche un altro problema, ovvero se un algoritmo sperimenta in modo più approfondito, questo crea rumore nell'ambiente, il che rende più difficile l'apprendimento per un altro algoritmo.

Inizialmente, si esplora una griglia di 50×50 valori equidistanti negli intervalli $\alpha \in (0,1)$ e $\beta \in (0,4 \times 10^{-5})$.

Mentre per α viene esaminato l'intero segmento unitario, per β si scartano dei valori a priori che non consentono una sperimentazione sufficiente. Infatti, quando β è al limite superiore, la probabilità di scegliere un'azione scende casualmente a due terzi dopo appena 10.000 ripetizioni e a meno del 2% dopo 100.000 ripetizioni. Di conseguenza, molte celle della matrice, che corrispondono ai prezzi inizialmente percepiti come non ottimali, verrebbero visitate non più di 4 o 5 volte in una sessione, e ciò non è sufficiente a garantire un apprendimento soddisfacente.

Per quanto concerne la convergenza, in genere sono necessarie parecchie ripetizioni. Per esempio, con $\alpha = 1/2$ e $\beta = 2 \times 10^{-5}$ la convergenza si ottiene in media dopo 500.000 periodi, per la semplice ragione che con quel valore di β , la probabilità di scegliere un'azione casualmente è ancora del 14% dopo 100.000 ripetizioni. Se il rivale sta sperimentando a questo ritmo, l'ambiente è ancora troppo instabile perché l'algoritmo converga. In pratica, la convergenza si ottiene solo quando la sperimentazione è quasi terminata. Il lungo periodo di convergenza non è sorprendente dato il modo in cui gli algoritmi apprendono, cioè meccanicamente ma in modo persistente. Tuttavia, ciò non rappresenta un problema in quanto gli algoritmi apprendono off-line.

I risultati sono abbastanza stabili tra le sessioni. L'errore standard del guadagno è in genere inferiore a 1 punto percentuale. Un altro segno della coerenza del processo di apprendimento è che i due algoritmi, che nel modello di base sono simmetrici ex-ante, funzionano in modo molto simile: la differenza tra le due aziende nel guadagno non è mai

statisticamente significativa. Ciò suggerisce che ciò che gli algoritmi alla fine fanno non è casuale.

In quasi la metà delle sessioni, entrambi gli algoritmi continuano a caricare lo stesso prezzo periodo dopo periodo.

Anche se gli algoritmi imparassero a comportarsi in modo coerente, ciò potrebbe non garantire che alla fine giochino una strategia ottimale.

Sebbene non sia garantita ex ante, questa proprietà può essere verificata ex post, eseguendo un controllo diretto per verificare se la strategia di un algoritmo sia o meno la migliore risposta a quella del rivale. In caso contrario, si calcola il discostamento dalla migliore risposta.

La misura in cui gli algoritmi convergono in un equilibrio di Nash dipende dai valori dei parametri di apprendimento ed esplorazione. Intuitivamente, l'apprendimento è più difficile quando la sperimentazione è estesa (β bassa) e gli algoritmi dimenticano rapidamente ciò che hanno imparato in passato (α alta). Anche in questi casi, tuttavia, si osserva comunque una notevole percentuale di risposte ottime. Per esempio, per $\alpha = 0.9$ e $\beta = 8 \times 10^{-6}$, in circa un terzo delle sessioni entrambi gli algoritmi svolgono la migliore risposta alla strategia eventualmente adottata dal rivale. Per le sessioni rimanenti, i valori Q osservati differiscono da quelli associati alla migliore risposta in media solo del 5%.

Con un apprendimento più persistente, l'equilibrio diventa prevalente. Per esempio, quando α viene abbassato a 0,1 con lo stesso livello di sperimentazione, viene raggiunto un equilibrio di Nash nel 55% dei casi e ciascun algoritmo riproduce una risposta individuale migliore oltre il 60% delle volte. Inoltre, anche quando gli algoritmi non riproducono le risposte migliori, ci si avvicinano abbastanza: il potenziale guadagno derivante da una vera risposta migliore è, in media, soltanto l'1%.

Cosa fanno gli algoritmi dopo che sono stati completamente addestrati? Di seguito verrà mostrato come gli algoritmi guadagnino profitti super competitivi e quali siano le strategie utilizzate rispetto al tema della collusione.

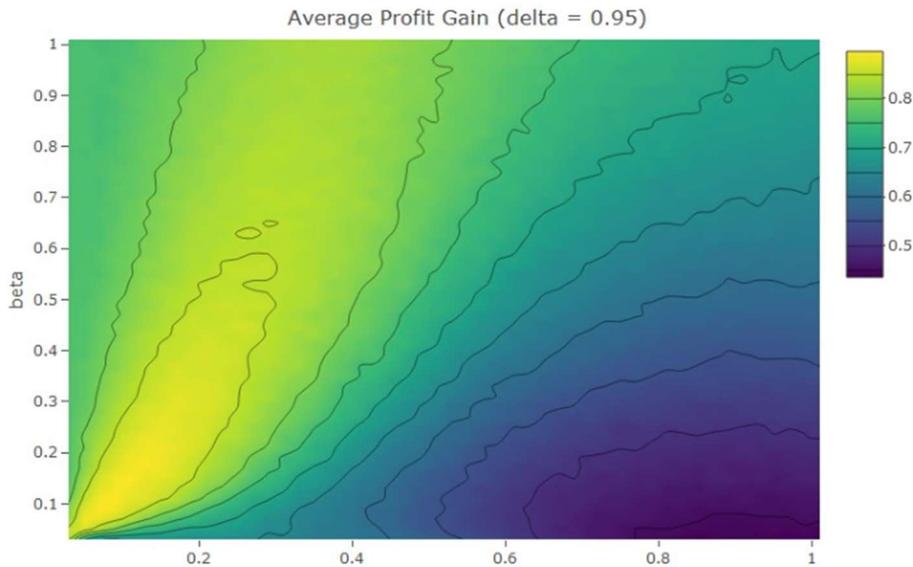


Figure 1: Average profit gain Δ for a grid of values of α and β . (Note that β has been rescaled to vary from 0 to 1.)

L'utile medio Δ è rappresentato nella Figura 1 in funzione di α e β . Nell'intervallo considerato, Δ varia da un minimo del 40% a un massimo del 99%. Sebbene il guadagno sia sensibile ai parametri di apprendimento e sperimentazione, i risultati non competitivi sono abbastanza comuni.

In generale, il guadagno del profitto tende ad essere relativamente piccolo quando c'è poca esplorazione e anche quando l'esplorazione è estesa e α è molto alta. Per questa gamma di parametri, gli algoritmi esplorano ampiamente, ma dimenticano altrettanto rapidamente.

La tattica più sensata da usare è quella di combinare un tasso moderato di apprendimento con esplorazioni approfondite. In questo caso, si trova non solo un maggiore equilibrio, ma anche maggiori profitti. Per esempio, quando α è compreso tra 0 e 0,2 e β tra 0 e 2×10^{-5} , il guadagno medio dell'utile è sistematicamente intorno all'80% o più.

Dai valori osservati di Δ , si nota come gli algoritmi imparino sistematicamente a colludere parzialmente. Ciò è confermato esaminando i prezzi che le aziende alla fine mettono sul mercato.

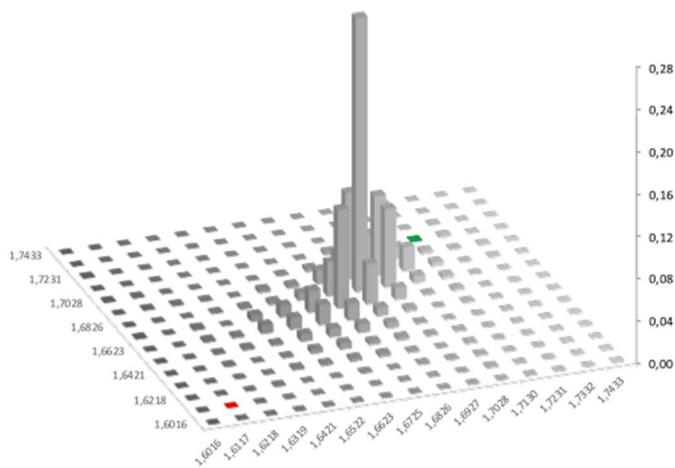


Figure 2: Histogram of states visited in the last 25,000 iterations pooling all data from 1000 sessions with $\alpha = 0.05$, $\beta = 8 \times 10^{-6}$. Green= (p^M, p^M) , red= (p^N, p^N) .

La Figura 2 mostra la frequenza relativa delle diverse combinazioni di prezzi ottenute. I prezzi sono quasi sempre più alti che nell'equilibrio di Bertrand-Nash. La dispersione dei prezzi è bassa e le imprese tendono a stabilire un prezzo simmetrico.

In breve, gli algoritmi applicano prezzi coerenti e simmetrici al di sopra della concorrenza, ottenendo un guadagno considerevole.

Si analizzano adesso le strategie che stanno alla base di questi risultati non competitivi. La domanda chiave è se i prezzi elevati siano il risultato dell'incapacità degli algoritmi di apprendere l'equilibrio statico di Bertrand-Nash oppure se la loro applicazione corrisponda effettivamente ad una vera e propria collusione. Le implicazioni sarebbero radicalmente diverse: se non sono in grado di raggiungere l'equilibrio di Nash, significa semplicemente che gli algoritmi non sono ancora abbastanza intelligenti; se invece colludono a prescindere dalla loro intelligenza, ciò costituisce un problema, e con l'avanzare dell'intelligenza artificiale sarà sempre peggio.

Si precisa ancora una volta nella pratica cosa si intende esattamente per collusione. Harrington (2017) definisce la collusione come "una situazione in cui le aziende usano uno schema di punizione-premio per coordinare il loro comportamento allo scopo di produrre un risultato super-competitivo".

Si può notare che il guadagno medio di profitto aumenta con la quantità di gioco dell'equilibrio, il che suggerisce che gli algoritmi di Q-learning effettivamente imparino a colludere.

Nelle situazioni in cui è possibile la collusione, viene eseguito il seguente test: si convince un giocatore a disertare abbassando il prezzo manualmente per qualche tempo e si osserva come reagiscono gli algoritmi. Si nota che gli algoritmi adottano uno schema caratteristico: la punizione è proporzionale all'entità della deviazione e della durata, con un graduale ritorno ai prezzi di pre-deviazione. Questa è forse la prova più diretta possibile del comportamento collusivo in cui la collusione è tacita.

Se i prezzi super competitivi che troviamo fossero il risultato di scelte errate o di qualcosa di diverso dalla collusione, allora dovrebbero anche essere previsti in contesti in cui la collusione è impossibile. In particolare, la collusione è impossibile quando $k = 0$ (gli algoritmi non hanno memoria) e non può sorgere in equilibrio quando $\delta = 0$ (il guadagno immediato dalla deviazione non può essere compensato dalla perdita dovuta a punizioni future).

Se gli algoritmi non giocano l'equilibrio competitivo, probabilmente hanno imparato strategie più sofisticate.

Per esaminare come sono strutturate queste strategie, verrà mostrato un esercizio specifico. Di seguito verranno riportati i risultati di tale esperimento.

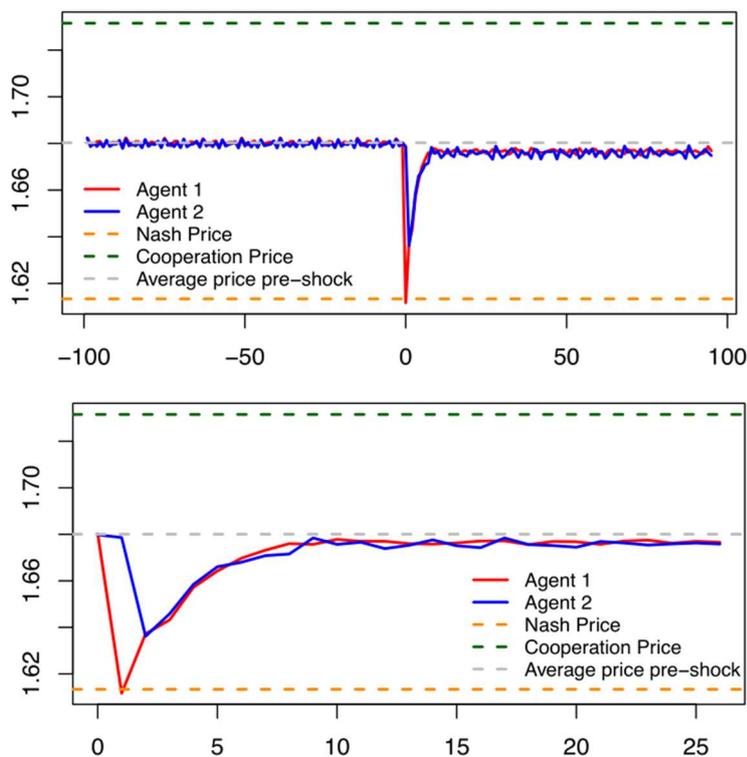


Figure 3: Price Impulse response, $\alpha = 0.05, \beta = 8 \times 10^{-6}, \delta = 0.95$. The top plot zooms out around the shock to show pre- and post-deviations levels.

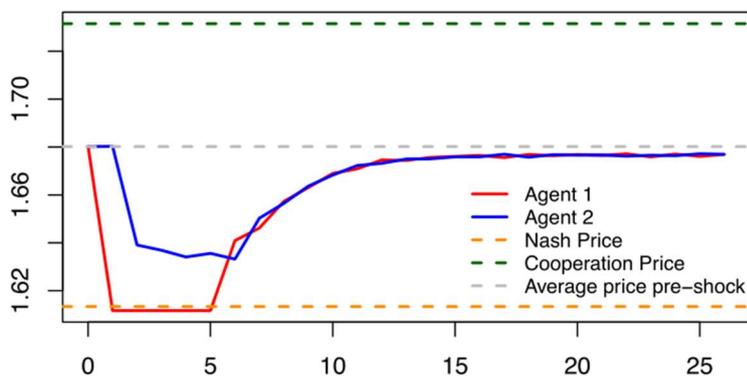


Figure 4: Price Impulse response, 5-period deviation, $\alpha = 0.05, \beta = 8 \times 10^{-6}, \delta = 0.95$.

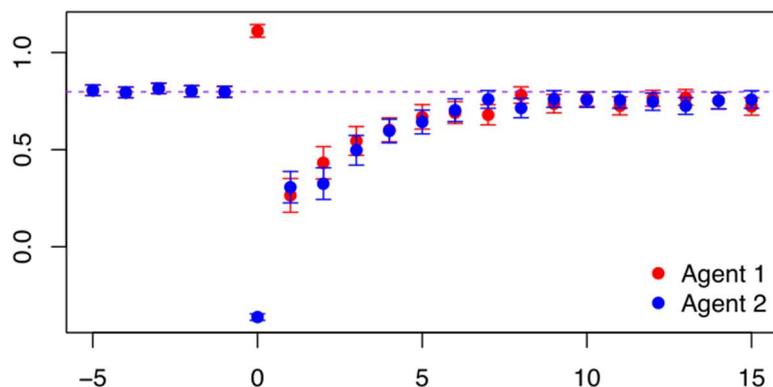


Figure 5: Impulse response of Profit gain Δ for $\alpha = 0.05, \beta = 8 \times 10^{-6}, \delta = 0.95$

Alla fine di una sessione si lasciano gli agenti (ovvero le due imprese) liberi di giocare per un certo numero di periodi in base alle strategie apprese. Quindi si interviene e si sostituisce manualmente la scelta di un agente, costringendolo a deviare. Vengono imposte non solo deviazioni che durano per un singolo periodo ma anche per diversi periodi. Per tutti questi casi, si esamina quindi la reazione di entrambi gli agenti nei periodi successivi. In una parola, deriviamo funzioni di "risposta all'impulso".

Chiaramente, la deviazione esogena viene punita, ma la punizione non è così dura come potrebbe essere ed è solo temporanea: nei periodi successivi, gli algoritmi ritornano gradualmente al loro comportamento pre-deviazione.

A prima vista, ci si potrebbe chiedere se gli algoritmi stiano effettivamente punendo la deviazione o se invece i tagli dei prezzi servano semplicemente a riguadagnare quote di mercato.

Dato che nel periodo di deviazione (cioè periodo $\tau = 1$) il rivale si è attaccato al suo vecchio prezzo, nel periodo $\tau = 2$ l'algoritmo di deviazione, che nel frattempo ha riguadagnato il controllo del prezzo, non ha motivo di tagliare il suo prezzo in modo endogeno se non sta prendendo parte alla punizione stessa. Se la sua unica preoccupazione fosse quella di mantenere la sua quota di mercato, l'algoritmo deviante taglierebbe il suo prezzo solo nel periodo $\tau = 3$, cioè dopo aver osservato la riduzione del prezzo del rivale nel periodo $\tau = 2$. In realtà, nel periodo $\tau = 2$ l'algoritmo deviante i prezzi sono quasi identici agli altri. Ciò dimostra chiaramente come l'algoritmo deviante stia rispondendo non solo a quello del suo rivale ma anche alla sua stessa azione. Tale comportamento auto-reattivo è spesso cruciale per ottenere un'autentica collusione, e sarebbe difficile razionalizzare diversamente.

La Figura 4 illustra il caso di una deviazione di 5 periodi. La punizione diventa un po' più dura dopo la seconda deviazione ma poi si stabilizza. In ogni caso, l'impresa non deviante è pronta a perdonare: non appena la deviazione termina, vi è un graduale ritorno ai prezzi originali, secondo uno schema simile alla deviazione di un periodo.

La Figura 5 mostra inoltre l'evoluzione degli utili per una deviazione di un periodo. Chiaramente, la punizione rende la deviazione non redditizia. La ritorsione dell'agente 2 cancella il guadagno degli utili dell'agente 1 già nel periodo successivo.

Riassumendo, vi sono chiare prove di comportamenti collusivi: i profitti sopra-competitivi sono supportati da punizioni per un'eventuale deviazione. Queste punizioni hanno una durata limitata, con un lento ritorno ai prezzi di pre-deviazione.

5.4 Conclusioni e commenti sui risultati

È stato dimostrato che in ambienti stazionari gli algoritmi dei prezzi di Q-learning imparano sistematicamente a colludere. La collusione tende ad essere parziale ed è sostenuta dalla punizione in caso di deviazione. La punizione è proporzionale all'entità della deviazione ed è di durata limitata, con un graduale ritorno ai prezzi di pre-deviazione.

Gli algoritmi imparano a giocare queste strategie per tentativi ed errori, senza la necessità di una conoscenza preliminare dell'ambiente in cui operano. Non lasciano alcuna traccia dell'azione concertata: non comunicano tra loro, né sono stati progettati per colludere.

Dal punto di vista della politica di concorrenza, questi risultati dovrebbero essere chiaramente preoccupanti. Suggestiscono che con l'avvento dell'intelligenza artificiale e dei prezzi algoritmici la collusione tacita potrebbe diventare più diffusa, aumentando il rischio che la politica antitrust tollerante possa produrre troppi falsi negativi. Prima di modificare la politica, tuttavia, sono necessarie ulteriori ricerche.

Si espone infine una breve discussione circa tre importanti problemi irrisolti. Il primo è la **complessità dell'ambiente economico**. Il modello usato per gli esperimenti è un modello semplicistico. Per produrre un'impostazione più realistica per l'analisi, si potrebbe ipotizzare un modello con più imprese, memoria più lunga, domanda stocastica e possibilmente anche rotture strutturali. Per valutare i prezzi in ambienti più complessi, tuttavia, gli algoritmi di Q-learning devono poter sperimentare (exploring) in maniera molto più ampia di quanto non è stato permesso loro di fare nell'esperimento preso in analisi. Ciò può comportare una mancata convergenza, poiché la sperimentazione di un algoritmo può interrompere l'apprendimento degli altri. Per poter analizzare ambienti più complessi, allora, sono necessari algoritmi il cui apprendimento è molto più efficiente degli algoritmi di Q-learning, per esempio quelli di deep learning.

Questo porta al secondo problema correlato. Il deep learning non solo può gestire ambienti più complessi, ma può anche accelerare il processo di apprendimento. Questo è importante, perché l'addestramento degli algoritmi non può sempre essere condotto interamente offline, e nel breve periodo la sperimentazione è costosa. L'apprendimento online sembra necessario, in particolare, quando l'ambiente economico è mutevole o quando l'ambiente di formazione non riflette esattamente la realtà dei mercati in cui gli algoritmi vengono infine implementati. Questi primi due problemi possono essere affrontati usando algoritmi più intelligenti dei Q-apprendenti tabulari, ovvero quelli di deep learning. Quindi estendere l'analisi a questo tipo di algoritmo potrebbe essere un obiettivo importante per un possibile lavoro futuro.

Un terzo problema è la validità esterna dell'analisi sperimentale. Mentre il Q-learning è comune e ben compreso, ci sono anche altre forme di **reinforcement learning**. Inoltre, gli stessi algoritmi di Q-learning sono disponibili in diverse versioni, con strategie di exploring e metodi di stima diversi.

Non si sa esattamente quali algoritmi vengano utilizzati nella pratica dalle aziende.

Da questo punto di vista, l'analisi presentata poc'anzi può essere vista come un punto di partenza per sviluppare esperimenti molto più complessi e ben strutturati.

5.5 Raccomandazioni sulla regolazione

I risultati dell'analisi preliminare suggeriscono dunque che il rischio di collusione algoritmica potrebbe essere reale e porre nuove sfide alla politica di concorrenza, anche se non è ancora chiaro se la collusione avvenga più facilmente fra algoritmi piuttosto che fra persone fisiche. Vale quindi la pena discutere gli approcci politici proposti.

In generale, si possono distinguere tre possibili casi. Il primo, basato sulla visione ottimistica secondo cui i prezzi algoritmici non pongono alcun nuovo problema, è attenersi alla politica attuale. Il secondo approccio consiste nel regolare l'introduzione degli algoritmi di determinazione dei prezzi ex-ante, praticamente nello stesso modo in cui la commercializzazione di nuovi farmaci è attualmente regolamentata. Ossia, qualsiasi nuovo algoritmo di determinazione dei prezzi dovrebbe essere testato da un'agenzia di regolamentazione per accertare se mostra una tendenza a colludere (nel qual caso sarebbe vietato) o no (nel qual caso sarebbe approvato). Infine, il terzo approccio consiste nel regolamentare ex-post, come in genere fa la politica di concorrenza, ma utilizzando standard giuridici diversi da quelli attuali.

Esiste anche una quarta opzione possibile, ovvero un divieto assoluto di tariffazione algoritmica (abolire cioè algoritmi di tariffazione). Tuttavia, esiste un ampio consenso sul fatto che gli algoritmi possano offrire grandi guadagni di efficienza consentendo prezzi più efficienti. È pertanto da escludere che un divieto di questo tipo sia ottimale.

Si esamina per prima la politica attuale. Gli economisti, come già ripetuto nell'analisi, generalmente definiscono la collusione come uno schema di ricompensa che porta a prezzi e profitti al di sopra di alcuni parametri di riferimento competitivi, e tale schema può essere concordato dalle parti esplicitamente o tacitamente.

Gli effetti della collusione tacita non sono diversi da quelli della collusione esplicita; la differenza tra i due sta principalmente nella maggiore difficoltà di raggiungere un coordinamento senza comunicazione.

L'attuale standard legale per la collusione, tuttavia, richiede non solo un coordinamento sui prezzi super competitivi, ma anche un accordo consapevole e reciprocamente accettato tra le imprese per frenare la concorrenza. In altre parole, l'attuale politica proibisce la collusione esplicita ma non tacita. Per esempio, il parallelismo nei prezzi non è sufficiente per dimostrare la collusione, in quanto può essere il risultato, ad esempio, di reazioni indipendenti a shock comuni.

Da un punto di vista economico, questa politica può essere razionalizzata sulla base di una particolare valutazione della probabilità e dei costi di errore: falsi positivi e falsi negativi.

La presunzione implicita alla base dell'attuale politica deve essere che è improbabile che il coordinamento venga raggiunto senza un accordo esplicito (quindi i falsi negativi sono rari) e che non esistono metodi precisi per inferire la collusione dai movimenti dei prezzi osservati (quindi i falsi positivi sono frequenti). Se questa presunzione fosse corretta, allora avrebbe senso richiedere prove dirette anziché circostanziali di un accordo tra le parti.

Coloro che sostengono che i prezzi algoritmici non richiedano alcun cambiamento nella politica attuale, ritengono che essi non modifichino radicalmente la valutazione della

probabilità di falsi positivi e falsi negativi. In altre parole, sostengono che, anche con la comunicazione algoritmica dei prezzi (tra i programmatori piuttosto che i decisori finali), rilevare la collusione implicita rimane estremamente difficile.

Tali affermazioni sono probabilmente vere per gli algoritmi adattativi di prima generazione, ma potrebbero non essere vere per gli algoritmi di apprendimento. Algoritmi di prezzo che imparano dall'esperienza non hanno bisogno di comunicare per colludere. Inoltre, questi algoritmi possono imparare a cooperare senza alcun esplicito intento collusivo da parte dei loro programmatori. Pertanto, i prezzi algoritmici possono aumentare significativamente il rischio di falsi negativi.

Il secondo approccio politico, ovvero la regolamentazione ex-ante, è stato proposto sia da avvocati come Ezrachi e Stucke (2016) sia da economisti come Harrington (2017). In particolare, Ezrachi e Stucke (2016) hanno proposto un approccio "sand-box" (come quello attualmente adottato per le aziende fintech nel Regno Unito) in cui si tenta di coltivare algoritmi nei mercati virtuali e monitorare l'associazione tra le loro proprietà e i risultati osservati. Harrington (2017) propone di verificare il comportamento di specifici prezzi algoritmici e di definire una lista nera di algoritmi che diventerebbero illegali di per sé.

Questo approccio regolamentare rappresenterebbe una forma di intervento pubblico molto più invadente della politica di concorrenza, che agisce ex-post anziché ex-ante. Normalmente, tale intervento invadente è riservato ai casi in cui il fallimento del mercato è evidente e costoso e le perdite di efficienza dovute al regolamento sono limitate. Non è chiaro se queste condizioni siano soddisfatte nel caso di prezzi algoritmici.

Un altro problema è che le proprietà collusive degli algoritmi di determinazione dei prezzi possano dipendere dagli altri algoritmi con cui interagiscono. Supponiamo che l'algoritmo A sia stato approvato sulla base delle prove che non tende a colludere con gli algoritmi esistenti B, C e D.

Supponiamo, tuttavia, che un nuovo algoritmo E superiore venga successivamente sviluppato. Il nuovo algoritmo E tende a colludere con A, ma non con B, C e D. Quale algoritmo dovrebbe essere proibito? E è migliore di A, quindi per motivi di efficienza E dovrebbe essere approvato e A vietato. Ma A è stato approvato all'inizio, e può essere costoso metterlo fuori legge in un secondo momento (per esempio, le aziende potrebbero aver investito investimenti nella tecnologia A).

Le difficoltà nel perseguire i primi due approcci possono suggerire di prendere sul serio il terzo, intervento ex-post. Come discusso in precedenza, se i prezzi algoritmici rendono davvero più semplice la collusione e, in particolare, se si discute della necessità di una comunicazione diretta tra le parti, allora la probabilità che l'attuale politica possa portare a falsi negativi può essere significativamente maggiore. In tal caso, potrebbe essere necessario riconsiderare l'equilibrio tra collusione esplicita e tacita che sta alla base della politica attuale.

Ciò porta in primo piano il problema di rilevare la collusione tacita. La ricerca futura dovrebbe pertanto concentrarsi non solo sulla possibilità che i prezzi algoritmici possano facilitare la collusione, ma anche sulle possibili nuove forme che la tacita collusione può presentare sotto i prezzi algoritmici.

6. Algoritmi e regolamentazione del mercato

Dalla discussione precedente sembra che vi sia spazio per l'applicazione del diritto della concorrenza per affrontare alcuni degli effetti anticoncorrenziali degli algoritmi. Tuttavia, man mano che i metodi di calcolo diventano più complessi e si osserva sempre più un fenomeno di "**governance by algorithms**". In questa sezione si discute se il diritto della concorrenza sia sufficiente per affrontare la maggior parte delle preoccupazioni esistenti o se sia necessaria una qualche forma di intervento normativo. In quanto segue, vengono identificati i rischi generali degli algoritmi per la società, nonché i fallimenti del mercato che potrebbero impedire che tali rischi siano affrontati mediante meccanismi di auto-correzione, fungendo quindi da argomenti a favore della regolamentazione del mercato. Vengono poi presentati alcuni approcci normativi alternativi, mettendo in guardia dai rischi che l'applicazione eccessiva potrebbe comportare per la concorrenza di mercato e l'innovazione. Infine, viene discussa la possibilità di progettare normative di mercato con lo scopo specifico di impedire agli algoritmi di raggiungere risultati collusivi.

Molte delle considerazioni toccate nelle prossime sezioni vanno ben oltre la questione della collusione e persino dell'applicazione della legge sulla concorrenza in generale. Le discussioni sulla fattibilità e l'opportunità di eventuali opzioni di regolamentazione richiederebbero anche un esame completo e attento di tutta una serie di altri settori politici. Mentre tale esercizio vada ben al di là del campo di applicazione del presente documento, queste sezioni inquadrano i problemi di concorrenza sollevati dall'uso diffuso di algoritmi in un contesto politico più ampio.

6.1 Discussioni a favore della regolamentazione degli algoritmi

Il dibattito in corso sulla regolamentazione dell'economia digitale sembra essere il risultato, almeno in parte, della crescita esponenziale di alcuni operatori dei mercati digitali, tra cui alcune delle più grandi aziende del mondo per capitalizzazione di mercato. I grandi dell'Internet, come sono diventati noti, sono responsabili per la fornitura di più beni di informazione, come i sistemi operativi, browser, motori di ricerca, e-mail e messaggistica, mappe di navigazione, libri elettronici, distribuzione di musica e social network. A sua volta, il valore aggiunto di questi servizi si basa in parte su algoritmi proprietari complessi che vengono implementati per fini multipli: dynamic pricing, data mining, result ranking, user matching, product recommendations and ads targeting, tra gli altri.

Nonostante l'incommensurabile valore che i grandi dell'Internet hanno apportato alla società sotto forma di tecnologia innovativa e servizi online di alta qualità, la loro crescente dimensione e presenza in molteplici mercati fondamentali hanno attirato non solo l'attenzione del grande pubblico. La crescente dipendenza delle grandi società online da algoritmi segreti pone la preoccupazione che l'organizzazione delle informazioni a livello mondiale sia, in una certa misura, controllata da sistemi automatizzati nelle mani di alcuni operatori di mercato.

6.1.1 I rischi della “selezione algoritmica” oltre la collusione

Gli algoritmi possono determinare le news che gli utenti leggono on line, i contenuti multimediali a cui accedono, i prodotti che acquistano e persino le persone che incontrano o con cui interagiscono socialmente.

Come Domingos (2016) dice, “in questi giorni un terzo di tutti i matrimoni iniziano su Internet, quindi ci sono oggi realmente dei bambini che non sarebbero mai nati se non fosse stato per la capacità dei genitori di utilizzare mezzi informatici”.

L'uso di sistemi di computer automatizzati per organizzare e selezionare informazioni rilevanti – “selezione degli algoritmi” - non è necessariamente indesiderabile, in particolare se le decisioni e le predizioni determinate dalle macchine fossero considerabilmente più efficienti, più accurate e più oggettive di quelle che qualsiasi essere umano potrebbe formulare. Tuttavia, visto il vasto potenziale nel supportare il processo decisionale, gli algoritmi stanno cominciando a essere implementati nelle aree fondamentali che governano la struttura della società, dove gli errori o le distorsioni del computer potrebbero avere maggiori conseguenze. Infatti, nello stesso modo in cui gli algoritmi eseguono le azioni che non possono essere fisicamente eseguite dagli umani, i computer sono infallibili e possono presentare errori che sono tipici dei sistemi automatici, portando ad una vasta gamma di preoccupazioni politiche. Saurwein et al. (2015) identifica molteplici categorie di rischi degli algoritmi, alcuni dei quali sono analizzati nella **Tabella 4**.

Le categorie di rischi nella tabella non pongono soltanto preoccupazioni sociali, ma possono avere realmente molteplici conseguenze per il buon funzionamento dell'economia digitale. Alcuni dei rischi, come il potenziale degli algoritmi come mezzo per abusare del potere del market, hanno un impatto diretto nella competizione. Altri rischi, inclusi distorsioni di informazioni, manipolazioni di mercato e violazioni dei diritti di proprietà, possono anche incidere indirettamente sulla competizione creando barriere ai nuovi operatori e riducendo gli incentivi all'innovazione. Come dice Vestager (2017) “Il modo in cui gli algoritmi sono usati per prendere decisioni potrebbe persino automaticamente minare la nostra democrazia. In questi giorni, i social media sono una vitale risorsa di notizie. (...) Quindi lo scopo degli algoritmi dei social media di creare una realtà alternativa mostrando alle persone una storia dopo l'altra la quale non è reale, è una preoccupazione per tutti noi.”

Tabella4 Categorie di rischio per la selezione degli algoritmi

Rischi	Descrizione	Esempi
Abuso del potere di mercato	Gli algoritmi programmati per facilitare le pratiche anti-competitive, come la collusione, così come abusi esclusionali e di sfruttamento	<ul style="list-style-type: none"> • Allegazioni che motori di ricerca manipolano i risultati di ricerca in modo da svantaggiare i competitori¹ • Coordinazione algoritmica per aggiustare i prezzi nel mercato su internet
Distorsioni	Filtri di informazioni che riducono varietà e distorsioni di informazioni secondo la preferenza degli utenti on line, portando a “echo chambers” ² e “filter bubbles” ³	<ul style="list-style-type: none"> • Motori di ricerca che provvedono ai lettori on line news che coincidono con le loro credenze e preferenze • Raccomandazioni di prodotti per libri e film con contenuti simili a quelli precedentemente acquistati • Aggiornamenti dei social networks riguardo i contatti più usati
Censura	Restrizioni programmate per controllare o bloccare i contenuti a cui certi utenti sono in grado di accedere	<ul style="list-style-type: none"> • Software di controllo dei contenuti usato da compagnie per bloccare siti con particolari religioni, orientamenti politici e sessuali • Software di controllo dei contenuti implementati dal governo in certe giurisdizioni
Manipolazione	Manipolazione di algoritmi per selezionare informazioni secondo gli affari o interessi politici, invece che dalla sua rilevanza o qualità	<ul style="list-style-type: none"> • Creazione di molteplici account o transizioni ripetitive nel mercato dell’internet in modo da manipolare i risultati delle recensioni e influenzare la votazione • Configurazioni di link di internet per distorcere i risultati dei motori di ricerca in modo da classificare certi siti più in alto⁴
Diritti di privacy	Sistemi automatici che raccolgono informazioni personali dagli utenti (a volte condivisi con terzi), ponendo preoccupazioni per la protezione dei dati e la privacy	<ul style="list-style-type: none"> • “Personalizzazione Istantanea” modello adottato da Facebook nel 2010, il quale permetteva ai fornitori di servizi di accedere ai profili degli utenti⁵ • Collezione di informazioni di localizzazione degli utenti in modo da mirare a migliori pubblicità
Diritti di proprietà	Utilizzo di algoritmi per collezionare, aggregare, visualizzare e condividere beni di informazione protetti dai diritti della Proprietà Intellettuale	<ul style="list-style-type: none"> • Servizi di raccolte di notizie che ridistribuiscono frammenti di articoli con copyright⁶ • Siti streaming senza licenza per musica e video
Discriminazione sociale	Processi di informazioni decisionali automatizzate che, considerando le informazioni personali nelle loro formule, possono risultare come esito discriminatorio	<ul style="list-style-type: none"> • Algoritmi di prezzo che discriminano sulla base di caratteristiche sociali e demografiche, come la localizzazione • Algoritmi recidivi che possono sfociare in discriminazioni razziali

1. Patterson (2013). 2. Sunstein (2009). 3. Pariser (2011). 4. Bar-Ilan (2007). 5. Helft and Wortham (2010). 6. Quinn (2014).

6.1.2 Fallimenti di mercato

Alla luce dei rischi portati dagli algoritmi, la domanda principale per coloro che decidono la politica di mercato è se la competizione combinata con le leggi esistenti sulla privacy, proprietà intellettuale e i diritti umani fondamentali, sia sufficiente per tali preoccupazioni o se necessiti di alcune forme di intervento regolatorio in caso di bisogno. In altre parole, la competizione sarà sufficiente a evitare il fallimento di mercato e algoritmi errati, preservando quelli che sono efficienti e assicurano soddisfazione sociale? Mentre la risposta a questa domanda potrebbe dipendere dal particolare rischio indirizzato, è possibile identificare almeno tre fallimenti di mercato che potrebbero eventualmente compromettere l'abilità dei mercati digitale di autocorreggersi:

1. **Informazioni imperfette risultanti dalla mancanza di chiarezza degli algoritmi:** la mancanza di trasparenza nel modo in cui gli algoritmi sono programmati e girano potrebbero limitare l'abilità dei consumatori a prendere decisioni valide e coscienti tra prodotti in competizione. Inoltre, le forze dell'ordine potrebbero non disporre delle informazioni necessarie o persino delle competenze per assicurarsi che i sistemi automatizzati soddisfino i regolamenti esistenti. In parte, questa mancanza di trasparenza proviene dal fatto che la maggior parte degli algoritmi siano segreti commerciali. Per di più anche se le compagnie rilasciano pubblicamente o condividono i loro segreti con alcuni regolatori, il loro lungo e complesso programma di codici sarebbe ancora estremamente difficile da interpretare. Gli effetti degli algoritmi possono essere anche particolarmente difficili da valutare quando i risultati sono altamente variabili e dipendono dalle caratteristiche individuali (Sandvig et al. 2014).
2. **Barriere all'accesso dei data-driven:** lo sviluppo di ottimi algoritmi predittivi richiede risorse complementari costose come data-mining avanzato e machine learning software, efficienti infrastrutture fisiche come data centres, dei quali investimenti è soggetta l'economia di scala. La capacità degli algoritmi di trovare nuove relazioni e modelli di comportamento richiedono anche l'accesso a una varietà di dati collezionata da molteplici risorse, risultando nell'economia di scopo. In tal modo, piccole imprese che non dispongono delle risorse complementari necessarie o che non sono simultaneamente presenti in più mercati potrebbero incontrare ostacoli per entrare, prevenendoli dallo sviluppo di algoritmi che possono effettivamente esercitare pressioni competitive (OECD, 2016a).
3. **Ricadute associate all'informazione e alla conoscenza:** essendo programmati a selezionare solo le informazioni più rilevanti e utili, gli algoritmi possono ridurre la varietà di idee e punti di vista con cui si confrontano gli individui. Sunstein (2009) e Pariser (2011) avvertono il pericolo che gli algoritmi alterino le informazioni in modo da rinforzare le nostre credenze, portando a un fenomeno conosciuto come "echo chambers". Questo potrebbe portare a un ambiente dove l'efficienza statica è ottimizzata ma il quale è meno incline alla creatività e innovazione umana. Nel processo di ricerca e sviluppo, molte grandi scoperte furono portate alla luce per caso dove degli scienziati erano a confronto con dati che non erano rilevanti per l'idea che avevano inizialmente in mente; o quando si separarono dalla conoscenza imposta e

testarono ipotesi che potrebbero sembrare rischiose e non previste da una macchina. In termini di economia gli algoritmi potrebbero fallire nell'internalizzare gli spill-overs che una varietà di conoscenze e approcci multidisciplinari possono avere nel processo dell'innovazione.

6.2 Possibili interventi regolatori

Riconoscendo il prominente ruolo degli algoritmi nell'organizzazione e processo informatico del mondo con conseguenze che vanno molto oltre i limiti dell'economia digitale, politici e accademici si sono impegnati in un crescente dibattito riguardante i bisogni per una nuova forma di intervento regolatorio. Alcuni degli argomenti principali discussi includono l'opzione istituzionale di governare gli algoritmi, misure regolatorie alternative e i rischi associati ad una eccessiva regolazione, ognuno dei quali indirizzati a loro volta.

6.2.1 Opzioni istituzionali per governare gli algoritmi

Saurwein et al. (2015) identifica molteplici opzioni che sono state proposte o implementate per governare gli algoritmi, che vanno da un continuo tra soluzioni di market e regolamenti statali. Ogni opzione ha diverse limitazioni e potrebbe essere più o meno appropriata a indirizzare ogni categoria di rischio di algoritmi identificati nell'ultima sezione.

In un estremo del continuum delle opzioni di governo ci sono supporti e richiesta di soluzioni di market. La prima consiste in fornitori che competono per provvedere a migliori algoritmi attraverso molte dimensioni per esempio usando le machine learning per ridurre distorsioni o prevenire che gli algoritmi vengano manipolati. La seconda corrisponde a consumatori che prendono azioni concrete, come rifiutarsi di usare certi servizi o basarsi sulla tecnologia avanzata per proteggersi dai rischi della tecnologia avanzata (per esempio, con espedienti per rendere anonimo o prevenire la censura). Ove possibile le soluzioni di market dovrebbero essere applicate siccome sono meno propense a ostacolare innovazione o a scoraggiare nuovi arrivati.

Ciononostante, i fallimenti di market precedentemente identificati possono essere utili come discussione per soluzioni alternative, le quali includono auto organizzazione (compagnie che si impegnano a rispettare principi e standard per accrescere la loro reputazione), auto regolazione, co regolazione e interventi di stato. Su questo range di opzioni di governo, molte misure regolatorie sono state proposte, incluse misure di informazione, principi di "search neutrality", regole di cybercrime, schemi di certificazione di protezione dei dati, ecc.

Nell'ambito dell'opzione dell'intervento di stato, alcuni accademici stanno momentaneamente sostenendo l'avvio di nuove istituzioni regolatorie per governare l'economia digitale. Per esempio, Gawer (2016) ha suggerito la creazione di un regolatore digitale globale, un'agenzia centrale e indipendente che sarebbe responsabile della coordinazione e supervisione dei differenti aspetti regolatori di internet e dei dati. Dall'altra parte, in modo da indirizzare i rischi associati agli algoritmi e intelligenza artificiale, altri hanno proposto lo stabilimento di un nuovo AI regulatory regime:

(...) lo schema delineato (...) propone legislazione, l'Artificial Intelligence Development Act ('AIDA'), che creerebbe un'agenzia incaricata della certificazione e sicurezza del sistema AI. Al posto di concedere alla nuova agenzia FDA poteri come

bannare prodotti ritenuti poco sicuri, AIDA creerebbe un sistema di responsabilità sotto il quale i designers produttori, e venditori di agenzie certificate dei programmi AI sarebbero soggetti a una responsabilità civile limitata, mentre programmi non certificati che sono offerti per saldi commerciali o usi sarebbero soggetti di una severa articolazione e molteplici responsabilità. Scherer(2016)

Se la creazione di tali agenzie di regolamentazione sia fattibile e socialmente auspicabile è ancora una questione aperta e che abbraccia una serie di settori politici. Finora i governi hanno adottato un approccio orientato al mercato nei confronti dell'economia digitale, che ha contribuito notevolmente alla rapida crescita del commercio online e ha incoraggiato lo sviluppo di servizi innovativi, nonché di transazioni efficienti e veloci. Questo approccio di mercato ha prevalso fin dalle prime fasi di internet, quando la Casa Bianca ha raccomandato una serie di principi per espandere i mercati internet attraverso la leadership del settore privato e restrizioni regolamentari minime sulla concorrenza:

Una regolamentazione inutile delle attività commerciali distorcerà lo sviluppo del mercato elettronico riducendo l'offerta e aumentando il costo dei prodotti e dei servizi per i consumatori di tutto il mondo. (...) Di conseguenza, i governi dovrebbero astenersi dall'imporre nuovi e inutili regolamenti, procedure burocratiche, o tasse e tariffe sulle attività commerciali che si svolgono via internet. Casa Bianca (1997)

Prima di intraprendere qualsiasi azione, i responsabili politici dovrebbero valutare con cautela i rischi di un'applicazione eccessiva, in quanto interventi normativi eccessivi potrebbero comportare nuovi ostacoli all'ingresso delle imprese e ridurre gli incentivi a investire in propri algoritmi, che finora hanno portato un grande valore per la società. A tal proposito, l'OECD (2009) raccomanda ai governi di valutare l'impatto competitivo delle normative di mercato, sottolineando che "la valutazione dell'impatto sulla competitività nelle proposte di politiche pubbliche dovrebbe essere integrata in una fase precoce del processo di elaborazione delle politiche stesse."

Tenendo presenti questi importanti principi, il paragrafo successivo si chiede se vi sia spazio per affrontare i rischi algoritmici attraverso la regolamentazione del mercato, individuando alcune forme alternative di intervento e i rispettivi rischi per la concorrenza.

6.2.2 Misure di trasparenza e responsabilità degli algoritmi

Alcuni degli interventi normativi discussi nei dibattiti più recenti sembrano concentrarsi sul rendere gli algoritmi più trasparenti e responsabili dei loro effetti. Negli Stati Uniti, il FTC's Bureau of Consumer Protection ha istituito il nuovissimo Office of Technology Research and Investigation, che ha il compito di condurre studi indipendenti e di fornire indicazioni su diversi argomenti, tra cui la trasparenza algoritmica. Inoltre, il US Public Policy Council of the Association for Computing Machinery (USACM) ha pubblicato una dichiarazione che propone una serie di principi per la trasparenza e la responsabilità degli algoritmi, che mirano a minimizzare i danni mantenendone i benefici del processo decisionale (Box1).

I recenti sviluppi in Europa sembrano indicare una direzione simile per rendere gli algoritmi più trasparenti e responsabili delle violazioni della legge. In un recente discorso al Bundeskartellamt, il commissario europeo Vestager (2017) ha affermato che le imprese hanno l'obbligo di programmare algoritmi che rispettino deliberatamente le leggi sulla protezione dei dati e antitrust, i quali possono essere chiamati "compliance by design". La cancelliera tedesca Angela Merkel ha fatto anche una dichiarazione pubblica chiedendo alle aziende come Facebook e Google di divulgare pubblicamente i loro algoritmi proprietari:

Gli algoritmi devono essere resi pubblici, in modo che ciascuno possa informarsi come cittadino coinvolto su questioni tipo: cosa influenza il mio comportamento e quello degli altri su internet? (...) Questi algoritmi, quando non sono trasparenti, possono portare ad una distorsione della nostra percezione, restringendo la nostra ampiezza di informazioni. Agerholm (2016)

Un modo per responsabilizzare il pubblico con una funzione di watchdog è quello di avere regolatori che invertano gli algoritmi per capire come funziona il loro processo decisionale. Tuttavia, far rispettare la trasparenza e la responsabilità degli algoritmi potrebbe rivelarsi un compito impegnativo nella pratica, specialmente quando si trovano di fronte algoritmi black box che prendono decisioni intrinsecamente autonome e potrebbero contenere pregiudizi impliciti o espliciti. La reazione sensata alla richiesta di maggiore trasparenza su come funzionano questi algoritmi potrebbe non raggiungere lo scopo previsto, in quanto rendere questi algoritmi complessi completamente trasparenti può essere estremamente impegnativo. La semplice pubblicazione (o divulgazione ad un regolatore) del codice sorgente dell'algoritmo potrebbe non essere una misura sufficiente di trasparenza. La completa trasparenza richiederebbe che qualcuno potesse spiegare perché un determinato risultato è stato prodotto, ma questo potrebbe essere un compito impossibile quando i sistemi di apprendimento automatico hanno preso decisioni autonome che non sono state programmate da nessuno.

Box1 USAM's Principi di trasparenza e responsabilità degli algoritmi

1. **Consapevolezza:** i proprietari, i progettisti, i costruttori, gli utenti e gli altri soggetti interessati ai sistemi analitici dovrebbero essere consapevoli dei possibili pregiudizi coinvolti nella loro progettazione, implementazione e utilizzo, e dei potenziali danni che tali pregiudizi possono causare agli individui e alla società.
2. **Accesso e ricorso:** le autorità di regolamentazione dovrebbero incoraggiare l'adozione di meccanismi che permettano agli individui e ai gruppi di comprendere quando risentono negativamente delle decisioni prese dall'algoritmo e di richiedere un risarcimento.
3. **Responsabilità:** le istituzioni dovrebbero essere responsabili delle decisioni prese dagli algoritmi che utilizzano, anche se non è possibile spiegare in dettaglio come gli algoritmi producono i loro risultati.
4. **Spiegazione:** i sistemi e le istituzioni che utilizzano il processo decisionale algoritmico sono incoraggiati a produrre spiegazioni riguardanti sia le procedure seguite dall'algoritmo che le decisioni specifiche che vengono prese. Ciò è particolarmente importante nei contesti di politica pubblica.
5. **Provenienza dei dati:** una descrizione del modo in cui i dati di formazione sono stati raccolti dovrebbe essere conservata dai costruttori degli algoritmi, accompagnata da una verifica dei potenziali pregiudizi indotti dal processo di raccolta dei dati umani o algoritmici. Il controllo pubblico dei dati offre la massima possibilità di correzione. Tuttavia, preoccupazioni per la privacy, la protezione dei segreti commerciali, o la rivelazione di analisi che permette a malintenzionati di violare il sistema può giustificare la limitazione dell'accesso a persone qualificate e autorizzate.
6. **Verificabilità:** modelli, algoritmi, dati, e decisioni dovrebbero essere registrati in modo tale da poter essere verificati nel caso in cui sia sospettato un danno
7. **Validazione e test:** le istituzioni dovrebbero utilizzare metodi rigorosi per validare i loro modelli e documentare tali metodi e risultati. In particolare, dovrebbero giornalmente eseguire test per verificare e determinare se i modelli generano danni discriminatori. Le istituzioni sono incoraggiate a rendere i risultati dei test pubblici.

Fonte. Quoted da USACM (2017)

Sopra di ciò, non è ancora chiaro quale autorità o regolatore sarebbe migliore a revisionare e supervisionare gli algoritmi in modo tale da garantire trasparenza e responsabilità. E se più agenzie dovessero essere coinvolte in questo ruolo, i dubbi rimarrebbero su come coordinazione e cooperazione tra regolatori lavorerebbero per riconciliare possibili obiettivi contrastanti di diverse politiche. Infatti, una delle principali difficoltà della regolazione dell'economia digitale è precisamente il fatto che le compagnie on line operino interfacce di leggi esistenti, come la legge sulla privacy, la legge sulla trasparenza, protezione dei dati,

diritti della proprietà intellettuale, protezione del consumatore e legge sulla competizione. Questo potrebbe richiedere interventi regolatori sotto diverse aree politiche (Box2), le quali sono forzate da molteplici diverse agenzie (Strowel e Vergote, 2016). Per di più, molte compagnie on line lavorano oltre i confini nazionali ponendo in tal modo una sfida territoriale nell'ambito delle regolazioni.

6.2.3 Regolazione per prevenire la collusione algoritmica

Non è ancora chiaro a questo punto se delle regolazioni possono essere create per impedire gli algoritmi della machine learning di raggiungere autonomamente il coordinamento, almeno non senza nuocere il processo competitivo in altri modi. All'apice della conoscenza di Secretariat, nessuna soluzione è stata proposta finora nella letteratura antitrust per affrontare questo discorso. Per di più, non ci sono casi di competizioni o investigazioni che provvedano prove a sostegno di questa forma di collusione "virtuale", rendendo difficile giustificare la creazione di regolazioni per prevenire un impatto negativo dei condotti che non sono ancora stati osservati.

Box2 Affidabilità e "diritto di spiegazione" nel GDPR europeo

Nell'aprile del 2016 il Parlamento Europeo ha adottato una comprensibile serie di regole per la collezione, conservazione e uso di informazioni personali, il General Data Protection Regulation (GDPR). Tra le diverse misure regolatorie adottate, il quale accorda in particolare con la protezione dei dati, il GDPR introduce anche il diritto ai cittadini di cercare e ricevere una spiegazione per decisioni prese dagli algoritmi, in particolar modo se stanno utilizzando tecniche profiling (Art.22). In particolare, l'articolo 13, 14 e 15 del GDPR (i quali regolano il diritto di accesso in circostanze specifiche) specifica che gli individui hanno il diritto di chiedere "l'esistenza di decision-making automatizzato, incluso profiling,[...] e, almeno in questi casi, informazioni rilevanti riguardanti la logica coinvolta, così come il significato e le conseguenze previste di tale processo del soggetto dei dati."

Questo quadro normativo sottolinea l'importanza che il legislatore dell'UE attribuisce alla capacità degli esseri umani di interpretare le decisioni prese dagli algoritmi e fornisce una forte indicazione ai progettisti di algoritmi che dovrebbero essere in grado di fornire informazioni significative sul processo logico coinvolto nell'algoritmo stesso. Questa forma di trasparenza e affidabilità è associata al diritto di individui di "ottenere un intervento umano" e di esprimere il loro punto di vista se desiderano contestare la decisione presa dall'algoritmi. Il GDPR è un tentativo di usare la regolazione per garantire l'intervento di umani nelle decisioni algoritmiche e di promuovere forme di algoritmi che possono assicurare conformità con il quadro regolatorio.¹

¹ Goodman e Flaxman (2016).

Fonte. Regolazione 2016 / 679 nella protezione di persone fisiche con la considerazione al processo di dati personali e nel libero movimento di questi dati, e abrogare Directive95/46/EC (Regolazione della Protezione dei Dati Generali), OJ L119/1 del 4.5.2016.

Ciononostante, dato che la collusione tra algoritmi di machine learning potrebbe risultare difficile da individuare, e data la velocità alla quale i mercati digitali si sono evoluti negli ultimi anni, è importante anticipare quale tipo di regolamento può essere considerato nel futuro nel caso in cui questa peculiare forma di collusione prendesse parte nella realtà di mercato. Tre potenziali tipi di interventi regolatori sono brevemente menzionati qui, così come i rischi che potrebbero porre per competizione.

1. **Regolazione di prezzo:** dato che gli algoritmi possono portare a prezzi anti-competitivi anche in assenza di comportamenti tradizionali che potrebbero ammontare a “più fattori” - come comunicazione o segnalazione – policy makers potrebbero essere tentati di introdurre regole su un prezzo massimo. I prezzi massimi sono considerati per porre ostacoli significanti alla competizione, e quando possibile, dovrebbero essere sostituiti con politiche alternative più efficienti. Infatti, le regolazioni di prezzo non solo riducono gli incentivi a innovare o a provvedere prodotti di alta qualità, ma possono in realtà risultare in prezzi più alti creando un punto focale per collusione in mercati digitali che altrimenti sarebbero competitivi.
2. **Politiche per rendere le collusioni tacite instabili:** i policy makers possono elaborare politiche per cambiare le caratteristiche strutturali dei mercati digitali che facilitano maggiormente la collusione. Per esempio, in modo da rendere i mercati meno trasparenti, i politici potrebbero forzare i sistemi di discount segreti o imporre restrizioni sulle informazioni che possono essere pubblicate online; allo stesso modo, in modo tale da ridurre l'alta frequenza di interazione nei mercati digitali, potrebbero forzare un lag sull'aggiustamento del prezzo o richiedere alle compagnie di compromettere qualsiasi nuova offerta per un minimo periodo di tempo (Ezrachi e Stucke, 2017). Sfortunatamente, tali politiche sarebbero anche propense a risultare in molte restrizioni per competizione, riducendo l'aumento di informazioni accessibili ai consumatori e prevenendo aggiustamenti veloci di prezzo da accoppiare efficientemente richiesta e supporto.
3. **Regole sulla progettazione dell'algoritmo:** in terzo luogo, i policy makers potrebbero eventualmente considerare la creazione di regole che restringono il procedimento con cui gli algoritmi sono progettati, una versione algoritmica di Asimov's Three Laws of Robotics. Se lo scopo fosse quello di impedire alle società di coordinare autonomamente i prezzi anticoncorrenziali, la regolamentazione potrebbe impedire agli algoritmi di reagire su caratteristiche particolari o su variabili di mercato necessarie per sostenere il coordinamento tacito. Ad esempio, gli algoritmi potrebbero essere programmati in modo da non reagire ai cambiamenti più recenti dei prezzi, o, invece, per ignorare le variazioni di prezzo delle singole società, pur tenendo conto dei prezzi medi nel settore. Questa soluzione potrebbe anche limitare la capacità delle imprese di sviluppare algoritmi innovativi, anche se è probabilmente meno restrittiva per la concorrenza rispetto alle due precedenti forme di intervento. D'altro canto, la progettazione di algoritmi regolatori potrebbe anche imporre ad alcune agenzie l'onere aggiuntivo di controllare se le società rispettano effettivamente le regole.

L'elenco dei potenziali interventi normativi discussi qui non mira a orientare la politica in una direzione particolare, ma semplicemente a definire un quadro di discussione e a promuovere il dibattito futuro. Infatti, se qualsiasi regolamento deve essere concepito per rendere i mercati meno inclini alla collusione, i policy makers dovrebbero adottare un approccio conservatore, poiché tali norme potrebbero avere molte altre implicazioni imprevedibili che potrebbero compromettere il buon funzionamento dei mercati digitali.

7. Conclusioni

Recenti sviluppi dell'economia digitale stanno sfidando gli approcci consolidati ai quali le forze dell'ordine e i regolatori fanno affidamento per proteggere la competizione, garantire la fiducia del mercato e promuovere il benessere sociale. In prima linea tra le discussioni dei professionisti c'è la preoccupazione che l'integrazione generalizzata di algoritmi informatici nei modelli degli affari moderni possano creare rischi per la competizione che non dovrebbero essere sottostimati. Senza trascurare i benefici significativi che i sistemi automatizzati hanno portato nella società, questo documento ha cercato di inquadrare la discussione intorno a un potenziale impatto di algoritmi in collusione, identificando alcuni possibili riscontri preliminari che le forze dell'ordine competenti potrebbero perseguire.

Vengono riconosciuti, in particolare, due meccanismi principali attraverso i quali gli algoritmi possono sfidare gli investigatori antitrust. In primo luogo, gli algoritmi stanno fondamentalmente influenzando le condizioni di mercato, risultando in elevate trasparenze dei prezzi e negoziazione ad alta frequenza che permette alle compagnie di reagire in modo veloce e aggressivo. Questi cambiamenti nel mercato digitale, se presi in un preciso contesto, potrebbero produrre stabili strategie collusive virtuali in qualsiasi struttura di mercato. In secondo luogo, fornendo alle compagnie potenti meccanismi automatizzati per monitorare i prezzi, implementare politiche comuni, inviare segnali di mercato o ottimizzare i profitti congiunti con profonde tecniche di apprendimento, gli algoritmi possono abilitare le aziende a raggiungere gli stessi risultati di un tradizionale hard core attraverso collusioni tacite.

Da una prospettiva rinforzante, bisogna distinguere i casi dove gli algoritmi sono usati da competitors come metodo per una collusione più larga che rientra nella tradizionale portata delle regole di concorrenza in materia di accordi anticoncorrenziali, e casi in cui gli algoritmi consentono alle aziende di allineare la condotta aziendale in quello che sembra parallelismo consapevole, una condotta che non è illegale sotto regole di concorrenza. Mentre nel primo caso le sfide per le agenzie sono legate all'individuare possibili casi anti-competitivi, sottostando la tecnologia e raccogliendo prove per incontrare i necessari standard legali, il secondo scenario sviluppa più difficoltà poiché l'attuale standard legale non permette l'intervento con le tradizionali regole sugli accordi anti-competitivi tra concorrenti.

Alla luce di queste difficoltà le forze dell'ordine possono proseguire con azioni alternative. Usando metodi antitrust potrebbero prima di tutto condurre gli studi di mercato in modo da verificare se la collusione algoritmica sia un fenomeno comunemente osservato e, in questo caso, sotto quale condizione e in quali industrie dovrebbe essere previsto. Dopodiché, se un problema di concorrenza è realmente identificato, alcune soluzioni potrebbero includere l'adeguamento del riesame della concentrazione per tener conto dell'impatto degli algoritmi sugli effetti coordinati; o se la progettazione di rimedi comportamentali per evitare che le compagnie usino gli algoritmi per le collusioni. Infine, siccome la ricerca avanza e offre consistenti prove che gli algoritmi stanno significativamente contribuendo all'aumento di prezzo tramite dipendenza collusiva, i politici potrebbero aver bisogno di considerare il bisogno di revisioni più sostanziali per indirizzare la collusione algoritmica, inclusa la rivisitazione del concetto di "trattato" così come l'attuale trattamento legale di collusioni tacite.

Dal momento che gli algoritmi possono portare a molteplici altri fallimenti del mercato e influenzare in modo sostanziale la selezione e l'organizzazione delle informazioni a livello mondiale, alcuni commentatori hanno prestato sempre maggiore attenzione alla potenziale necessità di una riforma normativa nell'economia digitale, la cui governance è stata finora lasciata al mercato. Vengono citati alcuni approcci normativi che potrebbero essere presi in considerazione in futuro per affrontare la collusione algoritmica, come la regolamentazione dei prezzi, le politiche per rendere instabile la collusione tacita e le regole sulla progettazione degli algoritmi. Tuttavia, in questa fase, vi sono ancora timori che qualsiasi intervento normativo possa avere gravi effetti negativi sulla concorrenza che potrebbero superare i loro potenziali benefici. Se si dovessero prendere in considerazione soluzioni normative, le preoccupazioni in materia di concorrenza sarebbero solo un elemento di tale discussione e considerazioni che vanno al di là del rischio di collusione dovrebbero essere prese in considerazione in tali discussioni.

Data la natura multidimensionale degli algoritmi, è opportuno sviluppare approcci politici in cooperazione con le autorità preposte all'applicazione del diritto della concorrenza, le autorità preposte alla protezione dei consumatori e le agenzie per la protezione dei dati, le autorità di regolamentazione settoriali e le organizzazioni di informatica competenti in materia di deep learning. In conclusione, nonostante i chiari rischi che gli algoritmi possono comportare per la concorrenza, si tratta ancora di un settore di grande complessità e incertezza, in cui la mancanza di intervento e l'eccesso di regolamentazione potrebbero entrambi comportare gravi costi per la società, soprattutto visti i potenziali benefici degli algoritmi. Qualsiasi azione venga intrapresa in futuro, dovrebbe essere oggetto di una valutazione approfondita e di un approccio prudente.

8. Bibliografia e sitografia

- OECD (2017), Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm
- Competition Policy for the Digital Era, a report by Jacques Crémer, Yves-Alexandre de Montjoye, Heike Schweitzer
- Tesi di Laurea Magistrale PRICING ALGORITHMS: IMPLICATIONS FOR COMPETITION, di Simone Sassetti, Anno Accademico 2018/2019
- ARTIFICIAL INTELLIGENCE, ALGORITHMIC PRICING AND COLLUSION di Emilio Calvano, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicol, Sergio Pastorello, dicembre 2018
- Algorithmic Pricing: What Implications for Competition Policy? Di Emilio Calvano, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolò and Sergio Pastorello, University of Bologna, CEPR, Toulouse School of Economics, 27 giugno 2018
- Competition in Pricing Algorithms di Zach Y. Brown Alexander MacKay, University of Michigan Harvard University, novembre 2019
- Learning versus Evolution in Iterated Prisoner's Dilemma, Philip Hingston, Edith Cowan University, Graham Kendall, University of Nottingham https://www.researchgate.net/profile/Philip_Hingston/publication/4089968_Learning_versus_evolution_in_iterated_prisoner's_dilemma/links/02e7e5167f7034f400000000/Learning-versus-evolution-in-iterated-prisoners-dilemma.pdf
- Unlocking digital competition, Report of the Digital Competition Expert Panel, marzo 2019
- <https://voxeu.org/article/artificial-intelligence-algorithmic-pricing-and-collusion>
- <https://financecue.it/tit-for-tat-cooperare-conviene/13536/>
- <http://www.rivista.sis-statistica.org/cms/?p=66>
- <https://www.oecd.org/competition/digital-economy-innovation-and-competition.htm>
- <https://academic.oup.com/jeclap/article/7/9/585/2547746>
- <https://www.hup.harvard.edu/catalog.php?isbn=9780674545472>

- <http://www.andreaminini.com/ai/ragionamento-artificiale/processo-decisionale-di-markov>

Alla mia famiglia, al mio fidanzato, ai miei amici e a Consuelo soprattutto.