



POLITECNICO DI TORINO

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA GESTIONALE E DELLA PRODUZIONE

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Tesi di Laurea Magistrale

Algoritmi di pricing: concorrenza e collusione

Relatore
Prof. Luigi Buzzacchi

Candidata
Marianna RUSSO TESTAGROSSA
matricola: 265660

ANNO ACCADEMICO 2019-2020

Sommario

Diversi studi sostengono che negli ultimi 30 anni la competitività e concorrenzialità dei mercati siano sempre più a rischio, mentre i fallimenti di mercato proliferino, complice anche una politica antitrust inadeguata nei suoi strumenti. Mercati più concentrati, profitti maggiori nelle mani di sempre meno attori sono solo alcuni segnali: per cogliere il problema alla radice è necessario sviluppare una visione più moderna delle nuove frontiere del mercato, e comprendere l'evoluzione del concetto di concorrenza in mercati governati dai *big data* e dalla *big analytics* nonché dagli *algoritmi di pricing* che ne sono la concreta realizzazione. Gli algoritmi di pricing sono il fulcro centrale di questo lavoro: essi rappresentano una manifestazione complessa e articolata delle più moderne frontiere della tecnologia informatica, inoltre si muovono nel mercato come strumenti in grado di influenzare i risultati delle imprese e il loro futuro.

La seguente tesi è così organizzata: il Capitolo 1 si occupa di definire quali sono i concetti e le teorie economiche con cui gli algoritmi di prezzo si interfacciano: in particolare si tratta dei concetti di *concorrenza*, di *collusione* e di *discriminazione di prezzo*. In relazione al tema della collusione viene illustrata, con riferimenti giuridici, la fattispecie delle *intese*, che viene richiamata durante tutto il lavoro. Nel Capitolo 2 si tenta invece di dare una definizione più pratica agli algoritmi di pricing: partendo dall'ambiente di sviluppo informatico in cui questi affondano le radici, si passa per un'analisi più sostanziale di quelli che solo i loro usi più concreti, la loro diffusione e le loro caratteristiche principali. Il loro funzionamento viene ricondotto a quattro attività principali: il *monitoraggio*, la *reattività*, la *segnalazione* e l'*apprendimento*. Mentre il loro uso viene analizzato in ottica di collusione, identificando quattro casistiche: *messenger*, *hub and spoke*, *predictable agent* e *digital eye*. In questa sezione si riportano numerosi casi reali che aiutano il lettore ad avere una visione aderente alla realtà su quelle che sono, ad oggi, le possibilità che questi strumenti offrono. Nel Capitolo 3 l'analisi diventa più critica e illustra quali sono le reali implicazioni degli algoritmi di pricing alla luce di quanto esposto nel primo capitolo, conoscendo ormai il funzionamento degli algoritmi grazie al secondo capitolo. L'analisi si concentra in particolare sulla specifico fenomeno della collusione. Durante la stesura di questo capitolo le domande poste sono state: gli algoritmi di pricing possono avere un impatto significativo in termini di collusione? Dopo aver dato risposta affermativa e aver determinato i fattori a sostegno di questa tesi, il focus si è spostato su: la collusione ottenuta con gli algoritmi ha delle caratteristiche diverse dalla collusione ottenuta senza? A questa domanda si è risposto nel corso della trattazione focalizzandosi in particolare sulla differenza tra collusione *tacita* e collusione *esplicita*. A proposito di collusione tacita nel terzo capitolo si trova una sezione

dedicata alla letteratura algoritmica su questo tema e al pericolo che questa si possa mantenere in modo efficace grazie al supporto algoritmico. Sostanzialmente si sostiene che vi sono differenze fra una collusione esplicita, ottenuta in modo tradizionale, e una collusione ottenuta con il supporto degli algoritmi. Tali differenze sono tanto più marcate tanto più l'algoritmo considerato è sofisticato ed elaborato. Nel Capitolo 4 si approfondiscono due casi specifici, Uber e Airbnb, che sono caratterizzati da algoritmi di pricing sofisticati ed influenti sul loro modello di business. Il capitolo mette in luce in modo più spiccato la complessità degli algoritmi usati al giorno d'oggi e quali sono le prese di posizione da parte delle autorità nei confronti di uno strumento informatico così profondamente legato con gli aspetti più pratici del rapporto di scambio di beni e servizi con i consumatori e con le altre imprese. A questo proposito si sottolineano le differenze tra il caso Uber e il caso Airbnb, e in particolare come gli algoritmi siano in grado di influenzare una moltitudine di variabili e avere effetti non soltanto strettamente inerenti alla concorrenzialità dei mercati. A questo punto la domanda finale è stata: come si può gestire il loro uso alla luce di quanto esaminato? Questo aspetto viene approfondito nel Capitolo 5 dove si propongono alcune considerazioni di studiosi ed esperti e si valutano alla luce delle conoscenze acquisite. In particolare si sostiene che sia necessario un intervento specifico sul tema degli algoritmi di pricing. Per quanto concerne la questione della collusione tacita potrebbe non essere necessaria una rivoluzione drastica all'interno della regolamentazione antitrust; ma le informazioni apprese nella stesura di questo lavoro hanno prodotto una notevole convinzione del fatto che il fenomeno degli algoritmi di pricing produce delle implicazioni che vanno ad intrecciarsi profondamente con questioni etiche e sociali che potrebbero condizionare notevolmente le società, il benessere degli individui e le loro possibilità di sviluppo e di progresso, ed è per questo necessario che venga dedicata un'attenzione adeguata e degli strumenti appositi per il suo studio e la sua regolamentazione.

Ringraziamenti

Giungo al termine di questo percorso universitario felice ed entusiasta. Gli anni trascorsi al Politecnico sono stati una fonte inesauribile di sfide e soddisfazioni, fallimenti e successi; ma il Politecnico è stato un Maestro non solo scolastico. Quello che mi ha insegnato non si racchiude in un manuale, è molto di più: mi ha insegnato a conoscermi, a fallire, a guardarmi dentro, a ragionare, a farmi forza, a gioire di me stessa, confrontarmi, sbagliare, recuperare, agire, sognare. E' banale dire che le esperienze ti rendono ciò che sei, ma è proprio vero; questa esperienza mi ha resa ciò che sono oggi, ha contribuito a plasmare il mio carattere, il mio modo di pensare e ragionare e per questo non posso che essere grata e dire Grazie.

I veri ringraziamenti però, vanno alle persone senza le quali tutto questo non sarebbe stato possibile, e che desidero menzionare.

Innanzitutto ringrazio il mio relatore Luigi Buzzacchi: mi ha seguita con cura, dandomi preziosi consigli, con gentilezza e scrupolosità. Lo ringrazio per la sua disponibilità e tempestività ad ogni mia richiesta, per avermi sempre fatta sentire ascoltata e avermi dato fiducia. Termino il mio percorso con un ultimo prezioso ricordo di cui sono grata.

E poi chi ringraziare se non le persone che mi hanno permesso di vivere tutto questo?

Ringrazio mamma Paola e papà Carmelo per avermi sempre appoggiata, per avermi dato fiducia e tutti gli strumenti per poter vivere questa esperienza con spensieratezza e serenità. Senza il vostro sostegno non avrei raggiunto questo traguardo ma soprattutto non lo avrei raggiunto con la forza e la sicurezza che invece mi avete trasmesso.

Ringrazio mia sorella Valentina perchè è la persona che più crede nelle mie capacità: mi ha sempre dato profonda fiducia, trasmettendomi un senso di sicurezza e ottimismo nei confronti di me stessa. So che nel giorno della mia laurea sarà felice da scoppiare, quella felicità pura, di soddisfazione e affetto, che solo una persona a te legata come una sorella riesce a provare.

Ringrazio i miei nonni, Elda e Alvisè. Per voi le parole sarebbero troppe e non stanno in un foglio. Voi siete per me casa, un posto sicuro. Un posto in cui posso rifugiarmi, sempre, che mi consola quando sono triste, che mi calma quando sono arrabbiata, che mi sprona quando sono spenta, che è felice quando sono felice e che mi ama, sempre. Siete una delle grandi gioie della mia vita e non vi ringrazierò mai abbastanza per quello che mi avete insegnato e per quello che siete per me.

Ringrazio i miei cugini e i miei zii che sono sempre al mio fianco, trasmettendomi il loro grande affetto in ogni occasione e insegnandomi la bellezza di aver una grande famiglia con cui condividere.

E adesso ringrazio la mia seconda famiglia, quella che negli anni ho costruito intorno a me, composta delle persone più splendide e vere che io abbia incontrato.

Hamza, che ha condiviso con me questo percorso ascoltandomi, consigliandomi, confidando sempre nelle mie capacità. Grazie a te questi anni sono stati più felici, più divertenti e più spensierati. Sei una delle persone migliori che io conosca, so che lo sarai sempre e per questo sono fiera di averti avuto al mio fianco durante questi anni. Grazie.

E poi Anna, Carmen, Francesca, Ilenia, Isabella e Lucia. Voi siete le amiche migliori che potessi sperare di incontrare nella vita e per questo non vi ringrazierò mai abbastanza. Mi avete sempre appoggiata, sempre capita, sempre spronata a fare del mio meglio. Vi ringrazio perchè senza di voi questi anni non sarebbero stati così belli e pieni di vita. Ma soprattutto vi ringrazio per esserci, sempre, e per essere le amiche più vere, oneste, comprensive e sinceramente affezionate che potessi sperare di incontrare. Grazie di cuore.

In ultimo ringrazio i miei compagni di corso, che hanno condiviso con me le gioie e le fatiche di questo percorso, i progetti infiniti, le lezioni, le colazioni al bar, le ore di agitazione prima degli esami e tante risate. In particolare ringrazio Arianna, la mia prima amica al Politecnico, che poi è diventata un'amica nella vita. In ultimo ringrazio Francesca e Fabio, senza di voi non avrei così tanti bei ricordi di questo percorso fantastico e ve ne sono grata.

La felicità è reale solo quand'è condivisa. Grazie infinitamente a tutti voi.

Indice

Elenco delle tabelle	9
Elenco delle figure	10
1 La concorrenza	11
1.1 Le tre tipologie di mercato nella teoria economica	11
1.2 Le sconfitte della concorrenza	14
1.2.1 I fallimenti di mercato	14
1.2.2 Intese, abuso di posizione dominante e operazioni di concentrazione	17
1.2.3 La discriminazione di prezzo	21
1.2.4 Le discriminazioni intertemporali di prezzo	24
1.2.5 La <i>search discrimination</i>	25
1.3 Collusione e discriminazione di prezzo nel mercato	25
2 Gli algoritmi di pricing	31
2.1 Lo stato dell'arte	31
2.1.1 Artificial Intelligence e Machine Learning	32
2.1.2 Generalità degli algoritmi di pricing	34
2.2 Implicazioni reali dell'uso degli algoritmi di pricing sul mercato	39
2.2.1 Le principali attività degli algoritmi di pricing	40
2.2.2 Gli impieghi degli algoritmi di pricing	43
3 Le implicazioni degli algoritmi di pricing	47
3.1 Percezione degli algoritmi di pricing a livello internazionale	47
3.1.1 Gli algoritmi di dynamic pricing	48
3.1.2 Gli algoritmi di personalized pricing	52
3.2 Collusione algoritmica in letteratura	54
3.2.1 Prove recenti di collusione algoritmica	56
3.2.2 Limitazioni degli algoritmi di dynamic pricing	60
3.3 Proposte di regolamentazione degli algoritmi di pricing	63
3.3.1 Questioni legali	63
3.3.2 Questioni etiche	65

4	I casi Uber ed Airbnb	67
4.1	Approfondimento sugli algoritmi utilizzati	70
4.1.1	L'algoritmo di Uber	70
4.1.2	L'algoritmo di Airbnb	72
4.2	Il problema del <i>Resale Price Maintenance</i>	78
4.3	Il confronto	82
4.3.1	Uber come paradigma	82
4.3.2	Airbnb, una declinazione più raffinata di Uber	86
5	Considerazioni finali	91
5.1	La difficile definizione dell'intelligenza artificiale	91
5.2	L'azione concertata fra algoritmi di pricing	94
5.2.1	Il parallelismo consapevole tra Turner e Posner	94
5.2.2	Conclusioni	96
5.3	Altre problematiche	97
5.3.1	Gli algoritmi di pricing e il pericolo delle fusioni	97
5.3.2	Inefficacia dei meccanismi disincentivanti	98
5.4	Soluzioni proposte	99
5.4.1	Studi di mercato	99
5.4.2	Controllo sulle concentrazioni	100
5.4.3	Interventi radicali	100
5.4.4	Conclusioni	101
	Bibliografia	105

Elenco delle tabelle

3.1	Tabella riassuntiva degli effetti degli algoritmi sui fattori di mercato rilevanti. Se viene segnata la colonna <i>Amplifica</i> significa che gli algoritmi rendono tale caratteristica più impattante e grave, con un effetto di maggiorato pericolo per un esito collusivo. Al contrario se viene segnata la colonna <i>Riduce</i> . . .	52
4.1	Matrice di confusione delle prenotazioni Airbnb	76

Elenco delle figure

1.1	Equilibrio in concorrenza perfetta	12
1.2	Equilibrio in monopolio	13
1.3	Competizione à la Cournot fra due imprese A e B	14
1.4	Equilibrio anticompetitivo in un duopolio	19
1.5	Risultato di una discriminazione perfetta di primo grado effettuata da un monopolista. Non si identifica un prezzo di equilibrio perchè questo varia e coincide esattamente con il prezzo di riserva del consumatore, che è rappresentato dalla curva di domanda. Il produttore si appropria totalmente del surplus.	22
2.1	Artificial Neural Networks, modello di un neurone	33
2.2	Funzionamento di un algoritmo con apprendimento per rinforzo	34
3.1	Frequenza relativa della distribuzione dei prezzi. Immagine presa da: Calvano, Emilio, et al. “Artificial intelligence, algorithmic pricing and collusion.” <i>Algorithmic Pricing and Collusion (April 1, 2019)</i> (2019).	58
3.2	Andamento dei prezzi quando viene inserita manualmente una deviazione dall’equilibrio raggiunto. Immagine presa da: Calvano, Emilio, et al. “Artificial intelligence, algorithmic pricing and collusion.” <i>Algorithmic Pricing and Collusion (April 1, 2019)</i> (2019).	61
4.1	Andamento di domanda, offerta ed esecuzione delle corse nel tempo. I punti rossi rappresentano il numero di volte in cui viene aperta l’applicazione in un minuto, quelli azzurri il numero di corse effettuate ogni 15 minuti e in verde il numero di drivers che si sono resi disponibili nella zona. Immagine presa da: Hall, Jonathan, Cory Kendrick, and Chris Nosko. “The effects of Uber’s surge pricing: A case study.” <i>The University of Chicago Booth School of Business</i> (2015).	71
4.2	Domanda Airbnb stimata e reale	75
4.3	Fenomeno della doppia marginalizzazione, il produttore a monte (A) fissa il prezzo di monopolio p_A , il produttore a valle vede p_A come un costo marginale e produce q_B al prezzo finale p_B	80

Capitolo 1

La concorrenza

In questo capitolo si descriverà il concetto di concorrenza e le conoscenze economiche di base utili a comprendere i successivi capitoli.

La concorrenza è la condizione nella quale più imprese competono sullo stesso mercato, fornendo gli stessi beni e servizi, l'*offerta*, ad un insieme di consumatori, la *domanda*. La concorrenza è storicamente legata al concetto di sviluppo e benessere, sia economico sia sociale, ed essa è tutelata dalla maggior parte degli Stati: a questo scopo sono istituiti degli organi preposti quali l'AGCM, *Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato*, in Italia, o la FTC, *Federal Trade Commission*, negli Usa. A livello teorico la concorrenza “incoraggia lo spirito imprenditoriale e l'efficienza, aumenta le possibilità di scelta dei consumatori e contribuisce ad abbassare i prezzi e a migliorare la qualità”¹. In un mercato concorrenziale, infatti, si compete sul prezzo, che viene spinto verso il basso, permettendo a una quota di domanda più rilevante di essere soddisfatta e alle imprese di produrre quantità maggiori dal lato offerta. Allo stesso tempo la competizione spinge a migliorare la qualità dei prodotti offerti e incrementare la differenziazione, in modo da creare un'offerta più valida e ampia che possa soddisfare le diverse esigenze dei consumatori; con questa finalità si può dire che anche l'innovazione è stimolata dalla competizione.

Dunque, sebbene sia opinione condivisa che la concorrenza sia un fenomeno positivo e da incoraggiare, nella realtà si manifestano diverse condizioni per le quali la concorrenza non è possibile, perchè non è la configurazione effettivamente più efficiente, o viene elusa. Per approfondire meglio questi concetti vengono ora descritte brevemente le tre tipologie di mercato della teoria economica e successivamente verrà approfondito quali sono le cause che mettono a repentaglio i principi della leale concorrenza.

1.1 Le tre tipologie di mercato nella teoria economica

Nella teoria economica si considerano essenzialmente tre tipologie di mercato: la concorrenza perfetta, il monopolio e l'oligopolio.

¹ *Commissione Europea*

La concorrenza perfetta

La concorrenza perfetta è quella situazione prettamente *ideale* che viene usata come paradigma. Le ipotesi di tale modello sono: l'esistenza di un numero infinito di imprese e consumatori, informazione perfetta, prodotto o servizio in esame omogeneo. L'impresa è *price taker* e il suo comportamento non influenza l'andamento del mercato.

Secondo il primo teorema dell'economia del benessere, la concorrenza perfetta è la configurazione ideale in quanto è paretianamente efficiente. Essa permette, all'equilibrio, di massimizzare il *surplus totale*, ovvero la somma fra il surplus del consumatore e quello del produttore. All'equilibrio il *prezzo* risulta uguale al *costo marginale*; considerando i costi marginali costanti il surplus totale corrisponde al surplus del consumatore e l'impresa non produce profitti (figura 1.1). Tutte le imprese sono *price taker* e non hanno dunque influenza sul prezzo dei beni e servizi.

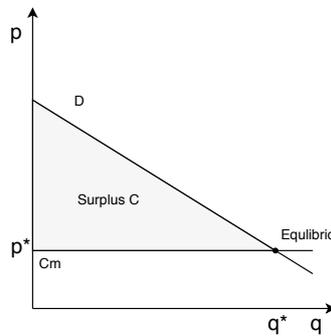


Figura 1.1. Equilibrio in concorrenza perfetta

Tale modello è, come si è specificato all'inizio, ideale, in quanto è altamente improbabile che le ipotesi sotto le quali il modello nasce si manifestino contemporaneamente.

Il monopolio

Il monopolio è la condizione di mercato diametralmente opposta alla concorrenza perfetta: in questo caso sul mercato è presente una sola impresa che non deve affrontare nessun competitor. Per questo, l'impresa diventa *price maker* e può imporre sul mercato il prezzo che massimizza il suo profitto senza preoccuparsi dell'esistenza di beni sostituti, dato che, per definizione, non ci sono altre imprese produttive sul mercato in esame. Tale condizione è la peggiore a livello di *surplus* e all'equilibrio si genera la cosiddetta *perdita secca*. A livello matematico il problema del monopolista si risolve massimizzando la funzione di profitto:

$$\Pi^M = q^M p(q^M) - C(q^M) \quad (1.1)$$

Il prezzo dipende solo dalla quantità immessa sul mercato dal monopolista stesso. Considerando i prodotti omogenei e la funzione di domanda lineare la funzione di profitto diventa:

$$\Pi^M = q^M [\alpha - \beta q^M] - cq^M \quad (1.2)$$

Derivando la funzione di profitto cercando il punto di massimo

$$\frac{\partial \Pi^M}{\partial q^M} = 0 \quad (1.3)$$

si trova la quantità ottimale da immettere sul mercato:

$$q^{M*} = \frac{\alpha - c}{2\beta} \quad (1.4)$$

e il profitto:

$$\Pi^M = \frac{(\alpha - c)^2}{4\beta} \quad (1.5)$$

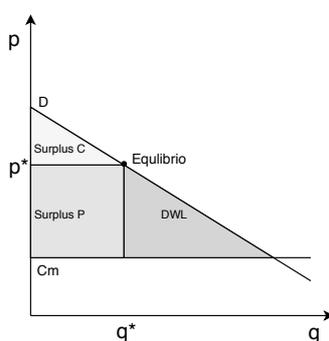


Figura 1.2. Equilibrio in monopolio

L'oligopolio

L'oligopolio è una forma di mercato piuttosto comune, che vede scontrarsi nella competizione un numero di imprese finito. Sebbene in questo caso le imprese non siano *price maker*, queste hanno però un'influenza notevole sull'andamento del mercato e con le loro scelte possono influenzare i comportamenti delle imprese competitors dando vita ad interazioni strategiche. Esistono diversi modelli di oligopolio, in questo paragrafo descriveremo brevemente l'oligopolio à la Cournot. In questo modello le imprese competono sulla quantità, i prodotti sono omogenei e vengono selezionati dai consumatori sulla base del prezzo. Si prendano ad esempio due imprese A e B, ognuna delle quali compete sul mercato con l'obiettivo di massimizzare il suo profitto. La funzione di profitto di un'impresa è:

$$\Pi_A = q_A p(q_A, q_B) - C_A(q_A) \quad (1.6)$$

Considerando i prodotti omogenei e la funzione di domanda lineare essa diventa:

$$\Pi_A = q_A [\alpha - \beta(q_A + q_B)] - c_A q_A \quad (1.7)$$

Derivando la funzione di profitto cercando il punto di massimo

$$\frac{\partial \Pi_A}{\partial q_A} = 0 \quad (1.8)$$

si trova la quantità ottimale da immettere sul mercato, ovvero la funzione di reazione:

$$R(q_B) = q_A^* = \frac{\alpha - \beta q_B - c_A}{2\beta} \quad (1.9)$$

Mettendo a funzione le curve di reazione delle due imprese si trova l'esito della competizione à la Cournot fra due imprese 1.3. E il profitto risulta:

$$\Pi_A = \frac{(\alpha - c_A)^2}{9\beta} \quad (1.10)$$

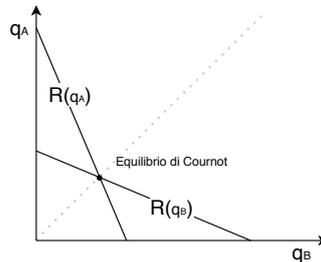


Figura 1.3. Competizione à la Cournot fra due imprese A e B

L'equilibrio raggiunto è strategicamente stabile ed è detto equilibrio di Nash, dal matematico che l'ha teorizzato all'interno dello studio della *teoria dei giochi*. È importante sapere che questo equilibrio non è il migliore possibile per le imprese: esiste infatti uno spazio di punti che dominano parzialmente l'equilibrio di Nash-Cournot ma non sono strategicamente stabili. Questo aspetto verrà approfondito nella sezione 1.2.2.

1.2 Le sconfitte della concorrenza

Come già accennato, sebbene un mercato concorrenziale sia considerato l'esempio a cui tendere e ispirarsi, spesso questo non si manifesta, ed è necessario studiare e approfondire le cause di questa eventualità.

1.2.1 I fallimenti di mercato

Un fallimento di mercato si manifesta quando viene a mancare almeno una delle condizioni del primo teorema del benessere ovvero:

- sono presenti *asimmetrie informative*
- vi è presenza di *esternalità*
- vi è presenza di *barriere* all'ingresso o all'uscita
- gli operatori economici non sono *price taker*

- sono presi in considerazione beni pubblici *non esclusivi e non rivali*

E' chiaro che tutte le forme di mercato diverse dalla concorrenza perfetta siano fallimenti di mercato. Questo giustifica l'intervento pubblico che a seconda delle condizioni che si manifestano tenta di apportare le migliori correzioni in modo tale da far tendere il mercato a uno stadio più concorrenziale. Tale regolazione avviene *ex-ante*, quando è lo Stato a fissare le politiche di regolazione, ed *ex-post*, quando supervisiona e interviene in caso di necessità. In larga parte il suo operato avviene grazie ad un'autorità specificatamente istituita, detta autorità antitrust, che opera in diversi paesi con nomi e forme differenti: quella italiana è chiamata *AGCM*, Autorità Garante della Concorrenza e del Mercato.

L'autorità antitrust

In generale l'*Antitrust* è un'autorità che opera in moltissimi paesi con l'obiettivo di proteggere il gioco della concorrenza [44]. L'organo antitrust è una combinazione di rigore e pragmatismo: da un lato si fonda su regole, norme e principi nati e stratificatisi nel tempo, dall'altro è uno strumento di *policy* attraverso cui si entra in contatto con la sfera più pratica della realtà dei problemi e si interviene per decidere nel modo più appropriato. La realtà in cui opera l'Antitrust è permeata da fattori giuridici ed economici, entrambi imprescindibili, discipline che hanno radici nella storia e nella società e che rendono l'attività dell'autorità affascinante e complessa. In Europa, così come negli Stati Uniti e in altri paesi del mondo, essa opera per controllare lo stesso tipo di comportamenti, come le intese o l'abuso di posizione dominante, ma con finalità, strumenti e principi non sempre coincidenti. La natura interpretativa che caratterizza il suo ambito di operatività è tale da aver dato, a volte, metodologie e obiettivi che sembrano opposti, nei vari paesi, anche se come finalità ultima condivisa vi è sempre la tutela del mercato e della concorrenzialità. In Italia sia il trattato di Roma sia la legge 287/90 [27] attribuiscono all'autorità il ruolo di soggetto incaricato di far rispettare la legge e, più in generale, il ruolo di promotore della concorrenza, rimuovendo gli ostacoli istituzionali al suo operato. Il trattato di Roma, a livello europeo, ha finalità politiche, ma come obiettivo principale ha la creazione di un mercato comune² regolato da principi di concorrenza e popolato da imprese efficienti, di cui sono garanti la Commissione stessa e la autorità locali degli Stati membri. In Europa l'attività antitrust si muove all'interno della sfera del diritto amministrativo, diversamente dagli Stati Uniti dove invece si muove nella sfera del diritto civile e penale, dando l'impressione che l'ordinamento americano sanziona con più vigore le violazioni del diritto alla concorrenza: l'effetto che ha questa differenza tra le aree del diritto coinvolte nell'attività degli organi antitrust, nonchè la differenza dei livelli di sanzione applicate dai diversi ordinamenti, ha un minore effetto di disincentivazione dei comportamenti scorretti in Italia, rispetto al caso di oltreoceano. Inoltre l'intervento antitrust americano è più longevo rispetto a quello europeo, infatti nel 1890 veniva approvato lo Sherman Act, che ancora oggi insieme all'Clayton Act del 1914 e il Federal Trade Commission Act del 1914, formano i tre capisaldi della normativa.

Sebbene non venga esplicitato dalla normativa, l'obiettivo finale degli organi antitrust è il benessere economico del paese [44]. E come è stato già detto, la misura di benessere

²<http://www.politicheeuropee.gov.it/it/normativa/approfondimenti-normativa/trattati-di-roma/>

è il surplus totale. Nella realtà, tale misura non è esente da critiche sia dal punto di vista concettuale, sia da quello applicativo. Innanzitutto, il surplus si riferisce solitamente a una prospettiva di equilibrio parziale, quando una valutazione più precisa dovrebbe essere definita in un quadro di equilibrio generale; dall'altro non è agevole valutare l'andamento tendenzialmente contrastante e non agevolmente equiparabile del surplus del produttore e del surplus del consumatore. Questa distinzione è particolarmente rilevante per l'operato dell'Antitrust, dal momento che surplus totale e surplus dei consumatori possono avere andamenti opposti. Si pensi al caso in cui un monopolista efficiente si sostituisca a produttori inefficienti: entro ragionevoli variazioni di efficienza, è possibile che il prezzo sarà migliore, diminuendo il benessere dei consumatori, ma sia controbilanciato dall'efficienza del produttore, con un aumento di benessere totale. Nei fatti il surplus del consumatore è centrale nella legislazione, come si evince nella Legge del 10 Ottobre 1990 [27] Art. 4. in cui si autorizza la possibilità di permettere intese che “abbiano effetti tali da comportare un sostanziale beneficio per i consumatori”.

La valutazione asettica del surplus come misura per orientare le decisioni dell'autorità è però piuttosto limitata. Se ci si basasse esclusivamente su questa misura, concordemente con le teorie economiche, sembrerebbe che la configurazione di mercato auspicabile sia la concorrenza perfetta. Dato il fatto, però, che essa è per diversi motivi, tra cui quelli elencati all'inizio della sezione, non raggiungibile in molte delle realtà di mercato esistenti, l'obiettivo dell'autorità antitrust è partire da un dato equilibrio di mercato che si può raggiungere dati tutti i limiti esistenti, come l'asimmetria informativa o le barriere all'ingresso, e impedire i comportamenti che se ne discostino promuovendo una gara concorrenziale. Verificando quindi la legittimità di un dato equilibrio, a partire dalla situazione specifica, l'autorità potrà legittimare, ad esempio monopoli, che si sono instaurati per motivi di reale efficienza. Nel mercato oligopolistico in cui le imprese operando in modo strategico massimizzando il proprio profitto compatibilmente con le scelte avversarie, l'autorità antitrust può ragionevolmente utilizzare l'equilibrio di Nash come benchmark per valutare la legittimità del mercato, dato che questa risulta essere la soluzione migliore dati i vincoli. Inoltre in questa interpretazione dell'oligopolio è implicito un concetto di interdipendenza tra le scelte degli attori del mercato che esula dall'area del diritto, dalle intese in particolare, perchè è una condizione fisiologica del gioco concorrenziale in cui competono imprese che non sono price taker.

Nel mercato oligopolistico illustrato precedentemente, i prodotti sono considerati omogenei e la competizione avviene sul prezzo. Questo è utile a livello teorico, ma nella pratica i mercati sono caratterizzati da beni differenziati sia orizzontalmente sia verticalmente. Si parla di differenziazione orizzontale quando i beni non sono direttamente comparabili sotto il profilo della qualità e non si può dire oggettivamente quale sia preferibile. Si parla di differenziazione verticale quando i beni possiedono caratteristiche tali da poter effettuare una graduatoria e compararli sotto il profilo della qualità. Soprattutto nel caso di differenziazione verticale, negli oligopoli reali, è comune vedere che i competitors investono notevolmente in R&S e Marketing per differenziare i propri prodotti in fasce di qualità differente, intanto i loro profitti sono molto alti e la politica di prezzi potrebbe apparire in qualche modo collusiva [44]. In realtà la situazione potrebbe essere fisiologica e giustificabile perchè parte di un processo di investimento in innovazioni e qualità: ciò suggerisce che, anche se molto utile, il modello di Cournot non è nella maggior parte dei casi rappresentativo della realtà ed è necessario ricorrere a modelli e indicatori di benessere differenti.

Tale condizione è una delle cause per cui, in un mercato all'apparenza anticompetitivo, non è sufficiente portare come prova di collusione l'esito della competizione sul mercato, ma sono necessarie prove di un effettivo accordo, che sarà spiegato nel dettaglio nella prossima sezione 1.2.2.

Il diritto antitrust

Come anticipato, l'operato dell'antitrust si basa su leggi e norme che sono presenti nei vari ordinamenti dei Paesi. E' già stato nominato lo Sherman Act, che è considerata la prima vera legge antitrust, ancora in vigore negli Stati Uniti, con modifiche avvenute nel tempo, che ha poi ispirato anche l'antitrust europea. Lo Sherman Act nasce per limitare il potere dei *trust*, coalizioni d'impresa nate allo scopo di aumentare il loro potere sul mercato e approfittare di numerosi benefici: ridurre i costi, abbattere la concorrenza e aumentare i profitti. In particolare l'Art. 1. dello Sherman Act vieta qualsiasi accordo tra due o più imprese che irragionevolmente limiti il libero commercio. Mentre l'Art. 2. è di stampo antimonopolistico: vieta il tentativo di costituire monopoli o qualsiasi accordo volto a dare vita ad un monopolio. In Italia il diritto antitrust arriva prima attraverso il Trattato di Roma del 1957 della Comunità Europea dove vengono disciplinate le fattispecie delle intese restrittive e dell'abuso di posizione dominante, successivamente anche le concentrazioni, poi attraverso la legge italiana n. 287 del 10 ottobre 1990 precedentemente nominata, attraverso cui si definiscono le tre stesse fattispecie che vengono illustrate nel dettaglio nella prossima sezione 1.2.2.

1.2.2 Intese, abuso di posizione dominante e operazioni di concentrazione

Se i fallimenti di mercato sono una condizione quasi fisiologica del mercato stesso, diverse sono quelle situazioni in cui sono le scelte degli attori del mercato a limitare di fatto la concorrenzialità. Secondo la normativa italiana vengono disciplinati essenzialmente tre fenomeni rilevanti [27]: le intese, l'abuso di posizione dominante e le operazioni di concentrazione.

Le intese

In questo caso con intese si intendono tutti gli accordi concordati tra imprese e sono vietate quelle “[.] che abbiano per oggetto o per effetto di impedire, restringere o falsare in maniera consistente il gioco della concorrenza all'interno del mercato nazionale o in una sua parte rilevante” [27]. Si parla cioè di accordi collusivi: tali accordi possono essere stipulati in forma *esplicita*, quando le imprese interagiscono direttamente e il loro comportamento è palesemente volto al sopprimere o almeno ridurre la rivalità, o in forma *tacita*, quando non vi sono accordi espliciti ma viene raggiunto e mantenuto un risultato collusivo. Questa distinzione è fondamentale dal momento che, dal punto di vista economico, ciò che è svantaggioso è il *risultato* collusivo, che si manifesta con entrambe le tipologie, mentre dal punto di vista giuridico ciò che è vietato è un determinato *comportamento* e la collusione tacita non rientra quindi nel divieto.

Gli accordi possibili sono di vario tipo e possono avere obbiettivi diversi; prendiamo adesso l'esempio più lampante di accordo collusivo che prevede che due imprese concordino sulle quantità da immettere sul mercato e di conseguenza fissino prezzi più elevati rispetto a quelli che si avrebbero in un mercato non collusivo. A tal proposito si riprenda l'esempio del duopolio di Cournot per dimostrare la possibile convenienza della collusione: si è detto che la soluzione stabile raggiunta dalla competizione prevede che ogni impresa immetta sul mercato una data quantità (equazione 1.9). Prendendo per ipotesi $c_A=c_B=c$, la quantità totale immessa sul mercato sarà:

$$q_{\text{tot}}^* = \frac{2}{3} \frac{\alpha - c}{\beta} \quad (1.11)$$

Che se confrontata con la quantità di monopolio, equazione 1.4, risulta maggiore. Ma sapendo che il monopolista massimizza il profitto allora esistono le condizioni per un accordo collusivo se il profitto del monopolista diviso tra le imprese concorrenti è maggiore del profitto che queste farebbero se si comportassero in modo concorrenziale. Bisogna quindi verificare se:

$$\frac{1}{2} \Pi^M > \Pi^C \quad (1.12)$$

ovvero,

$$\frac{1}{2} \frac{(\alpha - c)^2}{4\beta} > \frac{(\alpha - c)^2}{9\beta} \quad (1.13)$$

E questa disuguaglianza è sempre vera dato che β è un valore positivo. Ciò significa che per le imprese sarebbe conveniente, in termini di profitto, produrre una quantità minore e fissare prezzi più alti. Ora, se la competizione nel mercato duopolistico in esame si svolgesse in un orizzonte finito di tempo, la collaborazione non emergerebbe, infatti ci sarebbe un alto incentivo a *deviare* dal rapporto collaborativo e produrre la quantità che sia la risposta ottima a $q^M/2$ che corrisponde a:

$$q = \frac{3}{8} \frac{(\alpha - c)}{\beta} \quad (1.14)$$

Se invece si considera un orizzonte infinito di tempo, applicando il *folk theorem*, si evince che, ad esempio giocando una *grim strategy*, il rapporto collaborativo può emergere, infatti quando:

$$\sum_{t=0}^{+\infty} \frac{(\alpha - c)^2}{8\beta} \delta^t \geq \frac{9(\alpha - c)^2}{64\beta} + \sum_{t=1}^{+\infty} \frac{(\alpha - c)^2}{9\beta} \delta^t \quad (1.15)$$

e ciò si verifica quando:

$$\delta \geq \frac{9}{17} \quad (1.16)$$

ovvero quando il fattore di sconto è abbastanza grande e i profitti futuri hanno un peso sufficientemente a spingere l'impresa a colludere senza deviare. Questo risultato è fondamentale per capire gli sviluppi esposti nella sezione 3.2, in cui vengono illustrati alcuni risultati collusivi ottenuti in ambito di ricerca dagli algoritmi di pricing, ed è funzionale a comprendere la definizione di collusione di Harrington:

“[collusion is] a situation in which firms use a reward/punishment scheme to coordinate their behavior for the purpose of producing a supracompetitive outcome”
Harrington (2017)

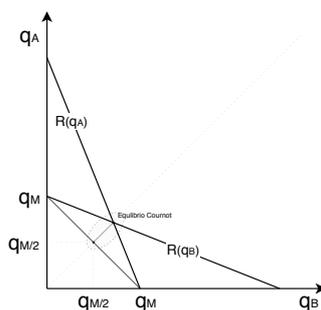


Figura 1.4. Equilibrio anticompetitivo in un duopolio

Gli accordi collusivi possono essere differenziati in base al fatto che coinvolgano mercati orizzontali o verticali.

Gli accordi orizzontali coinvolgono le imprese che si trovano in competizione sullo stesso mercato, interfacciandosi con lo stesso tipo di domanda. Questi accordi riguardano essenzialmente: fissare i prezzi, fissare le quote produttive e spartire il mercato, in senso geografico o in termini di clientela. Questi obiettivi possono essere raggiunti nei modi più svariati, per esempio utilizzando la stessa formula per il calcolo dei prezzi, evitando gli sconti, tramite pubblicità e annunci pubblici, che velatamente mandano messaggi alla concorrenza sulle strategie di prezzo adottate, comunicazioni in vendite all'asta e così via.

Gli accordi verticali invece riguardano imprese appartenenti a diversi livelli della filiera produttiva e sono storicamente ritenuti meno dannosi rispetto a quelle orizzontali; infatti le intese verticali possono essere in qualche modo orientate all'aumento dell'efficienza, cosa alquanto improbabile per quelle orizzontali. Se le imprese della stessa filiera produttiva non si coordinano tra loro ma agiscono in modo autonomo è possibile che si manifesti il fenomeno della *doppia marginalizzazione*³ e di conseguenza i prezzi finali per i consumatori saranno più elevati. Da questo punto di vista appare legittimo permettere al mercato verticale di essere interconnesso per limitare le inefficienze, tenendo sempre presente che risultati anticompetitivi possono manifestarsi anche quando si parla di accordi verticali. In particolare da questo punto di vista uno degli accordi più delicati è l'RPM, *Resale price maintenance*, ovvero l'imposizione di un prezzo di rivendita determinato. Questo accordo può essere più o meno rigoroso; in alcuni casi si impone un prezzo determinato, in altri si suggerisce un prezzo a cui il venditore può scegliere di non uniformarsi, o altre volte viene indicato un prezzo minimo *price floor* o un prezzo massimo *price ceiling* di rivendita. Tale imposizione può generare una sorta di accordo collusivo a livello orizzontale orchestrato dall'alto con l'aggravante di garantire la fedeltà dei rivenditori al prezzo concordato. Anche le *clausole di esclusività* possono essere per molti versi una minaccia alla competizione: con questi accordi una parte si obbliga a contrarre esclusivamente con un'altra parte. Ciò può accadere per esempio quando un produttore concede a un venditore di essere l'unico a

³Se le imprese a monte e a valle applicano entrambe un *mark up* rispetto al costo marginale perchè hanno potere di mercato, il consumatore finale vedrà un prezzo lievitato a causa del doppio aumento di prezzo effettuato da entrambe le imprese della filiera

poter vendere il suo prodotto in una determinata area geografica, generando una sorta di monopolio locale e facendo aumentare i costi di ricerca di un altro rivenditore. Al contrario un rivenditore potrebbe aderire ad un contratto di esclusività per il quale egli si impegna a vendere esclusivamente il bene o servizio del produttore contraente in modo da evitare la concorrenza presso lo stesso rivenditore. Questi accordi, sebbene ricoprano un ruolo di favore nella disciplina antitrust, possono essere considerati illegittimi se eccessivamente gravosi alla concorrenzialità del mercato: tanto più l'accordo coinvolge attori dominanti sul mercato, con quote di mercato elevate, tanto più gli accordi verticali devono essere scandagliati in modo da verificarne la ragion d'essere.

L'abuso di posizione dominante

L'Art. 3. della Legge del 10 Ottobre 1990 [27] recita che “è vietato l'abuso da parte di una o più imprese di una posizione dominante all'interno del mercato nazionale o in una sua parte rilevante”. Si intende per posizione dominante la condizione per cui un'impresa è nettamente in vantaggio commerciale rispetto alle altre e può comportarsi “in modo significativamente indipendente dai concorrenti, dai fornitori e dai consumatori. Ciò avviene, in genere, quando detiene quote elevate in un determinato mercato”⁴. Il principio di questa norma è che non è vietato di per sé assumere una posizione dominante ma è vietato abusarne, ovvero approfittare di suddetta superiorità per falsare il gioco della concorrenza. Ciò può verificarsi in svariati modi, per esempio ostacolando i concorrenti sul mercato praticando per un periodo sufficiente prezzi bassi, i cosiddetti *prezzi predatori*, insostenibili per i competitors che, se non hanno risorse finanziarie tali da poter resistere a tale regime, dovranno abbandonare il mercato. Altra pratica è la sussidiatura incrociata, situazione in cui l'impresa opera su due mercati, usando la sua posizione dominante sul primo per sostenere la sua posizione e aumentare il suo potere sul secondo. Tra le altre pratiche che possono generare abusi si nominano ancora gli *sconti di fedeltà puri* in cui il cliente si impegna a non rifornirsi da altri, i *top-slices rebates*⁵ e gli *sconti target*⁶.

Operazioni di concentrazione

Con operazioni di concentrazione ci si riferisce a tutte “quelle volte in cui due o più imprese procedono a fusione”, “uno o più soggetti in posizione di controllo di almeno un'impresa ovvero una o più imprese acquisiscono direttamente od indirettamente, sia mediante acquisto di azioni o di elementi del patrimonio, sia mediante contratto o qualsiasi altro mezzo, il controllo dell'insieme o di parti di una o più imprese”, “due o più imprese procedono, attraverso la costituzione di una nuova società, alla costituzione di un'impresa comune” [27]. Le operazioni di concentrazione non sono vietate in quanto tali ma lo possono divenire alla luce di considerazioni sul futuro del mercato in cui avviene l'operazione: se esse

⁴AGCM <https://www.agcm.it/competenze/tutela-della-concorrenza/intese-e-abusi/>

⁵quando gli acquirenti si riforniscono presso un fornitore unico per la maggior parte dei prodotti e presso altri fornitori per le restanti parti, può succedere che il fornitore dominante commetta abuso inducendo gli acquirenti ad acquistare da lui anche il resto dei prodotti con sconti speciali

⁶sconti praticati dall'impresa dominante ai distributori in funzione del volume di acquisti effettuati presso di lei in dati periodi di riferimento

comportano il rafforzamento o la costituzione di una posizione dominante nel mercato che abbia come effetto di ridurre in modo sostanziale e durevole la concorrenza. Tale condizione si valuta alla luce delle condizioni del mercato come barriere all'ingresso, andamento della domanda e dell'offerta, della possibile scelta di fornitori, dell'accesso delle imprese alle fonti di approvvigionamento nonché della struttura del mercato stesso. Questa normativa ha quindi un fine antimonopolistico, in linea con le teorie esposte nel capitolo 1.1. In concordanza con questa finalità le operazioni di concentrazione in genere devono essere comunicate preventivamente alle autorità competenti quando il fatturato delle imprese coinvolte supera determinate soglie stabilite annualmente; dopodiché le autorità possono permettere o vietare l'operazione o permetterla sotto il rispetto di condizioni tali da ridurre i possibili effetti negativi sulla concorrenzialità del mercato.

1.2.3 La discriminazione di prezzo

Una posizione più ambigua in termini di impatto sul benessere è occupata dalle cosiddette *discriminazioni di prezzo*: tale termine non deve essere inteso con un'accezione negativa in quanto per discriminazione si intende l'atto di differenziare il prezzo di uno stesso bene a seconda della categoria del cliente, che di per sé non implica un miglioramento o un peggioramento delle condizioni di mercato. La pratica delle discriminazioni di prezzo viene inserita all'interno di questa sezione perché è una pratica attuabile solo in presenza di un fallimento di mercato, in particolare solo se un'impresa ha potere di mercato e non è price taker. Dall'altro lato, però, questa stessa pratica può essere intesa come una risposta interna del mercato alle inefficienze dello stesso, ovvero una risposta potenzialmente migliorativa rispetto all'impossibilità di avere un mercato in concorrenza perfetta. Per questo, la pratica non è in genere contestata dalle autorità quando viene applicata ai consumatori finali, mentre lo è quando applicata in un mercato *business to business* perché avrebbe l'effetto di mettere in condizioni diverse due eventuali competitors ingiustificabilmente. L'incentivo per le imprese ad effettuare discriminazioni di prezzo risiede nel fatto che tale pratica potenzialmente aumenta il surplus dell'impresa: la logica che sta alla base è che differenziando tra categorie di clienti con curve di domanda differenti e diversa *willingness to pay* si può massimizzare il surplus estratto in modo più efficiente. Le condizioni necessarie per cui una discriminazione di prezzo possa sussistere sono: che le imprese non siano price taker e possano influenzare il mercato con le loro scelte, che si abbiano informazioni utili sulle preferenze dei consumatori, che sia impossibile fare arbitraggio⁷. Se la prima e la seconda condizione sono abbastanza ovvie, perché senza la possibilità di influenzare il mercato non avrebbe senso parlare di prezzi diversi dall'equilibrio, e senza le informazioni sui clienti non si sarebbe in grado di differenziarli in categorie diverse, la terza condizione è meno scontata e può limitare il campo d'azione delle discriminazioni di prezzo: non è un caso che queste vengano storicamente attuate in mercati dove viene venduto un servizio e non un prodotto, non rivendibile e spesso nominale, come un ingresso al cinema o un abbonamento al trasporto pubblico con tariffa agevolata. In termini di benessere, affinché una discriminazione sia legittima è necessario verificare che il *welfare* dopo la discriminazione

⁷pratica che consiste nell'acquistare un bene su un mercato e rivenderlo su un altro sfruttando la differenza di prezzo per ottenere un guadagno

sia maggiore rispetto alla situazione precedente. Se l'impresa ha incentivo a discriminare, allora si presume che il suo surplus lieviti con le discriminazioni, mentre non è determinabile a priori l'effetto sul surplus del consumatore. Affinchè il welfare totale aumenti è condizione necessaria che le quantità prodotte aumentino. Aumentando le quantità diminuisce la perdita secca, se si parla di monopolio, e aumentano i consumatori, quindi vi sarà sicuramente più surplus appropriabile. Il produttore infatti avrebbe interesse ad appropriarsi di due aree di surplus: l'area che costituisce una perdita per il benessere sociale e comprende la domanda di mercato non soddisfatta che ha una disponibilità a pagare maggiore dei costi marginali, e questa domanda, se soddisfatta costituisce un aumento del benessere totale, con un conseguente aumento delle quantità prodotte; dall'altro l'area di surplus dei consumatori che consiste nel beneficio che i consumatori ottengono dal consumo di un bene a un prezzo inferiore al loro prezzo di riserva: appropriarsi di quest'area costituisce un beneficio privato per il produttore ma non un miglioramento in termini totali.

Le discriminazioni di prezzo possono essere di tre tipi e vengono di seguito illustrate rapidamente.

Discriminazione di prezzo di primo grado

Tale discriminazione è anche detta discriminazione perfetta. In quest'ottica il venditore conosce il prezzo di riserva di ciascun cliente e offre il bene esattamente a quel prezzo. La curva dei ricavi marginali coincide con la curva di domanda e il venditore si appropria di tutto il surplus di ogni cliente abbassando il prezzo per i clienti con minore prezzo di riserva fintantochè il prezzo è maggiore o uguale al costo marginale come si può vedere nella rappresentazione 1.5. Il produttore si appropria di tutto il surplus possibile e, contrariamente

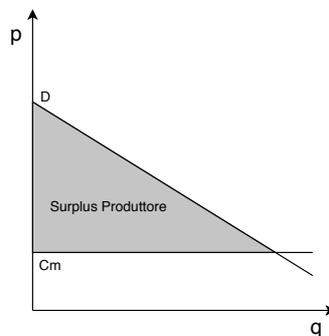


Figura 1.5. Risultato di una discriminazione perfetta di primo grado effettuata da un monopolista. Non si identifica un prezzo di equilibrio perchè questo varia e coincide esattamente con il prezzo di riserva del consumatore, che è rappresentato dalla curva di domanda. Il produttore si appropria totalmente del surplus.

al caso di monopolio descritto nella sezione 1.1, non si genera perdita secca e la soluzione è Pareto efficiente. Tale soluzione non è del tutto praticabile nella realtà data la difficoltà di conoscere la disponibilità a pagare di ogni cliente, inoltre la contrattazione tra produttore e cliente in ottica di *“take it or leave it”* spesso non è credibile.

Discriminazione di prezzo di secondo grado

La discriminazione di secondo grado viene effettuata dal venditore quando non si hanno a priori informazioni per distinguere tra diversi gruppi di clienti e quindi si implementano strategie per fare in modo che siano gli stessi clienti a selezionare la proposta più idonea alle loro preferenze. Il venditore propone diversi schemi tariffari e il consumatore è forzato a scegliere comunicando inconsapevolmente informazioni utili al venditore, che le può usare per elaborare proposte sempre più appropriate. Rientrano in questa categoria alcune pratiche come gli sconti effettuati *a scaglioni* a seconda di determinate soglie quantitative o come la tariffa a due parti in cui il venditore scompone il prezzo del bene in una parte fissa e una variabile in funzione delle quantità acquistate. Ad esempio, l'impresa potrebbe aumentare i propri profitti in presenza di una clientela eterogenea ma non riconoscibile, elaborando una tariffa a due parti con parte fissa più bassa e parte variabile più alta conveniente per gli utenti che domandano una quantità minore del bene, e una tariffa con una parte fissa più elevata e una variabile più bassa per i clienti che domandano quantità superiori dello stesso bene. Nella pratica il venditore ha un ventaglio molto ampio di possibilità tra cui scegliere per formare le tariffe a due parti più idonee per le sue classi di clientela, tenendo conto dei vincoli di *incentivazione* e *partecipazioni* ovvero facendo in modo che ogni classe di consumatori sia indotto a scegliere la tariffa studiata appositamente per la sua categoria e che il cliente sia indotto ad acquistare una quantità positiva piuttosto che non acquistare. Altri tipi di discriminazione di secondo grado molto frequenti sono: le classi di prodotto e le vendite collegate. Con classi di prodotto si intende l'offerta da parte dello stesso produttore di prodotti di qualità differente a fronte di un prezzo differente, per esempio è quello che succede con le classi di viaggio nel mercato dei trasporti, mentre le vendite collegate sono l'offerta di pacchetti di prodotti, detto *bundling* che può essere puro o misto a seconda che i prodotti si possano comprare solo come pacchetto o anche singolarmente. Con la discriminazione di secondo grado i profitti sono maggiori rispetto al caso senza discriminazione ma minori rispetto alla discriminazione di primo grado; in termini di welfare non si può stabilire a priori se questo viene accresciuto, anche se sicuramente il venditore vede un profitto maggiorato, altrimenti non applicherebbe tale pratica.

Discriminazione di prezzo di terzo grado

La discriminazione di prezzo di terzo grado è anch'essa piuttosto comune, come la seconda, e si basa sul fatto che i venditori conoscono alcune caratteristiche osservabili dei consumatori che consentano di effettuare delle distinzioni fra diverse categorie di clienti perchè correlate con la loro disponibilità a pagare. All'interno di ogni categoria di clienti il prezzo a cui il bene viene venduto è uguale. La pratica consiste nella cosiddetta *segmentazione di mercato*, che può essere effettuata a seconda di diversi fattori come la localizzazione geografica, l'età, l'occupazione e altri. Questi segmenti si differenziano per l'elasticità della domanda e quindi il venditore applica al segmento con domanda più rigida prezzi superiori e ai segmenti con domanda più elastica prezzi inferiori. Esempio di discriminazione di terzo grado è l'ingresso al cinema o al museo scontato per studenti e over 65. Anche in questo caso l'effetto sul welfare non è certo: il segmento di clientela con prezzi maggiori rispetto alla situazione senza discriminazione vedrà una diminuzione del suo surplus, al contrario quelli con prezzi inferiori lo vedranno aumentato ma non è detto che il guadagno della seconda categoria compensi la perdita della prima in termini di surplus.

1.2.4 Le discriminazioni intertemporali di prezzo

Un caso particolare di discriminazione che merita un approfondimento dedicato è quella intertemporale, ovvero l'atto di differenziare non in base alla categoria del cliente ma in base al momento in cui il bene viene venduto. Tale discriminazione può esistere da sola o in convivenza con le discriminazioni di prezzo prima descritte. Spesso dire che la categoria del cliente è totalmente estranea a questo tipo di discriminazione sarebbe impreciso, in quanto le caratteristiche del cliente sono correlate anche all'istante di tempo in cui procedono all'acquisto: per esempio, il biglietto per un volo aereo comprato all'ultimo minuto prima della partenza avrà un costo maggiore sia perchè si effettua una discriminazione temporale rispetto alla situazione in cui il biglietto viene comprato con anticipo, ma anche perchè a comprare il biglietto poco prima della partenza saranno probabilmente uomini d'affari o clienti con necessità impellenti che avranno una disponibilità a pagare maggiore e una domanda più rigida. Ma esistono numerose altre variabili che possono influenzare l'andamento del prezzo nel tempo, come ad esempio la temperatura ambientale: nel 1999 il CEO di *CocaCola* avrebbe voluto implementare un distributore automatico di bibite che avrebbe alzato il prezzo nelle giornate più calde, in cui si suppone ci sia una più alta disponibilità a pagare per una bibita fresca [43]. La discriminazione di prezzo si può efficacemente applicare in tutti quei settori in cui la domanda è molto variabile e sottoposta a picchi, come nell'ambito della distribuzione dell'elettricità che ha costi diversi a seconda della fascia oraria in cui la si usa, ma anche per i pacchetti turistici sottoposti a stagionalità. Anche in questo caso non si deve poter fare arbitraggio del bene sottoposto a discriminazione per rivenderlo negli orari più cari a un prezzo competitivo. In altri ambienti di mercato le discriminazioni intertemporali di prezzo prevedono prezzi maggiori quando il bene viene lanciato sul mercato, destinati poi a scendere nel tempo man mano che il bene diventa obsoleto, si pensi per esempio al mercato dell'elettronica. Secondo la *congettura di Coase* tale pratica potrebbe indurre il cliente ad aspettare che il prezzo del bene di suo interesse scenda ad un livello per lui conveniente: tale eventualità prevede un cliente strategico con tasso di sconto trascurabile⁸. Nella realtà tali discriminazioni di prezzo funzionano perchè esistono fasce di clienti con disponibilità a pagare molto diverse e anche un'impellenza di ottenere il bene molto diversa, ovvero un tasso di sconto non trascurabile. Per tali categorie di prodotti la fruizione del bene può dare una soddisfazione maggiore tanto più è anticipata, si pensi alla differenza tra vedere un film appena uscito rispetto ad aspettare tempo per fruirne mesi dopo. Inoltre, le imprese, conoscendo la congettura di Coase, mettono in campo diversi metodi per impedire la sua realizzazione: nel mercato dei beni durevoli ad esempio si può ricorrere ad obsolescenza, anche non programmata, ma percepita, per indurri i clienti a ridurre il ciclo di vita dei prodotti e mantenere una domanda elevata; oppure, molto diffusa nel mercato dell'automobile, si può ricorrere a una strategia di contratti di leasing convenienti che incentivano il ricambio frequente del veicolo. Strategia che può sembrare diametralmente opposta alla discriminazione di prezzo è quella di investire in pubblicità per chiarire ai consumatori che il prezzo del bene non sarà soggetto a variazioni: tale pratica, che appare anche come un tentativo di impedire la realizzazione della congettura di Coase, ha l'effetto di aumentare la reputazione e la qualità percepita dei beni

⁸ cioè consumare domani ha un valore equivalente a consumare oggi e non di meno

venduti, il caso più manifesto dell'uso di questa strategia è *Apple*.

1.2.5 La *search discrimination*

Come ultima frontiera della discriminazione di prezzo proponiamo la cosiddetta *search discrimination* che ha potuto svilupparsi e acquisire valore soprattutto grazie all'avvento di Internet ed è diventata perno centrale di alcuni dei business più profittevoli degli ultimi anni, come *Google*. Essa si distingue dalle discriminazioni di prezzo convenzionali perchè si concentra su più prodotti contemporaneamente cercando di indirizzare ogni acquirente verso la sua gamma di riferimento: la presentazione dei risultati di ricerca ha un'influenza notevole sull'acquisto ed è un dato certo che raramente gli utenti leggono i risultati oltre la prima pagina fornita dal motore di ricerca [31]. La discriminazione di ricerca è in un certo senso un prolungamento degli altri tipi di discriminazione perchè si basa comunque sulla divisione dei clienti in categorie con disponibilità a pagare diversa, ma invece di fornire prezzi diversi per lo stesso bene, fornisce risultati diversi a fronte della stessa ricerca. Tale pratica viene effettuata nel mondo di Internet essenzialmente dai motori di ricerca e tutti quei servizi offerti gratuitamente al cliente, come i *social network*, che in cambio accedono ai dati dagli utenti per fini commerciali, per esempio sfruttandoli per presentare pubblicità ad hoc. La pratica di *search discrimination* può eventualmente sfociare anche in *strategie escludenti* nei confronti di prodotti o servizi in qualche modo concorrenti con i business di colui che fornisce i risultati, o a favore di particolari venditori che pagano commissioni maggiori: tale pratica è detta *price steering*⁹.

1.3 Collusione e discriminazione di prezzo nel mercato

Dopo aver visto dal punto di vista tecnico alcune delle casistiche più comuni in cui l'impresa cerca di ottenere vantaggi economici sfruttando una o più delle condizioni che caratterizzano un mercato diverso dalla concorrenza perfetta, in questo paragrafo si affronteranno brevemente le modalità con cui un'impresa cerca di ottenere tali benefici nel caso delle intese e della discriminazione di prezzo, dal momento che sono le due casistiche maggiormente rilevanti per i successivi capitoli.

Gli incentivi a stipulare accordi o formare cartelli sono concretamente piuttosto alti, si stima infatti che grazie a queste pratiche i prezzi diventino dell'ordine del 20-30% superiori al prezzo di mercato in assenza di collusione¹⁰.

Nella pratica, gli accordi vengono stipulati in vari modi: il *cartello* è sicuramente la forma più estrema di accordo, le imprese di un cartello si accordano sulla maggior parte degli aspetti rilevanti della concorrenza, generalmente fissazione dei prezzi e spartizione delle quote di mercato. I cartelli sono vietati nell'UE ma nonostante questo alcuni cartelli

⁹pratica con cui si indirizzano i consumatori verso i prodotti e servizi con prezzi più alti

¹⁰http://www.ecostat.unical.it/Succuro/Didattica/Economia%20Politica/13_14_La%20collusione.pdf

vengono legalmente riconosciuti, il più famoso è l'*OPEC*¹¹, altri cartelli sono chiaramente illegali sia per la loro organizzazione sia per il loro business, come i cartelli della droga. Forme di intese meno drastiche del cartello sono piuttosto comuni e regolate dal diritto italiano; si tratta di *consorzi*, *contratti di rete*, *associazioni in partecipazione* e *associazioni temporanee di imprese*. Tutte queste casistiche sono regolate nei minimi dettagli, possono esistere sotto determinate condizioni e il loro scopo non può essere una limitazione della concorrenzialità fine a se stessa. Il consorzio è un'organizzazione comune per la disciplina e lo svolgimento di alcune fasi di un'attività e dà vita ad un nuovo soggetto giuridico. Solitamente in un consorzio si uniscono più imprese per il raggiungimento di un risultato di valore che la singola impresa non avrebbe potuto raggiungere da sola. Un esempio di consorzio italiano è il Consorzio di Tutela della Nocciola Piemonte I.G.P. Il contratto di rete, invece, non crea necessariamente un nuovo soggetto giuridico ed è pensato proprio per rendere più semplice la partecipazione ad esso e l'organizzazione; l'obbiettivo è accrescere le potenzialità di ciascuna impresa, realizzare progetti e intenti condivisi, incrementando la capacità innovativa e la competitività. L'associazione temporanea di impresa ha invece come uso quello di permettere a diverse imprese di partecipare insieme ad un progetto, come una gara d'appalto, facilitando le dinamiche di organizzazione interna, di presentazione di una proposta strutturata e di contratto con l'appaltatore.

Per quanto concerne le intese illegali che sono state descritte nella sezione 1.2.2, queste vengono raggiunte tramite l'implementazione di pratiche e comportamenti anticoncorrenziali. Alcune delle pratiche più comuni sono già state descritte in precedenza, ma ciò che è importante sottolineare è il fatto che nella maggior parte dei casi queste pratiche comportano delle prove materiali che possono essere usate dall'autorità come sostegno. Prove esplicite possono essere email, telefonate, incontri, ma la maggior parte delle volte le prove vengono ricavate in modo indiretto dai comportamenti tenuti: ad esempio, una attività di segnalazione, similmente a una aumentata trasparenza su alcune informazioni sensibili dell'impresa, non necessarie per la normale attività sul mercato, diventano un'importante sostegno per l'attività dell'autorità Antitrust nell'indagine. L'esistenza di questi comportamenti e delle loro tracce sono quindi fondamentali per la dimostrazione dell'intenzione, inoltre è possibile tentare di utilizzare come aiuto anche una serie di fattori che spesso caratterizzano gli esiti sul mercato di un accordo collusivo. Come già detto, il risultato non è sufficiente per dimostrare l'intenzionalità, ma nel momento in cui se ne riscontra l'esistenza è ragionevole indagarne la causa che nella maggior parte dei casi si dimostra essere un accordo anticoncorrenziale.

Di seguito vengono elencati alcuni dei principali indizi economici che spesso contribuiscono a provare l'esistenza di un'accordo illecito [3]:

- aumento contemporaneo dei prezzi: ci si riferisce all'incremento del prezzo al medesimo tempo da parte dell'insieme delle imprese partecipanti al supposto accordo
- parallelismo dei prezzi: consiste in ripetute variazioni delle strategie di prezzo di uguale segno, proporzionali e contemporanee

¹¹Organization of the Petroleum Exporting Countries, cartello economico nato per regolare aspetti relativi alla produzione del petrolio, prezzi e concessioni

- stabilità delle quote: indica l'invarianza nel tempo delle quote di mercato in volume o in valore detenute da ciascun'impresa
- prezzi uguali a fronte di costi diversi tra le imprese: si basa sul confronto tra i costi di produzione delle diverse imprese e i prezzi di vendita da esse praticati
- prezzi uguali tra le imprese ma diversi tra i clienti: è il caso in cui il prezzo di un bene o servizio è diverso per ciascun acquirente, ma lo stesso cliente paga alle diverse imprese il medesimo prezzo

Inoltre la possibilità di colludere in modo efficace ed efficiente è fortemente influenzata da alcune caratteristiche intrinseche del mercato che vengono qui brevemente elencate ma verranno approfondite nel corso della trattazione:

- numero di imprese limitato
- mercato di beni omogenei
- fattore di sconto elevato
- frequenza di interazioni
- crescita attesa della domanda
- basso rischio di scomparsa dell'impresa
- contestuale competizione su più mercati
- simmetria tecnologica e organizzativa
- fiducia e background sociale
- struttura simile delle imprese
- trasparenza dei mercati

Per quanto riguarda le discriminazioni di prezzo, invece, queste possono essere attuate anche senza incorrere in sanzioni antitrust, dato che sono nella maggior parte dei casi considerate legittime. Nella successive parti della trattazione si parlerà di discriminazione di primo grado e di discriminazione intertemporale. Per poter effettuare una discriminazione di primo grado l'impresa deve poter inferire una grande quantità di informazioni rilevanti, a partire da una grande quantità di dati. L'obiettivo di questa discriminazione è quello di profilare il singolo cliente, non una categoria o una fascia, e quindi è necessario avere a disposizione una serie di dati personali e sensibili. Le informazioni utili per effettuare la discriminazione possono essere osservate direttamente o dedotte da una serie di altri dati che descrivono il comportamento del cliente nelle fasi di acquisto. Al contrario della discriminazione intertemporale, la discriminazione di prezzo di primo grado qui intesa si basa solo ed esclusivamente su parametri caratteristici del cliente, dei suoi comportamenti e delle sue preferenze, mentre le discriminazioni intertemporali di prezzo possono basarsi su questi parametri ma anche su altri, non direttamente riconducibili ai clienti, come i prezzi dei concorrenti, la stagionalità e altri, che non discriminano un cliente da un altro

ma una situazione di acquisto specifica rispetto a un'altra. La discriminazione di primo grado mira a definire il prezzo di riserva del cliente, ma può essere implementata in modo diverso dalle singole imprese che ne fanno uso: i dettagli dell'implementazione di queste pratiche è spesso opaca agli occhi di chi tenta di comprenderla, in quanto può risultare determinante nel successo del business dell'impresa. Comunque ci sono dei passaggi obbligati e condivisi da tutte le imprese che attuano questa strategia di prezzo: in primis è necessario raccogliere i dati, successivamente stimare la disponibilità a pagare del singolo cliente e in ultimo riuscire ad imporre in modo efficace il prezzo personalizzato al cliente per cui è stato appositamente studiato. La raccolta dei dati anche in questo caso comporta criticità dal punto di vista della capacità computazionale e della capacità di archiviazione, inoltre, quando ci si interfaccia con questa parte di processo della profilazione si entra in contatto con la scelta più complessa ma anche più significativa per rendere la pratica di discriminazione efficace: la scelta delle variabili che hanno un impatto significativo sulle decisioni d'acquisto del cliente. A partire dalla scelta di queste variabili è possibile capire quali siano i dati da immagazzinare. I dati raccolti, però, non si limitano a quelli che vengono decretati come importanti in questa fase, nella pratica vengono raccolti enormi quantità di dati all'apparenza non significativi, sia per lo loro quantità sia per la difficoltà di collegare in modo logico quei dati a una informazione rilevante sul cliente. Poi, grazie a processi computerizzati in grado di gestire tali dati, spesso si ricavano delle informazioni significative. Le informazioni immagazzinate possono essere essenzialmente di tre tipi [41]: informazioni fornite direttamente dal cliente, informazioni osservate direttamente dall'impresa, informazioni dedotte dal comportamento del consumatore. Le prime sono solitamente banali, sono dichiarate dal cliente, per esempio in fase di registrazione, o sono relative al suo comportamento in chiaro sul sito dell'impresa, ad esempio lo storico degli acquisti. Le informazioni osservate dall'impresa ma non dichiarate direttamente dal cliente riguardano gli indirizzi Ip, i cookie, il tipo di connessione usata. La terza categoria riguarda invece altre informazioni derivate da affiliazioni con siti o pubblicità. La stima della disponibilità a pagare viene poi effettuata tramite sofisticati strumenti statistici ma, nella pratica, spesso non viene imposto il prezzo che deriva da queste procedure: tenendo conto dell'errore della stima e dei prezzi degli altri concorrenti, si impone solitamente un prezzo inferiore in modo da non perdere un possibile acquirente nel caso il prezzo suggerito fosse sovrastimato. In ultimo imporre un prezzo personalizzato può essere complicato: innanzi tutto il cliente per cui quel prezzo è stato calcolato non deve avere la possibilità di acquistare il bene in un'altra veste e inoltre si deve tenere conto che il prezzo personalizzato può generare degli effetti psicologici sui clienti che possono ritenerlo ingiusto e perdere fiducia nell'impresa. Questo aspetto sarà approfondito nel capitolo 3.

Per quanto concerne i fattori che possono favorire l'implementazione di una strategia di prezzo personalizzato citiamo:

- possibilità di acquisire i dati interessanti
- possibilità di identificare chiaramente la disponibilità a pagare del consumatore
- l'impresa deve avere notevole potere di mercato
- impossibilità di fare arbitraggio
- capacità dell'impresa di differenziare i prodotti sulla base della qualità

Le prime due caratteristiche identificate possono sembrare tautologiche. Il primo punto è stato inserito perchè i dati potrebbero non essere acquisibili per una serie di motivi diversi dalle capacità delle imprese: ad esempio i dati potrebbero essere considerati dalle autorità non idonei ad essere utilizzati per una profilazione, o potrebbero essere soggetti a tutele stringenti. L'impresa quindi non deve solo essere in grado di acquisirli ed elaborarli grazie alle sue capacità, ma deve operare in un mercato che le permetta legalmente di poter entrare in possesso dei dati. Per chiarire questo punto ci si riferisce come esempio al *GDPR*, General Data Protection Regulation, regolamento dell'Unione europea in materia di trattamento dei dati personali e di privacy. Il regolamento, in vigore dal 25 maggio 2018, approfondisce e chiarisce una serie di aspetti rilevanti sulla proprietà dei dati, in particolare sui diritti del proprietario del dato; le modalità e i principi da rispettare nell'attività di archiviazione del dato; i principi applicabili al trattamento di dati personali; inoltre approfondisce e regola gli aspetti su addetti, responsabili e titolari del trattamento dei dati. Anche la possibilità di identificare chiaramente la disponibilità a pagare non dipende solo dalle capacità dell'impresa ma anche da condizioni di mercato non direttamente influenzabili nel breve periodo come l'elasticità della domanda: più la domanda è elastica più è complicato per una impresa imporre prezzi differenti tali da rendere conveniente il processo di profilazione necessario. Il terzo e quarto punto sono spiegati all'inizio del capitolo e caratterizzano tutte le tipologie di discriminazione di prezzo. L'ultimo punto è invece più complesso: quando si parla di discriminazione di primo grado in realtà si intende la vendita dello stesso identico prodotto o servizio a prezzi diversi. Differenziare per qualità ricadrebbe più precisamente in una discriminazione di terzo tipo. In realtà molto spesso questi due tipi di discriminazione si sovrappongono: tentando di stimare la disponibilità a pagare di un cliente, è facile che si passi per una fase di discriminazione per categoria o gruppi di clienti e che poi affinandosi diventi una discriminazione di primo grado. Inoltre la differenziazione dei prodotti in base alla qualità può essere una scelta di business per dare l'impressione al cliente che le differenze di prezzo tra il prodotto o servizio acquistato da lui e quello acquistato da un altro cliente siano giustificabili da altri fattori e non esclusivamente dalla profilazione. Ad esempio distinguere la prima dalla seconda classe di viaggio non comporta una differenza di costo tale da giustificare la differenza di prezzo tra i due biglietti: in questo e altri casi la differenza di qualità viene artefatta appositamente per giustificare una differenza di prezzo che permette all'impresa di ottenere maggiori profitti adattandosi alla disponibilità a pagare dei clienti.

Capitolo 2

Gli algoritmi di pricing

Il commercio elettronico ha conosciuto negli ultimi anni una crescita continua che sembra essere inesorabile: basti sapere che nel 2019 gli acquisti online nel mondo hanno raggiunto i 3.000 miliardi di euro e solo in Italia nel 2020 si prevede un aumento del retail online del 26% rispetto al 2019, l'incremento in valore assoluto più alto di sempre¹². In questo panorama di costante progresso nel mondo del commercio digitale emerge un fenomeno di particolare interesse: l'uso degli algoritmi di pricing. Tali algoritmi sono un supporto al processo decisionale che concerne la fissazione dei prezzi; a loro viene infatti delegato il compito di stabilire il prezzo del prodotto o servizio in vendita, in modo dinamico, ovvero modificandolo a seconda delle condizioni di mercato. Si stima che gli algoritmi di pricing venissero adottati già negli anni '80 ma che abbiano conosciuto un intenso incremento negli ultimi tempi sia in termini di diffusione sia per quanto concerne la complessità di operazioni da loro svolte. In questo capitolo si tenterà di definire gli algoritmi di pricing dal punto di vista tecnico, si affronteranno la storia e la diffusione di questi strumenti, gli usi e gli scenari più interessanti dove si manifestano le loro peculiarità.

2.1 Lo stato dell'arte

In questa sezione viene proposta un'analisi generale degli algoritmi di pricing che comprende cenni di programmazione e di tecniche di apprendimento la cui comprensione è necessaria per i successivi sviluppi.

Per completezza viene riportata la definizione di algoritmo data da Wilson e Keil:

“An algorithm is an unambiguous, precise, list of simple operations applied mechanically and systematically to a set of tokens or objects (e.g., configurations of chess pieces, numbers, cake ingredients, etc.). The initial state of the tokens is the input; the final state is the output.”

Wilson and Keil (1999)

¹²Osservatorio eCommerce B2c, Politecnico di Milano, https://blog.osservatori.net/it_it/e-commerce-trend; <https://www.osservatori.net/it/ricerche/comunicati-stampa/e-commerce-da-canale-secondario-a-ruolo-determinante-di-vendita-e-interazione>

Esistono diverse tipologie di algoritmi di pricing che si distinguono sia per gli obiettivi per cui vengono usati sia per la complessità della loro programmazione: chiaramente algoritmi più avanzati che si basano su AI (*Artificial Intelligence*) permettono di raggiungere risultati più avanzati.

2.1.1 Artificial Intelligence e Machine Learning

L'*Artificial Intelligence* è una branca dell'informatica che si occupa dello studio e della progettazione di *intelligent agents* capaci di svolgere attività di notevole difficoltà in modo tale da essere definiti, appunto, *intelligenti*, secondo la sensibilità umana. Di tale branca fa parte il *Machine Learning* che si occupa di insegnare, alle macchine appunto, un processo di apprendimento, che può essere in molti casi paragonato a quello umano. A seconda del loro pattern di apprendimento gli algoritmi di machine learning si suddividono in [33]:

- *apprendimento non supervisionato*: l'algoritmo tenta di identificare patterns lavorando su set di dati non etichettati, cercando di formare, per esempio, clusters
- *apprendimento supervisionato*: l'algoritmo usa una serie di dati etichettati, ovvero dati di cui si conosce il risultato in uscita desiderato, per imparare regole generali che definiscano la mappa che lega un determinato input a un determinato output
- *apprendimento per rinforzo*: l'algoritmo esegue una serie di attività in un ambiente dinamico senza avere a disposizione un set di dati etichettati e apprende tramite tentativi ed errori bilanciando opportunamente le attività di *exploration* ed *exploitation*

Vengono riportati di seguito due approfondimenti sull'apprendimento supervisionato e per rinforzo in quanto si sono rivelati i più adatti per lo sviluppo degli algoritmi di pricing.

Apprendimento supervisionato

Gli algoritmi che fanno uso dell'apprendimento supervisionato possono essere usati nei modi più svariati e non riguardano esclusivamente il gioco competitivo con altre imprese, ma sono spesso utilizzati internamente per ottimizzare e migliorare la gestione dell'impresa. Si pensi ad un'impresa che vuole ridurre il rischio creditizio associando un *credit score* ai clienti facendo uso di una varietà di dati su di loro, oppure, similmente, in ambito assicurativo per predire l'affidabilità del cliente che vuole essere assicurato. In entrambi i casi si può fare uso di svariate tecniche di classificazione, sebbene con delle limitazioni di natura giuridica: gli algoritmi utilizzati non devono essere *blackbox*¹³ in quanto è necessario saper giustificare un trattamento diversificato nei confronti dei clienti. In altri casi invece non ci sono limitazioni in questo senso e quindi possono essere usati algoritmi *blackbox* molto sofisticati come l'*Artificial Neural Networks*, un sistema che richiama la struttura di un sistema nervoso umano, formato da neuroni, astoni e sinapsi. Nei neuroni avviene il

¹³si intende un algoritmo che fornisce un risultato sul quale non si può fare reverse engineering per risalire alle motivazioni che hanno determinato tale risultato. Essenzialmente il modo in cui si è formato l'output dell'algoritmo rimane oscuro

processo di calcolo e questi sono interconnessi tramite gli astoni in modo da formare una rete neurale. Sono classificati in: neuroni di ingresso, neuroni nascosti e neuroni di uscita. I neuroni di ingresso ricevono i dati e li trasmettono al primo strato di neuroni nascosti che elaborano l’informazione e la trasmettono ad altri strati di neuroni nascosti ed infine ai neuroni di uscita. Nella Figura 2.1 viene rappresentato schematicamente il funzionamento interno di un neurone: il vettore $X \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ rappresenta il bagaglio informativo ricevuto e Y rappresenta l’output; W rappresenta un vettore moltiplicativo di peso che è caratteristico del neurone e b un offset anch’esso caratteristico del neurone. Viene calcolato il prodotto scalare del vettore di input e del vettore di pesi e questo risultato viene corretto per il valore di offset. La funzione di trasformazione f normalizza il risultato ottenuto. Il risultato viene trasmesso ai neuroni di uscita e, a seconda del valore ottenuto, il dato viene etichettato.

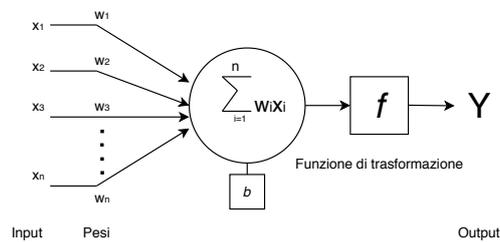


Figura 2.1. Artificial Neural Networks, modello di un neurone

Ad esempio, semplificando, una rete neuronale con lo scopo di classificare le classi animali, ricevendo il vettore di dati di un canarino: vola=‘yes’, depone le uova=‘yes’, ha sangue freddo=‘no’, dovrebbe classificare l’animale come ‘uccello’. Chiaramente questo all’inizio del training non avviene se non per caso in quanto il vettore di pesi e l’offset vengono assegnati arbitrariamente. Ma con l’ausilio del training set di dati di cui è noto il valore di output desiderato (quindi per i dati del canarino sappiamo di volere come output ‘uccello’), si procede alla costruzione della rete neurale: a seconda dell’output fornito dalla rete e dalla distanza fra questo e l’output desiderato si procede alla correzione dei valori dei pesi e dell’offset tramite un processo detto *backpropagation of the error*.

Apprendimento per rinforzo

Uno degli algoritmi più conosciuti che usa un tipo di apprendimento per rinforzo è il *Q-Learning*. Tale algoritmo è di particolare interesse in questa tesi poichè viene testato dai ricercatori come algoritmo di pricing con esiti interessanti che saranno esposti nella sezione 3.2. Per spiegare la logica generale di questo algoritmo bisogna introdurre il concetto di stato s e azione a . In un dato istante di tempo iniziale t ci si trova nello stato s_t , prima di passare al prossimo stato l’agente riceve una ricompensa r_t . Compiendo l’azione a si passa allo stato s_{t+1} e si ottiene un premio r_{t+1} (vedi fig. 2.2). L’obiettivo dell’algoritmo è di massimizzare le ricompense ricevute. Questi algoritmi, operando in un ambiente sconosciuto, devono imparare autonomamente quale azione compiere e per questo fondono le operazioni di *exploration*, quando provano azioni non ancora testate, ed *exploitation*, quando scelgono azioni conosciute che hanno resistito alti valori di ricompensa. Se r

rappresenta la ricompensa immediata che l'agente riceve e su cui si concentra nel breve periodo, esiste poi una funzione di valore che considera il lungo termine e guarda alla sommatoria delle ricompense opportunamente attualizzate, in questo modo si bilancia la scelta "opportunistica" del breve termine con quella più "equilibrata" sul lungo termine.

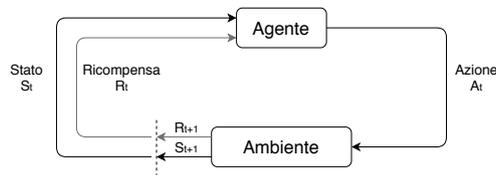


Figura 2.2. Funzionamento di un algoritmo con apprendimento per rinforzo

2.1.2 Generalità degli algoritmi di pricing

A livello pratico gli algoritmi possono essere utilizzati per raggiungere obiettivi di business molto differenti. Come prima cosa è bene distinguere tra due finalità complementari ma diverse per cui gli algoritmi vengono utilizzati a livello aziendale: la prima riguarda la gestione e ottimizzazione dei processi aziendali, attraverso l'uso di algoritmi di controllo, automazione, problem solving. In questo contesto l'algoritmo è un supporto nonchè un mezzo per impattare sui costi, sulla qualità, sul grado di innovazione; si parla recentemente di *algorithmic business* definito come l'uso industrializzato di algoritmi complessi e fondamentali per guidare le decisioni aziendali, migliorare l'automatizzazione e supportare la differenziazione competitiva¹⁴. La seconda gamma di algoritmi si concentra invece sul prezzo, forse la caratteristica più evidente di un bene, che impatta fortemente sul consumatore. Per essere più chiari, i primi algoritmi sono utili agli esperti di *ingegneria della qualità*, materia che comprende lo studio e miglioramento dei processi produttivi, nonchè organizzativi, la gestione degli scarti, delle insoddisfazioni dei clienti, lo studio e lo sviluppo di nuovi prodotti. In questo panorama il prezzo non è considerato, ma è interpretato come una conseguenza della qualità acquisita dal prodotto. I secondi, in modo opposto partono da un prodotto/servizio definito, e supportano le decisioni a livello tattico per la fissazione del prezzo più adatto per un certo tipo di cliente o mercato o intervallo di tempo, in modo da massimizzare i ricavi e impattare sui profitti. I prezzi, in questo contesto, derivano da scelte tattiche o anche operative di breve o medio termine e non strategiche perchè con decisioni strategiche si intendono quelle decisioni a lungo termine e spesso irreversibili che definiscono un certo tipo di business: come il mercato di riferimento o l'identificazione del *core product*. In realtà, anche per quanto concerne le decisioni strategiche e di lungo periodo si potrebbe considerare un'ulteriore gamma di algoritmi: solitamente in questi casi gli algoritmi elaborano enormi quantità di dati per realizzare previsioni di lungo periodo sul futuro del mercato e le sue evoluzioni. Sembra banale ma è bene ricordare che gli algoritmi, in generale, forniscono informazioni che possono essere alquanto utili ma devono

¹⁴Definizione di Gartner <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/algorithmic-business>

essere sempre lette come un output derivato da un certo input e da una certo tipo di elaborazione che possono fornire risposte interessanti, ma a volte fuorvianti se chi li interpreta non tiene conto che gli algoritmi stessi sono una visione della realtà e non la realtà stessa. Un esempio a lieto fine a tal proposito è il caso dell’azienda *Lego* che, sviata dagli output delle analisi dei big data sulle preferenze degli adolescenti e dei bambini, che rivelavano un atteggiamento più insopportabile delle nuove generazioni, la necessità di avere ricompense immediate e una minore pazienza, ha applicato strategie in linea con queste analisi ritrovandosi sull’orlo del fallimento. Solo grazie a un ragazzino di 11 anni, che nel corso di una ricerca etnografica svolta dall’azienda, ha dichiarato che il suo oggetto preferito erano un paio di vecchie scarpe sgualcite, che per lui rappresentavano la fatica e l’impegno per diventare un bravo skater, l’azienda ha realizzato che la gratificazione immediata suggerita dalle analisi doveva essere interpretata alla luce di una più ampia valutazione sociale. Da quel momento, Lego ha iniziato ad aumentare la difficoltà delle proprie costruzioni, introducendo mattoncini più piccoli e istruzioni più particolareggiate, tornando alla ribalta come il più grande costruttore di giocattoli¹⁵. Questo non significa che i dati analizzati o i metodi fossero errati ma solo che la loro lettura non può prescindere da una corretta interpretazione del contesto. Tornando alle tipologie di algoritmi, in questo lavoro si considerano essenzialmente gli algoritmi di fissazione dei prezzi, ovvero la seconda categoria citata. Tali algoritmi si occupano di stabilire quale sia il miglior prezzo da chiedere al consumatore effettuando discriminazioni in base a due parametri: le caratteristiche del consumatore e l’istante di tempo. In letteratura questi due tipi di discriminazioni, che nella realtà spesso convivono, sono detti rispettivamente algoritmi di *Personalized Pricing* e *Dynamic Pricing* [43].

Storia e diffusione degli algoritmi di pricing

I concetti ed i modelli matematici sottostanti al prezzo dinamico risalgono alla metà del XX secolo, mentre il loro studio è diventato mainstream negli anni ’80, per poi essere applicati tramite algoritmi allo stato embrionale negli anni ’90: chiaramente ciò è dovuto ad un aumentato interesse per la materia e soprattutto allo sviluppo di un ecosistema che permettesse alla tecnologia della fissazione dinamica dei prezzi di lavorare in modo efficiente; quindi in conseguenza allo sviluppo del retail online e al raffinamento delle tecniche di raccolta ed elaborazione di quantità di dati senza precedenti. Si pensi che in una ricerca effettuata nel 2018 dall’Agenzia governativa, Competition and Markets Authority, si sostiene che il 90% dei dati digitali nel mondo odierno è stato creato negli ultimi due anni precedenti la ricerca, e si prevede che le entrate per big data e analisi aziendale cresceranno da 130 miliardi di dollari nel 2016 a oltre 200 miliardi di dollari nel 2020 [11]. Ad oggi nel mondo online questa tecnologia è stata mantenuta e amplificata nei mercati in cui già storicamente questo approccio non era una chimera, quindi nel mercato della benzina o dell’energia elettrica, così come nella vendita di servizi finanziari e assicurativi, inoltre è stata introdotta in settori nuovi come le vendite al dettaglio e i negozi di alimentari. A proposito di retail, il colosso *Amazon* nel dicembre 2013 ha implementato più di 2,5 milioni

¹⁵<https://it.businessinsider.com/come-un-vecchio-paio-di-adidas-ha-salvato-la-lego-e-lera-degli-small-data/>

di variazioni di prezzo ogni giorno, un aumento di 10 volte rispetto al numero di variazioni di prezzo nel dicembre 2012 [11]. Non è possibile datare con esattezza l'introduzione degli algoritmi di fissazione dei prezzi, invece è riconosciuto un particolare caso antitrust come il primo che consideri un sistema automatico come pedina per giungere a esiti collusivi: il caso risale al 1994 e vede sotto accusa l'*Airline Tariff Publishing Company*, ATPCO, un'azienda che si occupa di tariffe aeree tramite la collezione, l'elaborazione e la distribuzione di dati utili ai consumatori, e sette compagnie aeree. ATPCO all'epoca aveva sviluppato un avanzato software che permetteva di elaborare grandi quantità di dati sulle compagnie aeree aderenti, per renderle poi fruibili sia ai consumatori, sia alle compagnie aeree stesse. Tramite questo software le compagnie iniziarono a scambiare velati messaggi alle altre compagnie per coordinare l'aumento dei prezzi [13]. A tal proposito venivano emesse nuove tariffe maggiorate implementate per biglietti non ancora acquistabili ma acquistabili a partire da una certa data futura indicata. In tal modo le altre compagnie potevano coordinarsi per maggiorare le proprie tariffe a partire dalla data segnalata¹⁶. In questo caso l'algoritmo e il sistema non sono impattanti a livello dell'accusa mossa, che tratta di un'intesa orizzontale, ma come intermediario della trattativa, a sottolineare uno dei primordiali inconvenienti che la tecnologia comporta a livello di competitività. Tornando alla diffusione degli algoritmi, se in alcune circostanze si può ragionevolmente pensare che le tecnologie siano proprietarie, in altri casi, come per le imprese di piccole dimensioni, si sta facilitando e promuovendo l'accesso a sistemi di fissazione dei prezzi offrendo soluzioni *out of the box* su un mercato recente capitanato da aziende quali Google, Amazon e Microsoft, con un conseguente aumento della base di beneficiari di tali sistemi. A seconda del caso d'uso, questi algoritmi possono essere molto semplici e appartenere alla prima generazione di algoritmi *adattativi*, oppure svolgere attività più complicate e appartenere alla seconda generazione di algoritmi *di apprendimento*, che sono stati definiti nel paragrafo 2.1.1. In modo analogo si parla anche di distinzione tra algoritmi *weak AI* e *strong AI*¹⁷. Algoritmi *weak AI* sono sviluppati per svolgere compiti precisi determinati a priori, sia gli obiettivi che le modalità attraverso cui questi vengono perseguiti sono chiaramente determinati in fase di sviluppo. Ad oggi questi algoritmi sono diffusi in quantità estremamente maggiori rispetto agli algoritmi *strong AI*. Questi ultimi sono quelli in grado di prendere decisioni autonomamente imparando dall'esperienza come è stato spiegato nella sezione 2.1.1 ma ad oggi non vi sono evidenze del loro uso sul mercato. Una via di mezzo tra queste due realtà è poco usata e prevede la definizione di compiti precisi senza indicazioni definitive su come operare. Per quanto riguarda i numeri della reale diffusione si stima che oltre il 5% degli e-commerce italiani utilizzi il dynamic pricing e seconda una ricerca condotta dall'azienda *Competitoor*, l'1% dei domini analizzati cambia, per ogni prodotto esposto, un prezzo ogni due giorni¹⁸. Nella stessa ricerca si sostiene che in termini di performance "...chi utilizza i prezzi dinamici, può fatturare fino al 20% in più rispetto ad una gestione manuale dei prezzi e raggiungere margini di guadagno migliori del 6%-8%". Bisogna però notare che l'Italia non sia in questi termini un modello rappresentativo di quelle che possiamo considerare

¹⁶FINAL JUDGMENT : U.S. V. AIRLINE TARIFF PUBLISHING COMPANY, ET AL. Civil Action No.: 92 2854

¹⁷<https://dynamitick.com/2019/02/14/intelligenza-artificiale/>

¹⁸<https://competitoor.com/it/dynamic-pricing/>

come realtà economiche parimenti sviluppate, infatti, rispetto alla totalità dell'Europa, in Italia risiede solo il 3% degli e-commerce, trascurabile se paragonato alla sola città di Londra che ne ospita il 30%. A livello di sviluppo e uso degli algoritmi di pricing si può quindi ipotizzare che in Italia i livelli siano molto inferiori rispetto alla media e, a sostegno di questa ipotesi, si può anche considerare la struttura produttiva italiana che risulta molto singolare: il 79,5% delle imprese italiane sono micro imprese con un massimo di 10 addetti, il 18,2% è una piccola impresa con meno di 50 addetti mentre le medie e grandi imprese rappresentano il 2,3%¹⁹. La percentuale di micro e piccole imprese è nettamente superiore rispetto agli altri paesi europei e questo rappresenta una limitazione in termini di velocità di espansione degli algoritmi di pricing. Se infatti questi possono essere usati, a livello teorico, da qualsiasi impresa di qualsiasi dimensione resta pur vero che l'investimento in termini economici e in termini di impegno necessario per l'adozione di queste nuove tecnologie è meno allettante e forse anche meno promettente per una microimpresa. In tale scenario si aggiunge un'altra caratteristica tipicamente italiana che riguarda la gestione e l'orientamento strategico delle imprese: si tratta della presenza consistente di imprese controllate da una persona fisica o una famiglia, caratteristica inversamente proporzionale alle dimensioni dell'azienda. L'assenza di figure manageriali professioniste e le difficoltà del passaggio generazionale di tali imprese, che vedono spesso negli eredi dei successori inadeguati, influiscono negativamente sull'attenzione di tali imprese nei confronti del benessere dell'azienda, che nel caso in esame è rappresentato dallo sviluppo di algoritmi di prezzo. E ancora, in termini di commercio online, ambiente sicuramente più favorevole per l'uso degli algoritmi di prezzo, l'Italia è partita a rilento, anche se ad oggi con tassi di crescita notevoli tali da sostenere che questa circostanza possa diventare via via meno impattante.

Perchè gli algoritmi di pricing aiutano le imprese

Nella pratica però, perchè gli algoritmi di prezzo sono così vitali per il supporto del business e ottenere successo sul mercato? Che le discriminazioni di prezzo, intertemporali e in base al cliente, siano una fonte di profitti per l'azienda è già stato spiegato nel capitolo 1.2.3 perchè se così non fosse non sarebbero neanche prese in considerazione, ma l'apporto positivo di una gestione algoritmica piuttosto che manuale è in primis dovuto alle capacità superiori degli algoritmi di immagazzinare informazioni e creare sapere. *Scientia potentia est*: sapere è potere. Il sapere, quindi la conoscenza, è l'arma vincente, si può dire in qualsiasi ambito, per ottenere risultati buoni, durevoli e ragionevoli. Nell'ambito di nostro interesse la conoscenza si estrapola essenzialmente da dati reali raccolti quotidianamente. Dati di qualsiasi genere vengono al giorno d'oggi raccolti per essere elaborati dagli algoritmi di pricing:

- i costi dell'impresa (produzione, distribuzione, stoccaggio, vendita)
- i dati storici dell'impresa relativi ai prezzi, ai profitti e ai redditi
- i prezzi dei concorrenti

¹⁹ dati Istat, censimento imprese italiane svolto nel 2019 <https://www.istat.it/it/files/2020/02/Report-primi-risultati-censimento-imprese.pdf>

- le informazioni personali del consumatore
- le informazioni di mercato (domanda e offerta)
- le informazioni sui concorrenti
- i dati ambientali e metereologici

Tanto per cominciare per la raccolta di questi dati è necessario l'uso di algoritmi, e non solo per la quantità ma anche per la varietà delle tipologie di dato; una volta acquisiti, i dati non hanno di per sé un valore spendibile, lo acquisiscono solo dopo l'intervento di altri appositi strumenti di analisi studiati per estrapolare conoscenza utile in ottica del business, ovvero altri algoritmi. Non è possibile pensare di svolgere tali operazioni senza il supporto di questi strumenti, sia per la quantità di dati raccolti sia per la difficoltà computazionale che deriva dalla loro analisi. Inoltre una difficoltà che gli algoritmi superano a tal punto da trasformarla in opportunità è la velocità di osservazione e di azione. Queste caratteristiche vengono approfondite nel paragrafo 2.2.1. Per quanto riguarda gli algoritmi di personalized pricing c'è da aggiungere che questi possono abbattere i costi che l'impresa deve sostenere per effettuare le segmentazioni di mercato.

Dal punto di vista della gestione aziendale, gli algoritmi di fissazione dinamica del prezzo vanno ad agire su una delle cosiddette *4P* del marketing mix, ovvero i quattro fattori fondamentali della strategia di marketing: *Product*, *Promotion*, *Place* e ovviamente *Price*. La combinazione di queste leve di marketing determinano il grado di soddisfazione del consumatore e il raggiungimento degli obiettivi di mercato. Il prezzo, tra questa, è la leva più facilmente manipolabile e flessibile. Infatti il prodotto, ovvero la scelta della qualità e delle caratteristiche di esso è una scelta che prevede fasi di indagini e progettazione piuttosto lunghe, la promozione del prodotto è anche essa l'esito di ricerche e analisi complesse e infine la scelta dei canali distributivi è forse la determinante più difficilmente manipolabile nel breve termine. Inoltre il prezzo ha un impatto notevole nel rapporto tra l'azienda e i potenziali clienti, con effetti non solo sul vincolo di bilancio degli stessi, ma anche psicologici. Per esempio possiamo citare la tattica dell'*odd-even price*, secondo cui il cliente, che per definizione preferisce risparmiare quando possibile, si lascia influenzare dalle prime cifre del prezzo e trascura le ultime, motivo per cui in un prezzo di 1743,99\$ l'informazione sulle migliaia e centinaia rappresenta un'informazione rilevante e man mano che la rilevanza per il cliente decresce è conveniente per il venditore fissare quelle cifre pari a 9. Inoltre questa tattica è più efficace in quei casi in cui si vuole comunicare convenienza, mentre per i prodotti in cui si vuole porre l'accento sull'alta qualità è più comune che essi finiscano con cifre come 0 o 5²⁰.

In contrasto con la facilità con cui è possibile variare il prezzo, vi è la difficoltà di comprendere tutte le conseguenze che un dato livello di prezzo piuttosto che un altro genera. Se praticare un prezzo inferiore di qualche punto percentuale rispetto al prezzo che si potrebbe chiedere può sembrare un'eventualità positiva per il consumatore e poco impattante per l'azienda si commetterebbe un errore di valutazione in quanto anche la minima variazione di prezzo può avere impatti decisivi sui profitti tanto più è alta l'elasticità della

²⁰<https://www.lokad.com/it/definizione-odd-even-pricing>

domanda. Infatti, il prezzo ha impatto non solo sui ricavi ma anche sui volumi di vendita, i volumi di vendita hanno impatto sui costi variabili di produzione e quindi sul margine operativo. Di tale preoccupazione si occupa la branca della gestione aziendale detta *Revenue Management* disciplina molto ampia che si focalizza sull’ottimizzazione dei profitti attraverso riduzione dei costi, saturazione della capacità e massimizzazione del fatturato con la discrezionalità di determinare cosa vendere, a chi, quando e a quale prezzo. Questa pratica nasce nell’ambito del trasporto aereo e dell’ospitalità alberghiera, contesti caratterizzati da alti costi fissi, modesti costi variabili e capacità fissa a fronte di una domanda molto variabile. Pratiche affini al Revenue Management sono il Profit Management, il Demand Management, la Profit Optimization, la Capacity Control, tutte ramificazioni quasi identiche dello stesso concetto che prende in considerazione con pesi diversi tutte le leve decisionali per decidere i parametri di vendita. La gestione del prezzo si muove quindi in un ecosistema delicato che influisce su molti aspetti del successo di un’impresa e questa è sicuramente una motivazione forte per l’uso di algoritmi di pricing, anche in tutti quegli ambiti dove fin’ora il loro uso non era manifestamente ovvio. A tal proposito una ricerca svolta sul marketplace di Amazon²¹ analizzando la cronologia dei prezzi dei 1.641 prodotti più venduti ha valutato che circa 500 venditori²² usassero algoritmi di prezzo dinamico e questi stessi venditori avessero ricevuto più feedback e avessero vinto la Buy Box²³ più frequentemente rispetto agli altri, con volumi di vendita più elevati e maggiori guadagni. Questi stessi venditori hanno dichiarato che avere un algoritmo di gestione dei prezzi è inevitabile per gestire la vendita di un numero elevato di prodotti e rimanere competitivi.

2.2 Implicazioni reali dell’uso degli algoritmi di pricing sul mercato

In questa sezione si entra nel dettaglio di quello che gli algoritmi sono, fanno e comportano. Verranno riportati alcuni esempi pratici di algoritmi di pricing che operano sul mercato, alcuni dei quali hanno avuto anche conseguenze di carattere legale. In letteratura gli algoritmi vengono suddivisi con criteri diversi: in questo lavoro viene riportata una prima suddivisione che mette in luce le attività principali compiute dagli algoritmi e una suddivisione più sofisticata che invece si focalizza su come questi vengono usati nel mercato reale.

²¹8 Chen et al. (2016), “An Empirical Analysis of Algorithmic Pricing on Amazon Marketplace”, Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web, pp1339-1349.

²²il totale dei venditori che competono per la vendita dei 1.641 prodotti analizzati può essere approssimato a 30.000 [11]

²³è la sezione della pagina di un prodotto in cui i clienti possono aggiungere articoli al carrello o effettuare un acquisto con un solo click

2.2.1 Le principali attività degli algoritmi di pricing

Al fine di discernere le mansioni che gli algoritmi sono chiamati a svolgere viene riportato un esempio di algoritmo di pricing molto semplice ed autoesplicativo; tale algoritmo è quello che ha generato il famoso caso del libro *“The Making of a Fly”*. Questo libro, che tratta di genetica e biologia animale, generalmente venduto ad un prezzo inferiore ai 100 dollari, è stato messo in vendita per un prezzo di 23,7 milioni di dollari a causa dell’interazione fra due algoritmi di due competitor: l’algoritmo del primo fissava il prezzo del suddetto libro leggermente inferiore al prezzo effettuato dal competitor per lo stesso libro, precisamente fissava un prezzo che fosse 0.9983 volte quello del competitor. Il secondo algoritmo era invece programmato per fissare il prezzo del libro come 1.27059 volte quello del competitor. E’ chiaro che successive modifiche del prezzo effettuate secondo il criterio appena descritto portano inesorabilmente e una crescita del prezzo continua [30, 40]. La crescita è stata poi interrotta manualmente quando i prezzi hanno raggiunto livelli ridicolmente alti e i venditori si sono accorti del prezzo anomalo. I coefficienti sono stati ricavati a ritroso analizzando l’evoluzione dei prezzi nel periodo di interesse e si suppone che probabilmente il venditore che voleva fissare il prezzo più basso possedesse il libro e cercasse di operare un leggero undercutting per risultare più competitivo, mentre l’altro venditore non possedesse il libro e dovesse quindi chiedere un prezzo superiore per ammortizzare poi il costo per procurarselo; un’altra interpretazione sul motivo per cui il secondo venditore attuasse un prezzo maggiorato è stato anche imputato ai numerosi feedback positivi del venditore che avrebbero potuto giustificare un premio²⁴. Questi due algoritmi, sebbene apparentemente semplici mettono in luce due attività fondamentali che caratterizzano gli algoritmi di pricing: il *monitoraggio* e la *reattività*²⁵. Le altre due attività sono invece la segnalazione e l’apprendimento: per la prima non ci sono casi di studio reali da presentare, mentre la seconda è una costante degli algoritmi di pricing più avanzati come si è spiegato nelle sezioni precedenti.

Monitoraggio

Tale attività consiste essenzialmente nel monitorare il comportamento del mercato. Questo si declina nel monitorare i concorrenti, l’andamento della domanda e l’andamento dell’offerta. In questo modo si migliorano le proprie conoscenze e diminuisce il gap informativo che intercorre naturalmente tra la realtà e le percezioni di un’impresa. In sostanza si raccolgono dati utili alle valutazioni dell’impresa; questo accade in tempi recenti tramite il *web scraping*, un insieme di tecniche che simulano l’attività umana nella navigazione del web in grado di apprendere dati e conoscenza per una successiva elaborazione e valutazione, ma è sempre avvenuto anche fuori dai mercati digitali. L’attività di monitoraggio può essere particolarmente difficile e costosa: sia per la raccolta dei dati in sé, sia per quanto riguarda l’archiviazione e l’interpretazione dei dati raccolti. Tale caratteristica rappresenta una barriera in termini di capacità economica e tecnologica ed è fortemente caratterizzata da economie di scala, di scopo e soprattutto di apprendimento. Tali caratteristiche si accentuano tanto più i dati sono sofisticati e di difficile accesso: se infatti alcuni dati, come

²⁴<http://www.michaeleisen.org/blog/?p=358>

²⁵<https://www.iusinitinere.it/algoritmi-di-prezzo-strategia-collusiva-nellera-digitale-10944>

l'età dei clienti, sono facili da ottenere e hanno valore permanente, altri tipi di dato hanno costi di accesso molto più alti e soprattutto hanno una rilevanza nel tempo che può essere molto breve, si pensi alle informazioni in tempo reale sulla posizione di un cliente [35]. E' ovvio che tale attività è diffusa e facilitata enormemente nei mercati online in cui il monitoraggio attraverso la raccolta di dati come il prezzo è agevolata dal fatto che questi sono resi pubblici, ma a complicare il panorama si aggiunge il fatto che per molti nuovi business online sono proprio i dati l'input e il motore principale per la sopravvivenza. Se infatti il monitoraggio come attività è un'opportunità per quasi tutte le imprese, il suo impatto è tanto più forte quanto più i dati sono importanti per il modello di business. Attraverso il monitoraggio si possono valutare in modo veloce eventuali variazioni nei comportamenti dei competitors ed eventualmente le deviazioni dal rapporto collusivo.

Reattività

Seconda caratteristica chiave degli algoritmi di pricing è la reattività, ovvero la capacità di reagire e adattarsi a diverse condizioni di mercato e cambiamenti di cui si è venuti a conoscenza tramite il monitoraggio. Una delle difficoltà nel mantenere un cartello in un mercato altamente dinamico deriva dal fatto che i continui cambiamenti della domanda e dell'offerta richiedono frequenti adeguamenti ai prezzi, alla produzione e ad altri fattori commerciali: la reattività è quella che rende l'algoritmo dinamico e agente, in quanto la scelta vera e propria di come comportarsi viene delegata a lui. Automatizzare i processi decisionali a seconda dei dati acquisiti non è di per sé negativo, anzi, cambiare i prezzi in base alla concorrenza è fisiologico e non implica un comportamento scorretto o punibile [13]. Allo stesso tempo, però, automatizzarli tramite algoritmi può generare una sorta di *parallelismo consapevole* tra le imprese che interfacciandosi sullo stesso mercato vedono l'evolversi dei prezzi in tempo reale e possono reagire simultaneamente allo stesso modo. Il parallelismo consente alle imprese di ridurre i rischi legati all'identificazione delle parti di un ipotetico cartello e interagire con loro, superando le classiche procedure di negoziazione e portando a esiti anticoncorrenziali. Questa condizione è tanto più realistica quanto più gli algoritmi dei concorrenti si assomigliano. Se per ipotesi diverse imprese decidessero di utilizzare lo stesso algoritmo, questo permetterebbe loro di raggiungere un equilibrio sopracompetitivo e inoltre, grazie alla velocità di reazione degli algoritmi, di punire immediatamente e rendere non profittevoli le deviazioni dal rapporto collusivo, rafforzando il cartello. Sebbene la condivisione volontaria dello stesso algoritmo di pricing tra due o più imprese sia una chiara violazione delle regole antitrust, il fatto che le imprese utilizzino lo stesso algoritmo non è un'eventualità così remota come si potrebbe pensare. Infatti, anche se è difficile che due imprese autonomamente seguano la stessa linea per la programmazione, è comune che queste si affidino a imprese esterne che si occupano proprio di implementare soluzioni e fornire algoritmi di pricing: imprese diverse, rivolgendosi allo stesso fornitore, potrebbero avere algoritmi simili anche inconsapevolmente.

Segnalazione

Terza caratteristica degli algoritmi è la possibilità di usarli per comunicare e segnalare intenzioni al mercato. Questa caratteristica è centrale nella teoria di Bruno Salcedo, sezione 3.2, che vede nella segnalazione il primo passo per giungere a esiti collusivi. In un mercato

altamente eterogeneo dove le aziende differiscono tra loro per dimensioni, strategie aziendali e prodotti offerti, la collusione tacita può essere piuttosto complicata da sostenere. Al fine di evitare comunicazioni esplicite, le aziende possono tentare di farlo rivelando l'intenzione di colludere e coordinare strategie cooperative più complesse attraverso segnalazioni e annunci unilaterali sui prezzi. Se un'impresa alza il prezzo in aspettativa che i suoi concorrenti facciano lo stesso il comportamento dell'azienda può essere considerato come l'offerta di un contratto unilaterale se viene accettato dai competitors. A tal proposito le autorità devono costantemente vigilare sull'andamento del mercato in modo da non tralasciare eventuali accordi avvenuti tramite segnalazione e divulgazione di informazioni aziendali. Senza l'ausilio degli algoritmi, per segnalare la volontà di aumentare i prezzi senza incorrere in espliciti accordi, le imprese dovevano alzare i prezzi per un periodo di tempo abbastanza lungo in modo da permettere alle altre di ricevere la segnalazione e allinearsi, rischiando però la perdita di clienti. La segnalazione consisteva quindi in un costo da sopportare e non dava garanzie sul fatto che gli altri avrebbero effettivamente seguito le istruzioni, permettendole di rientrare delle perdite. Tale aspetto potrebbe scoraggiare l'intenzione di effettuare una segnalazione tanto da evitarne l'attuazione. Con gli algoritmi la segnalazione diventa più economica oltre che agevole, e può consistere per esempio nell'aumento dei prezzi, di notte, in modo da non impattare sulle vendite ma semplicemente per far registrare all'algoritmo della concorrenza questa variazione. La pratica può essere particolarmente efficiente in un mercato in cui è presente un leader che viene imitato dagli altri competitors: se il leader si accorge di ciò probabilmente le sue scelte si trasformeranno in un risultato collusivo molto facilmente. La segnalazione, sebbene molto pericolosa in potenza, necessita però della partecipazione dei programmatori, managers e addetti che lavorano dietro le quinte degli algoritmi. Infatti, affinché la segnalazione sia efficace, questa deve essere colta, e qui richiamiamo l'attività di monitoraggio, e deve essere preparata una risposta ottimale che a volte non è quella che l'algoritmo avrebbe dato se lasciato agire autonomamente. La segnalazione funziona tanto meglio in quei mercati dove è possibile un buon monitoraggio e si è inclini all'imitazione dei competitors. Inoltre la segnalazione può comprendere anche la divulgazione di dati e informazioni riservate con l'intento di suscitare un comportamento collusivo. Tale pratica è stata oggetto del caso sulle compagnie aeree descritta nel paragrafo 2.1.2 e di molti altri casi passati alle cronache²⁶ precedenti l'introduzione degli algoritmi di pricing.

Apprendimento

L'attività di apprendimento è la più innovativa e futuristica. Tramite il processo di apprendimento l'algoritmo dovrebbe imparare a muoversi nell'ambiente circostante ed acquisire una capacità di discernimento che si ispira a quella umana. Apprendendo, l'algoritmo diventa più sofisticato e più intelligente, di conseguenza è possibile delegargli potere decisionale maggiore. Adattandosi costantemente alle decisioni prese da altri operatori di

²⁶Si pensi al caso di asta ascendente simultanea tenutosi in Germania nel 1999 per la vendita di 10 blocchi di frequenze in cui c'era l'obbligo di proporre un prezzo maggiorato del 10% rispetto all'offerta precedente. La prima offerta di Mannesman fu di 18.18 milioni di marchi tedeschi per Mhz sui blocchi 1-5 e 20 milioni di marchi per Mhz sui blocchi 6-10. L'altra parte colse la segnalazione della prima e offrì relativamente ai blocchi 1-5 20 milioni (<http://guidovicino.com/writes/umtsauctions.pdf>).

mercato, gli algoritmi con questa caratteristica sono in grado di stabilire accordi senza alcun intervento umano necessario: con riferimento alla sezione 3.2 anticipiamo che tale caratteristica permetterebbe, secondo la ricerca, di giungere ad un equilibrio collusivo senza necessità che gli algoritmi siano programmati per farlo, e metterebbe quindi a dura prova le autorità antitrust nel risolvere la situazione. Allo stato attuale, è difficile verificare se gli algoritmi con questa caratteristica stanno già portando a esiti collusivi nei mercati: affidando infatti al reinforcement learning le decisioni aziendali, non solo si evita qualsiasi tipo di comunicazione esplicita, ma si rende anche di fatto meno utile l’attività di segnalazione che in qualche modo avrebbe potuto facilitare le indagini antitrust. Inoltre tali algoritmi, risultando blackbox, potrebbero sollevare le imprese dalle loro responsabilità, dato che il processo decisionale non è comprensibile e non è possibile fare reverse engineering. Tale caratteristica sarà centrale nel capitolo 3.

2.2.2 Gli impieghi degli algoritmi di pricing

La seconda divisione che si ritrova nella letteratura sugli algoritmi di pricing [45, 15], riguarda invece il gli scenari e i modi con cui tali algoritmi possono essere utilizzati con finalità collusive. Il primo caso è detto *messenger*, il secondo *hub and spoke*, il terzo *predictable agent*, il quarto *digital eye*. Gli scenari evolvono dal più semplice e realistico, sia per le modalità sia per il tipo di attività svolte dall’algoritmo, per il quale vengono riportati casi antitrust veri e propri, fino all’ultimo scenario, più impressionante, ma meno realistico. Tale suddivisione è stata anche ripresa nei documenti sottoposti alla Commissione Europea [36].

Messenger

Il primo caso, detto *messenger* è il più lontano concettualmente da ciò che riguarda l’intelligenza e la capacità degli algoritmi. In questo caso infatti l’algoritmo è solo un mezzo per raggiungere scopi già predeterminati, è l’attuazione di intenzioni umane che sono nate al di fuori dell’ambiente algoritmico: è presente sia il concetto di intento sia quello di accordo collusivo, passibili di condanne legali. Nel caso pratico, la tipica situazione che ricade in questo scenario vede due o più imprese che manifestano, con mezzi tradizionali, l’intenzione di colludere, e poi usano gli algoritmi per implementare l’intesa. E’ chiaro quindi che in questo caso l’intelligenza algoritmica non è la chiave di lettura, bensì solo una delle possibili strade per giungere ad uno stato collusivo. L’algoritmo, poi, si rende un mezzo idoneo a questo scopo perchè permette di creare, monitorare e controllare l’accordo a livello pratico: nonostante questo, l’atto illegale non è nella fase algoritmica ma nelle intenzioni e nell’intesa definita a priori. Rientra in questo scenario il caso Antitrust²⁷ che riguarda i poster venduti su Amazon Marketplace tra il settembre 2013 e il gennaio 2014 e che risulta essere l’unico vero caso in cui un algoritmo di pricing compare tra i temi di un’istruttoria conclusasi in condanna. Tale caso riguarda due competitors che si sono accordati per fissare i prezzi di alcuni poster in vendita su Amazon: Amazon fornisce i risultati di ricerca per una determinata query in un ordine che dipende da molti fattori

²⁷ Plea Agreement: UNITED STATES OF AMERICA v. DAVID TOPKINS, Defendant. No. CR 15-00201 WHO Violation: Price Fixing, 15 U.S.C. § 1

tra i quali sicuramente spicca il prezzo; uno dei cospiratori ha utilizzato un algoritmo per trovare il prezzo più basso offerto sulla piattaforma per un determinato poster, una volta trovato fissava il prezzo del suo annuncio a un prezzo leggermente inferiore del prezzo minore, l'altro cospiratore ha invece programmato il suo algoritmo per fissare il prezzo identico a quello del complice. In questo modo i due riuscivano a scalare l'ordine di apparizione delle ricerche su Amazon in modo da aumentare le probabilità di vendita a discapito degli altri competitors [13]. Si può dire che essi, conoscendo i parametri impattanti sull'ordine di comparizione degli annunci, cercavano di sfruttare a loro favore la search discrimination implementata da Amazon. Nel caso Antitrust viene riportato che tra i venditori di posters nel periodo in esame è stato stipulato un accordo che prevedeva “fix, increase, maintain, and stabilize prices”²⁸ e inoltre “agreed to adopt specific pricing algorithms for the sale of the agreed upon posters with the goal of coordinating changes to their respective prices”²⁹. Per quanto riguarda il primo punto, sicuramente la fissazione del prezzo presuppone un accordo e quindi un atteggiamento passibile di condanna, mentre l'aumento e la stabilizzazione dei prezzi sono delle eventualità solo prefigurate, come probabile finalità ultima dei cospiratori, in quanto, in realtà, i prezzi dei poster venivano fissati inferiori a quelli dei competitors. Quindi al massimo tale pratica avrebbe generato in un primo momento una diminuzione generale dei livelli di prezzo. In un secondo momento, invece, l'accordo si sarebbe potuto espandere e coinvolgere altri competitori con un esito anticoncorrenziale sul mercato. Ad oggi con le fonti disponibili non è del tutto chiaro l'esito che l'accordo ha avuto sul mercato in termini di livello dei prezzi e alterazione della competitività. Mentre la seconda accusa di accordo e intenzionalità di coordinarsi, seppure attraverso un mezzo nuovo per l'epoca, è stata ritenuta come una irragionevole limitazione del commercio in violazione con lo Sherman Act Sez. 1 e come vero fulcro del problema³⁰.

Hub and Spoke

Hub and Spoke è un termine usato in molti ambiti diversi, che riprende la fattura della ruota della bicicletta in cui l'hub è il centro e gli spokes sono i raggi. Per esempio ci si riferisce così alla rete di tratte aeree che vedono nell'hub un aeroporto centrale in cui vengono convogliati la maggior parte dei voli e vari spokes che come dei raggi collegano l'hub a punti di secondaria importanza³¹. In sostanza troviamo quindi un nodo centrale di livello “superiore” che è collegato a tutti gli altri che si trovano invece allo stesso livello. In termini economici questa situazione si manifesta quando a livello centralizzato viene orchestrato un determinato ordine a livello dei raggi: questa condizione ricorda la sezione 1.2.2 relativamente alla parte delle intese verticali, per esempio quando ci si riferiva ad un fornitore che impone un dato prezzo di rivendita ai commercianti al dettaglio. Tale condizione è realizzabile anche quando si considerano i modelli di business delle piattaforme,

²⁸vedi nota 27

²⁹vedi nota 27

³⁰ Information: UNITED STATES OF AMERICA v. DAVID TOPKINS, Defendant. No. CR 15-00201 WHO Violation: Price Fixing, 15 U.S.C. § 1

³¹ad esempio in Italia possiamo considerare aeroporti hub *Milano Malpensa* e *Roma Fiumicino*, che sono il polo di arrivo e partenza delle tratte internazionali e nazionali

in cui la piattaforma stessa è l'hub mentre coloro che la usano, tipicamente per vendere i loro prodotti o servizi, sono gli spokes. L'ordine orchestrato può riguardare prezzi, metodi di vendita, capacità del personale, ambienti di vendita strutturati in un determinato modo e così via. Nel modello Hub and Spoke si rimuove il concetto di accordo ma permane quello di intento collusivo. Sul lato algoritmico il modello Hub and Spoke prevede che a livello hub venga stabilito un algoritmo che viene poi fatto adottare agli spokes: in questo caso *Uber* è l'esempio più dibattuto. *Uber* è la più famosa piattaforma di *sharing economy* e fornisce un servizio di trasporto privato mettendo in contatto diretto passeggeri e autisti. Senza entrare nel dettaglio che sarà analizzato successivamente, vedi sezione 4.1.1, *Uber* in qualità di hub impone ai propri spokes, ovvero gli autisti, un algoritmo per calcolare il prezzo della corsa dal quale gli autisti non si possono sottrarre. Il pagamento è mediato direttamente da *Uber* che si riserva di trattenere una percentuale e accreditare poi il resto al driver. La dinamica di *Uber* è diventata un caso antitrust con l'accusa di *price fixing* nei confronti della piattaforma: l'algoritmo infatti gestisce in assoluta libertà i prezzi degli autisti e non permette loro di modificarli e abbassarli; di fatto la condizione che si viene a creare è un *cartello*, che stabilisce una sorta di patto al quale gli autisti aderiscono obbligatoriamente, dal quale non possono deviare, e che può quindi fissare prezzi anticompetitivi. Tutto questo non sarebbe diventato un caso internazionale se *Uber* fosse stata un'impresa marginale in un mercato poco concentrato, al contrario *Uber* è diventato un colosso in un mercato oligopolistico che vede scontrarsi essenzialmente pochissimi concorrenti.

Predictable Agent

In questo terzo scenario, sempre più elaborato rispetto ai precedenti, gli algoritmi sono scelti unilateralmente dai concorrenti senza obiettivi collusivi. Vengono implementati con l'obiettivo di massimizzazione dei ricavi, con la capacità di reagire alle condizioni del mercato in modo autonomo e intelligente. In questo scenario non ci sono veri e propri comportamenti scorretti identificabili, come ci sono invece nei casi precedenti: non è presente né l'accordo collusivo né l'intento; semplicemente le imprese implementano gli algoritmi cercando di prevedere come verranno sviluppati quelli delle altre imprese, in modo da renderli sempre più efficaci nel loro fine. In questo caso l'aumento dei prezzi e un risultato anticompetitivo del mercato non sono dovuti a una collusione esplicita ma a collusione tacita. Tale condizione è centrale negli esperimenti di cui si discuterà approfonditamente nella sezione 3.2 dove vengono riportati i risultati dei ricercatori che cercano di indagare se uno scenario del genere sia realistico. Sicuramente, anche se non è ancora realtà date le informazioni possedute, le imprese stanno provando ad andare in questa direzione e realizzare un algoritmo con tali capacità: un esempio che può ricadere in questo scenario è il caso di *Airbnb* [15] e il suo sofisticato algoritmo di determinazione del prezzo ottimale degli annunci inseriti dagli *host* che verrà analizzato in seguito nella sezione 4.1.2.

Digital Eye

L'ultimo scenario è il meno realistico e più apocalittico dei quattro: per raggiungere tale scenario gli algoritmi dovrebbero evolversi notevolmente. Essi dovrebbero essere in grado di sperimentare, sbagliare, apprendere dagli errori e infine giocare strategicamente le strategie ottimali con capacità nettamente superiori allo scenario Predictable Agent. Gli sviluppatori

non conoscono quale potrebbe essere l'esito che verrà prodotto dall'uso di un algoritmo di questo tipo, semplicemente ci si affida a lui: è chiaro che affinché questo succeda l'algoritmo deve avere un'intelligenza molto superiore rispetto a quella che ha oggi. Ci si immagina che in futuro gli algoritmi potrebbero essere così intelligenti da trovare da soli strategie funzionanti per aumentare la trasparenza del mercato, inviare segnalazioni comprensibili agli altri algoritmi e sostenere un parallelismo consapevole: in questo scenario il mercato globale sarebbe interamente interconnesso e conosciuto agli algoritmi e in ogni mercato si instaurerebbero equilibri collusi stabili volti alla massimizzazione del profitto delle imprese. Tali algoritmi sarebbero il risultato del processo evolutivo della tecnologia che coinvolge tecniche di autoapprendimento ed esecuzione indipendente ad un livello sofisticato che ad oggi appare al più eccessivo, ma ad altri potrebbe apparire visionario. Inoltre una situazione di questo genere pone una sfida a livello legale non banale, dato che sfugge totalmente ai comuni divieti e alla comune percezione di quelle che sono le dinamiche di mercato.

Capitolo 3

Le implicazioni degli algoritmi di pricing

Dopo aver descritto le caratteristiche e il funzionamento degli algoritmi di pricing, in questo capitolo si affrontano alcune delle maggiori problematiche sollevate dagli algoritmi: a tal proposito si riportano riflessioni sul loro impatto, un estratto della letteratura che si occupa dei più recenti sviluppi degli algoritmi di dynamic pricing, approfondendo il rischio di collusione, e infine si riportano alcune riflessioni utili su come affrontare e prevenire gli effetti negativi del loro uso, che verranno ripresi nel capitolo conclusivo del lavoro.

3.1 Percezione degli algoritmi di pricing a livello internazionale

Gli algoritmi occupano una posizione di rilievo per quanto concerne molti aspetti dell'economia moderna come chiarito nella sezione 2.1.2 e perciò non sono passati inosservati dalle organizzazioni e dai singoli attori che la controllano e regolamentano. Gli algoritmi di pricing sono stati sotto la lente di ingrandimento della Commissione europea in particolare nella persona di Margrethe Vestager, commissaria europea alla concorrenza dal 2014. Il parere comune è che le leggi sulla competizione non sanno ancora come approcciarsi all'evoluzione del mercato in questo senso[30], ma allo stesso tempo le dichiarazioni di intenti sono determinate. In una dichiarazione, l'assistente procuratore generale dell'unità Antitrust del Dipartimento di Giustizia Americano Bill Baer ha annunciato:

“We will not tolerate anticompetitive conduct, whether it occurs in a smoke-filled room or over the Internet using complex pricing algorithms.”

Come accade nella maggior parte delle circostanze, anche nel caso degli algoritmi di pricing le autorità prendono in considerazione sia gli aspetti positivi sia gli aspetti negativi introdotti da tale tecnologia, in modo da avere una visione critica e completa per stabilire nuove forme di regolamentazione che siano adatte a questo nuovo paradigma. Infatti, se l'attenzione delle autorità è volta principalmente alla tutela della concorrenzialità, tale scopo non può prescindere da un sistema di regolamentazione adatto che, ad oggi, non

è ancora presente [36]. I risultati delle ricerche esposti nella sezione successiva mettono in luce che algoritmi più intelligenti potrebbero mettere in difficoltà le autorità per il fatto che non vi è la comune cornice che solitamente caratterizza un accordo collusivo o l'intenzione di limitare la concorrenzialità. La questione si focalizza quindi sulla possibilità che le autorità debbano sviluppare nuovi mezzi e forse anche nuovi concetti per riuscire a risolvere vittoriosamente gli scenari pronosticati. Durante la “*Shaping competition policy in the era of digitisation*” tenuta il 17 Gennaio 2019 a Bruxelles da parte della Commissione Europea, in cui si discuteva della competizione e innovazione nell'era digitale, nonché del potere delle piattaforme nei mercati digitali, sono stati analizzati in dettaglio gli svantaggi e i benefici degli algoritmi di pricing. Gli algoritmi sono stati classificati secondo la divisione già considerata in questo lavoro, ovvero distinguendoli fra algoritmi di dynamic pricing e personalized pricing. Entrambe le tipologie impattano sia positivamente sia negativamente l'attuale struttura di mercato e l'interesse delle autorità risiede proprio nell'identificazione di tali effetti in modo da attuare politiche efficienti per il controllo e la limitazione di quelli negativi per il *welfare*.

3.1.1 Gli algoritmi di dynamic pricing

Gli algoritmi di dynamic pricing sono stati considerati risorse in quanto:

- aumentano l'*efficienza* dei mercati con risposte rapide e veloci ai cambiamenti del mercato, adattandosi meglio alle reali esigenze: ad esempio attraverso la conoscenza dell'evoluzione della domanda è più facile modificare i prezzi in modo che siano più alti nei periodi di picco
- permettono l'*ingresso di nuovi fornitori* in modo agevole, dato che con il supporto di un algoritmo è più immediato capire le dinamiche del mercato nel quale ci si vuole introdurre e intraprendere scelte strategiche e tattiche aderenti alla struttura del mercato
- aumentano la *soddisfazione* dei clienti migliorando l'incontro fra domanda e offerta, ad esempio aumentando i costi in periodi di picco si presume che solo chi ha la vera necessità di acquistare lo farà e non dovrà scontrarsi con eventuali acquirenti concorrenti con disponibilità a pagare minore
- accelerano le interazioni tra fornitori in concorrenza spingendo il prezzo a convergere più velocemente ad un *equilibrio competitivo*, per esempio accelerando l'esito di una guerra di prezzo per l'acquisizione di quote di mercato
- aumentano la *trasparenza* del mercato abbattendo le asimmetrie informative e diminuendo i costi di ricerca dei clienti
- a lungo termine possono comportare una *riduzione di costi* che potrebbe trasferirsi positivamente sui consumatori

Di contro, proprio queste stesse capacità positive degli algoritmi sono un'arma a doppio taglio in quanto:

- la velocità di reazione degli algoritmi permette di scovare e *punire le deviazioni* velocemente, rendendole non profittevoli

- gli algoritmi stessi costituiscono una *barriera all'ingresso*, in particolare gli algoritmi che utilizzano grandi quantità di dati, poichè questi comportano costi di ricerca e capacità di archiviazione e analisi non banali [35]
- la trasparenza può agevolare la *collusione tacita* e spingere i prezzi verso l'alto
- si potrebbe favorire la *concentrazione del mercato* nei confronti dell'azienda con l'algoritmo di maggior successo
- la difficoltà che le autorità garanti della concorrenza incontrano per rilevare comportamenti collusivi ottenuti tramite l'uso della tecnologia può incentivare *pratiche scorrette* da parte delle imprese

L'eventualità di giungere a esiti anticompetitivi è la più grave e la più interessante per questo lavoro. Allo stesso tempo, dire che gli algoritmi facilitino il raggiungimento di esiti collusivi a prescindere dalle circostanze sarebbe un approccio troppo semplicistico: ad oggi questa eventualità dipende soprattutto dalle caratteristiche del mercato in modo molto più marcato che dal reale effetto degli algoritmi, allo stesso tempo gli studiosi non escludono che un veloce progresso della tecnologia potrebbe mettere a rischio la concorrenzialità anche in mercati dove ad oggi non sembra possibile [8]. Rimanendo aderenti alla visione attuale più concreta del problema, guardando ai fattori che già di per sè sono rilevanti in termini di collusione, si sostiene che gli algoritmi possano influenzarne alcuni in modo da aumentarne o diminuirne l'intensità.

Struttura del mercato

Innanzitutto prendiamo in considerazione il numero delle imprese e le barriere all'ingresso, due delle caratteristiche che maggiormente influenzano il rischio di collusione. Il numero di imprese, ma soprattutto la loro concentrazione, è la prima caratteristica che si considera per poter definire la forma di mercato, e come è stato visto nel capitolo 1, la forma di mercato oligopolista è quella per cui vi sono maggiori margini di miglioramento che inducono a voler modificare l'equilibrio verso uno più efficiente. Meno imprese implicano quote di mercato maggiori e maggior potere di mercato, una condizione che rende le imprese price maker e quindi influenti per modificare l'equilibrio. Inoltre meno imprese sul mercato implicano meno imprese con cui interfacciarsi per creare un ipotetico cartello e una più facile osservabilità delle azioni dei rivali. Allo stesso tempo le barriere all'ingresso influenzano proprio sul numero di imprese in competizione, barriere economiche, tecnologiche o istituzionali, hanno tutte l'effetto di limitare gli ingressi di nuovi competitor, proteggendo le quote di mercato degli incumbent.

Proprio queste caratteristiche possono essere influenzate dagli algoritmi in maniera duplice. Da un lato l'uso di algoritmi a supporto del business è un'arma positiva che permette potenzialmente a più imprese di migliorare la propria posizione sul mercato perchè abbatta le difficoltà di accesso alle informazioni. Prima i dati erano sicuramente meno accessibili alle piccole imprese che non esercitavano grande influenza sul mercato, mentre ora, potenzialmente, tutti partono da una situazione più paritaria. Nuovi entranti possono accedere a un numero crescente di informazioni per capire come funziona il mercato in cui vogliono inserirsi in modo da accedervi in una posizione non troppo svantaggiata. Dall'altro lato è vero che maggiori disponibilità economiche, *know-how*, e accesso alle risorse necessarie per

la sviluppo degli algoritmi, mettono in posizioni diverse i players del mercato, riconfigurando una situazione analoga a quella precedente l'introduzione degli algoritmi. Le barriere all'ingresso, che limitano l'accesso al mercato, possono essere accresciute dagli algoritmi. La conoscenza del mercato estrapolata dagli algoritmi utile che abbatterebbe potenzialmente le barriere all'ingresso è minacciata dalla reale possibilità delle imprese ad accedere alla fonti di conoscenza, che possono essere costose e inoltre, al giorno d'oggi, con un valore temporaneo, si pensi alle informazioni sulla posizione di un utente, e quindi accessibili e utili sono alle imprese che realmente hanno la possibilità di acquisirle e sfruttarle in modo efficace. E' come se ci fosse un nuovo mercato, possiamo chiamarlo dei big data, con il quale le aziende che vogliono utilizzare il potenziale di dati e algoritmi devono interfacciarsi per avere a disposizione armi utili per facilitare il loro ingresso nel loro mercato. Ma questo stesso mercato dei big data è caratterizzato da barriere all'ingresso che limitano la possibilità di accedervi. I regolatori sono occupati in questo momento anche a regolare questo tipo di inconveniente, cercando di rendere i dati e le infrastrutture tecnologiche più accessibili, in modo da garantire una maggiore uguaglianza alle imprese per lo sviluppo della conoscenza utile al loro sviluppo sul mercato.

Interazione ripetuta

Altra caratteristica importante nella creazione e nel mantenimento di un risultato collusivo e l'interazione ripetuta. Non avrebbe senso pensare che due imprese che competono per un periodo di tempo molto limitato abbiano incentivo a organizzarsi per cambiare l'equilibrio di riferimento. Inoltre l'interazione su mercati diversi tra due stesse imprese competitors può generare incentivo a cercare un accordo collusivo che rafforzi le loro posizioni sui mercati. A tal proposito gli algoritmi sono fondamentali sia per il fatto che aumentano le interazioni, ovvero aumentano le informazioni che le imprese hanno dei propri competitors stimolando una interazione artificiale tra l'osservazione e lo studio dei dati reciproci, inoltre, facilitando la segnalazione, aumentano la possibilità di interazione a livello pratico. Non meno importante. l'interazione diventa non solo più frequente e più consapevole, ma anche più veloce, aumentando il disincentivo delle aziende a deviare da un accordo collusivo minacciando una reazione immediata delle altre imprese colluse.

Caratteristiche della domanda

Allo stesso tempo la domanda di mercato può agevolare la collusione fra imprese. In un mercato caratterizzato da cicli, si preve che la domanda stabile o il mercato in recessione, sono ambienti favorevoli per un equilibrio collusivo. Infatti non c'è alcun incentivo a instaurare una guerra di prezzo per guadagnarsi maggiori fette di mercato, dato che il mercato stesso è statico e non in espansione, e le imprese hanno l'incentivo ad appropriarsi di tutto il surplus possibile rimasto. A tal proposito gli algoritmi, se utilizzati allo scopo di colludere, facilitano la collusione per tutti i motivi illustrati precedentemente ma non influiscono significativamente. Nella situazione opposta invece, quando la domanda è in espansione, si possono configurare due situazioni: o l'incentivo a deviare da un rapporto collusivo è alto perchè diminuendo i prezzi aumentano di molto le quantità, rendendo instabile un accordo collusivo, o si ha l'incentivo a colludere perchè i profitti futuri diventano particolarmente desiderabili. Anche in questo caso gli algoritmi facilitano l'accordo collusivo ma si ritiene

che siano solo un mezzo più comodo ed efficiente per raggiungerlo aumentandone la probabilità [24]. Solo una nota in relazione al fattore di sconto considerato come fattore a sè stante capace di influenzare la propensione al rapporto collusivo: se si considerano gli algoritmi di dynamic pricing più avanzati, che vengono descritti nella sezione 3.2 il fattore di sconto ha un'importanza cruciale perchè contribuisce alla definizione della funzione obbiettivo e i payoff raggiunti. Inoltre nelle ricerche si è dimostrato essere un fattore le cui variazioni possono impattare notevolmente i risultati ottenuti. Per questo motivo lo si può considerare con le giuste premesse un fattore che acquista criticità se valutato in un mercato dove lavorano algoritmi di prezzo.

Caratteristiche dell'impresa

Per quanto concerne le caratteristiche dell'impresa che storicamente sono state valutate come importanti in ottica di collusione sono la simmetria tra le imprese potenzialmente in accordo e la reputazione che determina la fiducia che intercorre tra le imprese. La simmetria riguarda vari ambiti: la simmetria delle quote di mercato rende l'accordo più stabile, in mercati fortemente asimmetrici c'è un alto incentivo a deviare per le imprese che hanno le quote di mercato minori. Inoltre due imprese che hanno strutture di costi simili hanno meno difficoltà a formulare un accordo collusivo ritenuto soddisfacente da entrambe. Gli algoritmi di pricing non sembrano poter impattare in alcun modo su tali caratteristiche. Invece l'uso della tecnologia algoritmica diventa un fattore di simmetria interessante quando entrambe le imprese lo utilizzano: infatti se due imprese ricorrono agli algoritmi di pricing è più probabile che queste siano in grado instaurare un rapporto virtuale con l'altra, per esempio monitorando l'algoritmo rivale. La simmetria tecnologica viene quindi amplificata dalla diffusione degli algoritmi di pricing, migliorando la comprensione reciproca delle imprese grazie alla consapevolezza dell'uso dello stesso strumento, capace di livellare le differenze e di portare le imprese a un livello comune, quello algoritmico o di intelligenza artificiale. Al contrario l'uso degli algoritmi sembra diminuire la rilevanza che occupa la fiducia: la reputazione in termini di capacità di mantenere un accordo collusivo passa in secondo piano quando gli attori diventano gli algoritmi, soprattutto nei casi di algoritmi più sofisticati in cui si manifesta la possibilità che a decidere di colludere siano proprio gli algoritmi. E' interessante notare che all'interno di questo lavoro l'unica caratteristica che amplifica la collusione che viene attutita dall'uso degli algoritmi di pricing sia anche l'unica che coinvolge un sentimento umano.

Globalmente l'effetto degli algoritmi sulla concorrenzialità dei mercati non è univocamente determinabile. Come è stato illustrato, gli algoritmi possono amplificare o ridurre i fattori chiave che caratterizzano i mercati più a rischio di collusione: di seguito si può vedere una tabella riassuntiva degli effetti che l'uso degli algoritmi di dynamic pricing hanno sulle caratteristiche fin'ora analizzate, tabella 3.1.1. Questo non basta per vietarne l'uso ma è un campanello d'allarme per le autorità che dovranno vigilare sul corretto svolgimento del gioco concorrenziale che ad oggi può essere notevolmente falsato anche da questi mezzi tecnologici. Considerazioni più specifiche per quanto riguarda gli algoritmi di pricing che utilizzano il reinforcement learning vengono illustrate nel paragrafo seguente, dato che ad oggi tali algoritmi non sono diffusi sul mercato ci si rifà alla letteratura dei ricercatori impegnati sull'argomento.

Caratteristica del mercato che favorisce la collusione	Impatto degli algoritmi di pricing			
	Amplifica	Riduce	Ambiguo	Non impatta
Numero di imprese			•	
Frequenza di interazioni	•			
Mercato di beni omogenei				•
Fattore di sconto elevato	•			
Crescita attesa della domanda				•
Contestuale competizione su più mercati				•
Struttura simile delle imprese				•
Simmetria tecnologica e organizzativa	•			
Fiducia tra imprese e background sociale simile		•		
Trasparenza dei mercati	•			

Tabella 3.1. Tabella riassuntiva degli effetti degli algoritmi sui fattori di mercato rilevanti. Se viene segnata la colonna *Amplifica* significa che gli algoritmi rendono tale caratteristica più impattante e grave, con un effetto di maggiorato pericolo per un esito collusivo. Al contrario se viene segnata la colonna *Riduce*.

3.1.2 Gli algoritmi di personalized pricing

Anche la personalizzazione dei prezzi e quindi l'effetto discriminatorio tra un cliente e l'altro, esposto nel paragrafo 1.2.3, è stato considerato utile dalle autorità in quanto:

- migliora la *corrispondenza* fra la domanda e l'offerta, infatti si crea una frammentazione del mercato con offerte e prezzi specifici e, se come benchmark si considera la discriminazione di primo tipo, che è anche quella per cui vengono più comunemente usati gli algoritmi, potenzialmente la curva di offerta si sovrappone a quella dell'offerta
- aumenta il *surplus* appropriabile diminuendo la perdita secca, in quanto le discriminazioni permettono all'azienda di procurarsi maggiore surplus e aumentare la base di domanda
- permette l'*accessibilità* di un numero maggiore di consumatori al bene, aumentando le quantità prodotte, questo è possibile quando viene rispettato il vincolo di partecipazione e ogni cliente sceglie esattamente l'offerta dedicata a lui, così che offerte differenti con prezzi minori vengano appositamente studiate per i clienti con minori disponibilità a pagare tanto da ampliare la schiera dei clienti fino a quando il costo marginale dell'unità prodotta sarà uguale al ricavo marginale ottenuto dal cliente con minore disponibilità
- concorre a sostenere la *redistribuzione* della ricchezza in quanto il surplus estratto dalle fasce di clienti con maggiore disponibilità a pagare compensano l'offerta di quegli stessi beni a prezzi inferiori per le fasce con minore disponibilità

- può diminuire la pratica della *sussidiatura incrociata*, esempio di fallimento di mercato in cui prezzi alti su un mercato sostengono l'attività economica su un mercato non profittevole

Anche in questo caso gli algoritmi possono generare problemi di diverso carattere, in particolare in questo caso si può parlare di problemi legati alla reale efficienza del mercato e di problemi etici. Infatti:

- non è detto che i clienti con una più alta disponibilità a pagare siano quelli a cui effettivamente è giusto che venga richiesto un prezzo più alto, in alcuni ambiti il cliente con più alta disponibilità a pagare ha solo più necessità di ottenere il bene ma potrebbe essere un cliente debole, anche economicamente. Gli algoritmi potrebbero quindi sfruttare dei parametri per discriminare la clientela che si discostano dal comune senso di equità, generando soluzioni discutibili come vendere un medicinale a prezzi maggiori a coloro che ne hanno necessità e che avranno una più alta *willingness to pay*
- il fatto che si aumenti l'accessibilità al bene è totalmente a discrezione dell'impresa che attua le discriminazioni la quale potrebbe non essere interessata ad aumentare l'offerta per servire clienti meno profittevoli, quindi la discriminazione avrebbe solo l'effetto di aumentare i profitti ma non la quantità
- occuparsi della redistribuzione della ricchezza è una delle mansioni di cui si occupano solitamente gli Stati, lasciar attuare tala politica ai privati potrebbe non essere in linea con gli obbiettivi filantropici che guidano le scelte delle autorità pubbliche
- la pratica della sussidiatura incrociata può rivelarsi non sempre scorretta in particolare quando a giovare della sussidiatura è un mercato con clienti più deboli che vengono serviti a condizioni più favorevoli

A livello pratico le discriminazioni di prezzo basate sul cliente sono relativamente meno diffuse rispetto a quanto effettivamente potrebbero esserlo perchè solitamente la percezione di queste pratica è negativa e le imprese che la attuano possono rischiare di perdere reputazione e clienti, che puniscono la discriminazione cambiando venditore [36]. La pratica però, ha molte più opportunità di svilupparsi in ambiente virtuale sia per la capacità di trovare le metriche di discriminazione più idonee sia per la maggior difficoltà del cliente a notare la discriminazione. Inoltre si può pensare che in futuro da parte del cliente ci sarà una maggiore accettazione passiva della pratica in conseguenza alla sua crescente espansione. In ottica futura, con il supporto dell'analisi di dati, si prevede che gli algoritmi saranno usati per caratterizzare a tal punto ogni singolo cliente tanto da conoscere la sua *willingness to pay* per i prodotti di interesse e implementare delle soluzioni di prezzo ottimali *ad personam*. Una ricerca condotta nel 2012 [31] ha indagato quanto la discriminazione di prezzo fosse diffusa in internet e attraverso l'analisi di 200 venditori online in un periodo di 20 giorni ha valutato che la discriminazione più comune e impattante è quella effettuata su base geografica, che impatta fino al 166% del prezzo dei prodotti, anche quando la query di ricerca proveniva dallo stesso stato ma da zone differenti. A tal proposito si può dire che sicuramente per la discriminazione su base geografica impattano leggi locali ma contemporaneamente all'interno dello stesso Stato questa viene effettuata per altri parametri. Nella

stessa ricerca, quando il profilo usato per la ricerca era stato formato in modo da avere determinate caratteristiche, per esempio acquistando prodotti ad alto budget o dimostrandosi più scrupoloso nelle spese, è stato notato un impatto notevole della discriminazione che offriva all'utente più ricco un prezzo fino a 4 volte più alto. Anche l'URL di origine da cui si viene indirizzati verso la pagina di vendita impatta sul prezzo offerto ai clienti, ad esempio quando si proviene da un sito aggregatore di sconti il prezzo poteva essere fino al 23% più basso rispetto a quello offerto agli utenti che si collegano direttamente al sito di vendita.

Un problema molto discusso relativamente alla discriminazione di prezzo riguarda l'esito delle discriminazioni effettuate dall'algoritmo che possono generare problemi etici. Come si è detto poco fa, come la disponibilità a pagare maggiore può essere un parametro che rappresenta le debolezze di una fascia di clienti, altri parametri possono portare l'algoritmo ad effettuare discriminazioni tra clienti che non devono essere separati su tale base, per esempio su base etnica. Tale problema si può ovviare escludendo dagli attributi considerati e conosciuti dall'algoritmi tali dettagli, ma spesso questo non è sufficiente, perchè a partire da altre informazioni che possono sembrare neutrali, l'algoritmo può effettuare comunque una discriminazione indiretta. Un problema diverso ma ugualmente impattante è l'eventualità che gli algoritmi siano addestrati su set di dati che non sono completi e rappresentativi della realtà generando output infausti. All'interno della stessa conferenza tenutasi a Bruxelles è stata presentata un'analisi di mercato per verificare dove venissero usati prevalentemente gli algoritmi [36] e i risultati concordano con tutto ciò che è stato asserito fin'ora, infatti comprendono:

- il *retail online*, per valutare i prezzi della concorrenza e fornire risposte dinamiche ottimali
- l'ambito di *assicurazione e credito*, per la valutazione del rischio attraverso l'analisi di dati storici
- il *settore del trasporto aereo e dell'ospitalità*, per massimizzare i profitti a fronte di un mercato in cui il livello del servizio offerto è costante, non è immagazzinabile, e il livello di domanda oscilla notevolmente

e per tale motivo sono queste le situazioni di mercato di cui è più conveniente occuparsi, almeno nel breve periodo. A livello pratico le ipotesi sulla regolamentazione degli algoritmi di pricing sono agli albori. Varie proposte sono state avanzate dai ricercatori e verranno analizzate nel capitolo 3.3, ma a livello pratico l'intelaiatura del programma d'azione è molto fragile. Sia perchè da un lato non è possibile valutare l'impatto di algoritmi più intelligenti, dato che non sono ancora diffusi sul mercato e forse non lo saranno mai, dall'altro perchè gli algoritmi usati ricadono spesso in fattispecie per cui non sembra necessaria una rivoluzione a livello di legislatura.

3.2 Collusione algoritmica in letteratura

La letteratura in questo campo è piuttosto vasta e caratterizzata da numerosi contributi che variano secondo le ipotesi applicate, il metodo utilizzato e le tecnologie implementate.

La letteratura economica ha indagato in svariati modi il coordinamento sui mercati oligopolistici, un quadro piuttosto comune è utilizzare come riferimento la teoria dei giochi, in particolare di giochi ripetuti, in cui i concorrenti sono chiamati ad effettuare una scelta, nel caso più semplice la scelta riguarda la quantità da immettere sul mercato.

In tempi recenti, la domanda che i ricercatori si pongono è se gli algoritmi di pricing possono effettivamente influenzare il gioco della concorrenza con esiti collusivi e anticoncorrenziali. Considerando l'ampiezza del concetto di concorrenza e collusione è chiaro che non ci può essere una risposta risolutiva a questa domanda, ma essa può essere sviscerata a seconda del livello di analisi che si vuole condurre: in questa sezione ci dedicheremo all'analisi dei risultati delle ricerche che hanno tentato di dimostrare se gli algoritmi di pricing, in particolare i più avanzati algoritmi di q-learning, possono condurre a equilibri anticompetitivi in modo tacito, senza essere programmati per farlo. A tale scopo il benchmark di riferimento viene considerato l'equilibrio di Nash illustrato nel paragrafo 1.1 e come evidenza della realizzazione di un equilibrio anticompetitivo si segue la logica illustrata nella sezione 1.2.2, in cui si dimostra che le imprese, se avessero la possibilità di coordinarsi fidandosi dell'avversario si accorderebbero per discostarsi dall'equilibrio verso soluzioni dominanti a livello di profitti. Al livello di ricerca considerato vengono valutati solo gli algoritmi di dynamic pricing, strong AI, in particolare quelli che usano l'apprendimento per rinforzo, ovvero la gamma di algoritmi di dynamic pricing che ad oggi risulta meno diffusa e le cui implicazioni sono meno chiare: inoltre le imprese che sviluppano e testano sono molto riservate rispetto alle applicazioni, lasciando quindi che i ricercatori si basino essenzialmente su elaborazioni teoriche e sperimentazioni in ambienti simulati. Nella letteratura analizzata viene tralasciato l'aspetto della discriminazione di prezzo tra clienti, perchè da un lato sarebbe un aspetto che complicherebbe il tentativo di verificare se vi sia un coordinamento tra i prezzi. Nel panorama che i ricercatori considerano vi sono tutti i presupposti per cui possa essere conveniente raggiungere un equilibrio collusivo, infatti come tipologia di mercato viene considerato un duopolio, le interazioni sono ripetute e continue nel tempo, il fattore di sconto è diverso da zero, è possibile verificare il comportamento dell'altro giocatore e reagire di conseguenza. L'impresa è considerata un sistema che attraverso l'implementazione di decisioni, in particolare a livello di fissazione dei prezzi, interagisce con l'ambiente mirando a un equilibrio. In particolare viene considerata una semplice equazione che lega il profitto ai prezzi e alle quantità vendute come riferimento per valutare le scelte dell'impresa.

Storicamente l'idea di introdurre qualche forma di algoritmo automatico all'interno della teoria dei giochi, per esempio per giocare il dilemma del prigioniero è stata introdotta negli anni '80. All'inizio gli algoritmi utilizzati erano molto semplici: in generale veniva dimostrato che la cooperazione non era un equilibrio stabile [46]. Nel 1994 Cho utilizza una rete neurale molto semplificata, con un numero limitato di neuroni e mostra che con un gioco ripetuto può emergere cooperazione in accordo con il folk theorem. Successivamente la ricerca sull'apprendimento nei giochi ha portato a una serie di importanti contributi, Miller nel 1996 utilizzando un algoritmo genetico in grado di combinare casualmente strategie, inserendo anche un fattore di modifiche casuali, notò che le strategie che fornivano payoff maggiori venivano ereditate più facilmente nel bagaglio di strategie disponibile nell'interazione successiva e che l'esito collusivo tra due giocatori diventava più probabile, ma inficiato dalla possibilità degli algoritmi di osservare efficacemente le mosse dell'avversario: se la visione sull'avversario è limitata allora la cooperazione non veniva

mantenuta [46]. Agenti caratterizzati da *satisficing learning*, un tipo di apprendimento per cui in ogni periodo un agente confronta il suo payoff con un livello a cui aspira e, se il payoff è a alto almeno quanto il livello di aspirazione, l'azione svolta nell'ultimo periodo si ripete in quello successivo, in caso contrario il livello di aspirazione viene aggiornato e viene calcolato come media ponderata del vecchio livello e del guadagno effettivo ricevuto, come è stato dimostrato da Stimpson et al. nella maggior parte dei casi convergono all'equilibrio di Nash, ma occasionalmente imparano a cooperare. Dopo questi tentavi il focus si è spostato sugli algoritmi che utilizzano il reinforcement learning, mostrato per la prima volta nel 1995: la letteratura teorica dei primi tempi non sembra essere particolarmente favorevole all'emergere della cooperazione tramite l'utilizzo di questo tipo di algoritmi. Questo è probabilmente dovuto sia al fatto che, inizialmente, l'uso dell'apprendimento per rinforzo non aveva ancora il potenziale odierno, sia perchè, come dimostrano altri studi il comportamento cooperativo degli agenti dipende da molte variabili dell'algoritmo stesso come la memoria concessa, il tasso di apprendimento, i valori dei payoff o le informazioni che i giocatori hanno sui guadagni degli altri giocatori. Recentemente l'evoluzione dell'intelligenza artificiale e di tutta l'infrastruttura necessaria per sfruttare le sue potenzialità ha permesso di approfondire gli studi sull'argomento, in particolare vengono riportati gli esiti delle ricerche di Leibo et al.

Leibo utilizza reti neurali, in cui gli agenti devono giocare due giochi sequenziali, una riguarda la raccolta e uno la caccia. Nel gioco della raccolta i giocatori devono raccogliere risorse e ogni giocatore ha la possibilità di rimuovere temporaneamente un altro giocatore senza ricevere ricompense da questo gesto. Si scopre che i giocatori imparano a cooperare, senza eliminarsi a vicenda, se le risorse sono abbondanti, mentre se le risorse sono scarse, i giocatori si comportano in modo non cooperativo cercando di rimuovere temporaneamente altri giocatori. Nel gioco della caccia, invece, i lupi devono inseguire le prede. Quando uno dei lupi tocca la preda, tutti i lupi nel raggio di cattura definito a priori nel gioco, ricevono una ricompensa. La ricompensa ricevuta dalla cattura dei lupi è proporzionale al numero di lupi nel raggio di cattura. L'idea è che un lupo solitario possa catturare la preda, ma è più alto per lui il rischio di perdere la carcassa a causa degli animali che se ne nutrono. Tuttavia, quando i due lupi catturano la preda insieme, possono proteggerla meglio dai saprofagi e quindi ricevere una ricompensa più alta. Nel gioco della caccia è più difficile che emerga cooperazione rispetto al gioco della raccolta e questo è stato imputato al fatto che la politica di coordinamento nella caccia richiede uno sforzo di organizzazione maggiore rispetto alla caccia solitaria mentre nel gioco della raccolta eliminare un avversario, e quindi non cooperare, per appropriarsi di più risorse richiede uno sforzo di organizzazione più alto rispetto al gioco cooperativo [28].

3.2.1 Prove recenti di collusione algoritmica

In generale prove di collusione tacita vengono messe in luce in vari lavori, in particolare è opinione condivisa che, sebbene con evidenti limitazioni, la collusione tacita sostenuta dagli algoritmi è possibile.

Nel 2008 Kayman e Waltman in un modello di Q-learning in un oligopolio di Cournot mostrano mediante simulazioni al computer, che questo tipo di apprendimento porta anche a una certa cooperazione se le imprese sono più di due. Il grado di coordinazione, tuttavia, è una funzione decrescente del numero di aziende sul mercato. Un aspetto importante di

questo modello è la probabilità con cui le imprese sperimentano ma questa condizione viene discussa meglio nell'esempio di Calvano. Tuttavia una cooperazione completa sui prezzi di monopolio generalmente non viene raggiunta sebbene si converga a prezzi superiori ai prezzi competitivi [47].

Ora vengono analizzati nel dettaglio due modelli più recenti, quello di Calvano del 2019 e quello di Salcedo del 2015, il primo perchè pare essere uno dei tentativi che meglio funzionano nello stabilire e mantenere un equilibrio collusivo e il secondo perchè è molto diverso dagli altri papers citati in quanto non si concentra tanto sull'intelligenza algoritmica quanto sull'eventualità che sia l'intervento e la gestione umana dell'algoritmo a impattare sulla possibilità di collusione, posizionandosi a metà tra una collusione tacita e una esplicita. Calvano et al. nel loro lavoro [7] dimostrano che gli algoritmi imparano sistematicamente a giocare strategie collusive che comportano anche la punizione delle defezioni e un graduale ritorno all'equilibrio precedente. Inoltre, se nella teoria la collusione viene ostacolata dal numero crescente di imprese operanti e dall'asimmetria di queste, nell'esperimento di Calvano et al. viene dimostrato che la collusione viene mantenuta anche con tre o quattro imprese operanti, asimmetriche, in ambienti stocastici.

In questo caso viene utilizzato un algoritmo di tipo Q-learning e apprendimento per rinforzo, dotato di memoria, la competizione si svolge inizialmente tra due soggetti simmetrici, successivamente viene aumentato il numero di imprese e introdotta asimmetria. Come viene spiegato nella sezione 2.1.1 l'algoritmo si muove in un ambiente non conosciuto a priori passando da uno stato all'altro tramite un'azione e ricevendo una ricompensa a seconda dello stato in cui ricade. Il processo in esame è di tipo Markoviano³² e il sistema passa da uno stato all'altro in accordo con una data funzione di probabilità:

$$F(\pi_t, s_{t+1}|s_t, a_t) \quad (3.1)$$

L'obbiettivo del processo è massimizzare il valore atteso del flusso di ricompense attualizzato:

$$E = \left[\sum_{t=0}^{+\infty} \delta^t \pi_t \right] \quad (3.2)$$

Dove $\delta < 1$ è il fattore di sconto e nell'esperimento in esame è posto $\delta = 0.95$. Inoltre si prende in considerazione la funzione detta *Q-function* che rappresenta il valore cumulato scontato delle ricompense, quando viene intrapresa l'azione a nello stato s :

$$Q(s, a) = E(\pi|s, a) + \delta E \left[\max_{a_{t+1} \in A} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) | s, a \right] \quad (3.3)$$

Essenzialmente il modello in esame cerca di stimare la *Q-function* per essere quindi in grado di scegliere la policy ottimale. Le assunzioni di tale modello sono che: stati e azioni non sono infiniti e che il ventaglio di azioni che si possono compiere non dipende dallo stato in cui ci si trova. A partire da questo si può immaginare una matrice di dimensione $\#S \times \#A$ che contiene per ogni coppia stato-azione il valore di ricompensa e dello stato successivo.

³²un processo aleatorio in cui la probabilità di passare da uno stato all'altro nel tempo dipende probabilisticamente soltanto dallo stato immediatamente precedente e non dalla complessiva "storia" del sistema e da come si sia arrivati a tale stato

Tale matrice verrà stimata tramite un processo iterativo: se questa matrice fosse realmente conosciuta dall'algoritmo allora sicuramente esso sceglierebbe la policy ottimale. Questo però non è ragionevole in quanto conoscere tutta la matrice significherebbe avere una tendenza ad esplorare molto alta che sottoutilizzerebbe le conoscenze acquisite: tale problema è di difficile risoluzione ed è tutt'oggi sotto l'attenzione di informatici ed economisti. Nel caso in esame si considera un algoritmo ϵ -greedy ovvero un algoritmo che con probabilità ϵ è in *exploration mode* ed aggiorna nuove caselle della matrice, e con probabilità $1-\epsilon$ è in *exploitation mode* e in quest'ultimo caso sceglie la *greedy action* ovvero quella che massimizza la *Q-function* nello stato in cui ci si trova. Inoltre tale tabella può essere di dimensioni molto grandi e per approssimarla generalmente è necessario un numero di interazioni che possono in potenza occupare un tempo esageratamente lungo. Insieme al problema del tempo bisogna discutere della *stazionarietà* del gioco e delle implicazioni negative sulla *convergenza*³³. A livello di stazionarietà questa è messa a dura prova nel momento in cui le azioni degli altri giocatori vanno ad influire sul ventaglio di stati possibili, ma questo si risolve limitando la memoria dell'algoritmo e rendendo forzatamente finito lo spazio degli stati. Motivo più serio di non stazionarietà è il fatto che gli altri giocatori con le loro scelte modificano il payoff e la policy futura e quindi la nostra matrice dei payoff rendendo l'ambiente intrinsecamente non stazionario. Per i fini della sperimentazione Calvano et al. hanno definito dei limiti entro i quali considerare l'algoritmo convergente, in particolare se per ogni giocatore i in ogni stato s la risposta $a_{i,s}$ rimane costante per 100.000 ripetizioni allora si assume che l'algoritmo ha raggiunto un comportamento stabile. Secondo questa definizione la convergenza è stata raggiunta in oltre il 99.9% delle sessioni.

Gli esiti della ricerca riportano che i prezzi concordati sono sistematicamente più alti dell'equilibrio di Bertrand-Nash anche se raramente raggiungono i risultati di monopolio e coordinamento puro; viene evidenziata piuttosto una situazione di collusione parziale come è visibile in figura 3.1. [25]

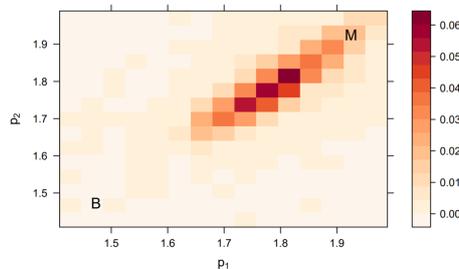


Figura 3.1. Frequenza relativa della distribuzione dei prezzi. Immagine presa da: Calvano, Emilio, et al. "Artificial intelligence, algorithmic pricing and collusion." *Algorithmic Pricing and Collusion (April 1, 2019)* (2019).

I prezzi inoltre vengono fissati in modo simmetrico, come si può vedere la zona della bisettrice è quella visitata più di frequente mentre le zone del grafico lontane dalla bisettrice sono poco o per nulla frequenti; essendo un gioco che vede competere due attori simmetrici,

³³si intende il raggiungimento di uno stato stabile, sia esso concorrenziale o collaborativo

come in un oligopolio à la Cournot, tale risultato è in linea con le aspettative in quanto è proprio la bisettrice che collega l'equilibrio di Nash a quello di monopolio la zona dei punti che parezianamente dominano l'equilibrio di Nash. Tale risultato è illustrato anche nella figura 1.4 dove si illustra sommariamente da dove nasce l'incentivo a colludere per due aziende in concorrenza.

In linea con i risultati trovati da Calvano et al. si propone un secondo studio che a partire da una analisi più qualitativa della realtà giunge a conclusioni simili sui rischi dell'uso degli algoritmi di pricing.

Il lavoro di Bruno Salcedo non utilizza l'apprendimento per rinforzo ma utilizza un numero di strategie finite e preconfezionate che corrispondono alle strategie: *grim strategy*, *always monopolistic*, *two monopolistic*, *always bertrand* e *tit for tat* per citarne alcune. Inoltre il monitoraggio tra li algoritmi usati da diversi concorrenti è perfetto, e si può osservare il risultato di mercato a ogni interazione. Punto importante della sua teoria riguarda l'intervento umano sulla programmazione dell'algoritmo, infatti sono proprio i programmatori che gradualmente rivedono gli algoritmi e li modificano a seconda delle mancanze rilevate sull'algoritmo stesso e in base a come si sono svolte le interazioni sul mercato nel periodo di tempo in cui era lasciato libero di agire. Inoltre le azioni degli algoritmi dei competitors sul mercato sono osservabili, ovvero è osservabile il loro esito, in quanto corrisponde al prezzo fissato, e in qualche modo sono decodificabili, ovvero si può risalire alla logica che ha portato a tale esito. Bruno Salcedo nel suo lavoro [40] esordisce così: "The main message of this paper is that, when firms compete via algorithms that are fixed in the short run but can revised over time, collusion is not only possible but rather, it is *inevitable*".

Egli con il suo studio sostiene quindi l'inevitabilità della collusione e l'abbandono di un equilibrio competitivo:

Teorema 1 *When demand shocks occur much more frequently than algorithm revisions, the long-run profits from any equilibrium are close to those of a monopolist.*

Per sostenere la sua teoria Salcedo ipotizza quattro caratteristiche chiave:

- *responsiveness*: gli algoritmi rispondono velocemente ai risultati del mercato
- *short-term commitment*: gli algoritmi non possono essere rivisti dai programmatori troppo spesso
- *long-term flexibility*: gli algoritmi vengono rivisti e modificati gradualmente nel tempo dai programmatori
- *observability*: gli algoritmi sono direttamente osservabili e decodificabili dai competitors

L'intuizione di Salcedo si può riassumere in un semplice esempio: si considerino due imprese con due algoritmi di pricing molto semplici che fissano i prezzi in modo competitivo³⁴; alla prima occasione di revisione, ovvero quando i programmatori di una azienda si occuperanno di modificare l'algoritmo per renderlo migliore, la prima impresa potrebbe rendere il suo

³⁴si consideri l'equilibrio di Bertrand a tale scopo

algoritmo un po' più intelligente, e programmarlo in modo da fissare i prezzi sempre in modo competitivo ma in grado di seguire gli aumenti di prezzo del rivale³⁵. Quest'ultima caratteristica, una volta che la seconda impresa ha decodificato l'algoritmo rivale, può essere interpretata come una *proposta* a mantenere un regime di prezzi più elevato. A questo punto la seconda impresa avrebbe l'incentivo a fissare prezzi più alti, sapendo che i prezzi dell'altra impresa seguiranno i suoi per un periodo di tempo abbastanza lungo, ovvero finché la prima impresa non comprende la nuova tattica avversaria. Salcedo sostiene quindi che i prezzi competitivi *non* sono un equilibrio a lungo termine. Non è detto però che i prezzi fissati siano vicini a regimi di monopolio.

Per supportare ciò nel suo documento dimostra che le proposte collusive vengono sicuramente accettate dalla parte rivale, quando la revisione algoritmica è infrequente, e viene giocata una risposta dinamica che sia la migliore possibile, infatti i prezzi coordinati devono essere tali da garantire alti profitti congiunti prima della prossima revisione. Salcedo dimostra che il risultato concordato è vicino alla frontiera di Pareto³⁶.

Queste asserzioni dimostrano però alcune criticità: in primis le ipotesi su cui si basa non è detto siano realistiche ma questo è lapalissiano. Più importante, Salcedo descrive un tipo ristretto di algoritmi i quali solitamente scelgono solo tra mantenere livelli di prezzo concorrenziali oppure coordinarsi pienamente, in più non si discute l'impatto dell'ingresso di nuovi attori [23]. Inoltre in questo caso, non è completamente corretto parlare di collusione tacita perchè, a differenza degli altri modelli, in questo caso la segnalazione e la perfetta interpretabilità degli algoritmi da parte dei concorrenti determinano una sorta di comunicazione fra le imprese che esula dal concetto di collusione tacita [46].

3.2.2 Limitazioni degli algoritmi di dynamic pricing

Una prima e fondamentale domanda sugli algoritmi di pricing è la seguente: è possibile che gli algoritmi che fissano i prezzi in modo anticompetitivo lo facciano perchè non sono stati in grado di imparare realmente il gioco della concorrenza? In questo caso gli algoritmi non sarebbero abbastanza intelligenti per apprendere l'equilibrio di Nash e fissare i prezzi più alti con intenti collusivi. Il risultato finale non sarebbe quindi nato da una strategia ma da una falla nel processo di apprendimento. Calvano et al. nel loro lavoro rispondono a questo quesito facendo lavorare gli algoritmi in diversi ambienti di lavoro e dimostrando che quando questi vengono fatti agire in un panorama in cui la collusione non ha ragione di sorgere³⁷, allora gli algoritmi fissano i prezzi in modo competitivo; quando invece la collusione è possibile, hanno provato ad inserire manualmente delle deviazioni esogene rispetto all'equilibrio collusivo e hanno potuto constatare che queste vengono punite tanto da renderle non più redditizie come illustrati in figura 3.2 dove sull'asse delle ascisse è rappresentato il tempo mentre su quello delle ordinate il livello dei prezzi. Ciò viene

³⁵si può ipotizzare che sia un scelta intelligente perchè se il mo rivale alza il prezzo, lo seguio aumentando i profitti e senza rischiare di perdere quote di mercato a favore del competitor, se li abbassa lo seguio in modo da risultare competitivo e non perdere quote di mercato

³⁶si intende la zona dei prezzi vicini al prezzo di monopolio

³⁷per esempio quando l'algoritmo non ha memoria o quando $\delta=0$

portato come prova del fatto che la probabilità che gli algoritmi imparino effettivamente il gioco è realistica.

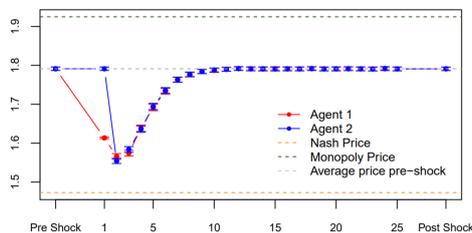


Figura 3.2. Andamento dei prezzi quando viene inserita manualmente una deviazione dall’equilibrio raggiunto. Immagine presa da: Calvano, Emilio, et al. “Artificial intelligence, algorithmic pricing and collusion.” *Algorithmic Pricing and Collusion (April 1, 2019)* (2019).

Altre critiche riguardano la possibilità di definire la funzione di ottimizzazione e costruire la matrice dei payoff. Dato che gli esiti collusivi derivano da un coordinamento tra gli attori sarebbe utile prendere in considerazione azioni e ricompense congiunte; inoltre vengono prese in considerazione solo le azioni dei rivali ma non le loro ricompense. A questo proposito si può provare a stabilire le matrici dei payoff dei competitors sul mercato per esempio spiando i prezzi della concorrenza tramite bots, ma bisogna tenere conto che questo è solo uno dei tanti fattori che concorrono alla composizione della funzione dei ricavi. Inoltre la formalizzazione dell’ambiente di movimento può essere fonte di criticità, nel rapporto con l’ambiente da parte dei diversi attori si può manifestare una situazione di eterogenità per quanto riguarda ciò che un algoritmo considera come *fase*, perdendo l’idea di sincronismo dell’interazione; oltre al problema della quantità di dati da gestire.

Inoltre ci sono molte incongruenze tra i risultati presentati da diversi studiosi, forse a dimostrare che gli esiti dipendono fortemente dai parametri e della ipotesi che ogni ricercatore formula sulla base delle sue conoscenze. La prima incongruenza riguarda il numero di imprese: se nella ricerca di Calvano et al. si sostiene che equilibrio collusivi si raggiungono anche con tre o quattro imprese, è stato dimostrato in uno studio sugli effetti del numero negli oligopoli sperimentali di Huck et al. che gli oligopoli di tre imprese tendono a produrre risultati competitivi e gli oligopoli con quattro o più imprese non raggiungono mai un risultato collusivo, sostenendo quindi che i risultati collusivi dipendono fortemente dal numero di partecipanti e sono tanto più difficili da raggiungere quanto più i concorrenti diventano numerosi. Un secondo problema riguarda la capacità di comunicare tra gli algoritmi. Tale caratteristica è vagamente implicita in Salcedo, l’unico a parlare di segnalazione fra gli algoritmi, anche se nel suo caso, la risposta efficiente alla segnalazione non viene data direttamente dall’algoritmo, ma da una collaborazione uomo-algoritmo. La capacità di comunicare è sicuramente la più grave fra tutte perchè, comunicando, gli algoritmi si potrebbero coordinare con estrema facilità sull’equilibrio da raggiungere, anche con un numero di imprese maggiore. Allo stesso tempo, è un aggravante se questa comunicazione non è raggiunta tramite l’uso di protocolli, ma è il risultato di una crescente intelligenza delle macchine. Questi concetti sono sostenuti da diversi ricercatori [46] che si occupano proprio del contesto comunicativo tra macchine e algoritmi: a parte le comunicazioni svolte

alla luce del sole, tramite protocolli appositamente studiati, la ricerca si sta ora occupando dell'eventualità che due algoritmi imparino a comunicare senza il supporto di questi strumenti. Uno dei primi contributi che hanno analizzato l'influenza della comunicazione in un mercato è Friedman nel 1967 [46]. L'autore ha evidenziato come i prezzi siano più alti se i giocatori possono comunicare inviando messaggi o segnali non vincolanti rispetto a situazioni in cui la comunicazione non è consentita. Passando a contributi più recenti si conferma l'influenza significativa che la comunicazione ha per facilitare il coordinamento e semplificare la collusione. Inoltre, l'importanza della comunicazione per un esito collusivo non solo è stata dimostrata con simulazioni di modelli duopolistici: Fonseca e Normann nel 2012 [46] hanno analizzato la differenza dell'impatto della comunicazione al variare del numero di aziende. La comunicazione diminuisce il suo apporto nel raggiungimento di un risultato collusivo all'aumentare del numero di imprese sul mercato. In un duopolio la comunicazione non è necessaria da quando gli agenti si coordinano efficacemente anche senza comunicare, mentre nei grandi mercati la possibilità di comunicare non favorisce la collusione, data la complessità dell'intero sistema. Tuttavia, in situazioni intermedie la comunicazione può cambiare drasticamente il risultato. Il risultato più sorprendente sulla comunicazione viene dai ricercatori Abadi e Andersen, un team di lavoro di Google Brain, i quali dimostrano che le reti neurali possono capire come utilizzare una semplice tecnica di crittografia per comunicare. Nel loro esperimento, i computer sono stati in grado di creare la propria forma di crittografia utilizzando l'apprendimento automatico, senza che gli fossero stati insegnati algoritmi crittografici specifici. Inoltre tra gli altri obiettivi, due algoritmi dovevano comunicare senza far capire i loro messaggi a un terzo algoritmo il cui compito era quello di origliare le conversazioni degli altri. Dopo vari tentativi si è giunti al risultato per cui i due algoritmi riuscivano a comunicare perfettamente, usando un metodo crittografico conosciuto solo a loro, mentre il terzo algoritmo non ne era in grado³⁸. Tuttavia tali ricerche sono agli albori e non è possibile arrivare ad alcuna conclusione sul fatto che tecniche più avanzate di comunicazione siano davvero possibili e applicabili nel contesto di riferimento.

Critiche più generali, non tanto all'uso del q-learning, ma alla reale possibilità che gli algoritmi si muovano nell'ambiente reale in modo così efficiente sono state mosse dagli stessi ricercatori. In particolare si riflette sul fatto che la collusione si basa sulla fiducia che intercorre tra le parti: molto spesso questa fiducia è forzata, si pensi ad un *cartello*, ma comunque permane il fatto che le parti devono fare affidamento sull'altro e sperare che questo mantenga il patto. Gli algoritmi, per quanto intelligenti si presume che non conoscano il concetto di fiducia. A questo gli studiosi stessi ribattono che le armi a disposizione degli algoritmi in sostituzione alla fiducia sono la trasparenza delle informazioni e la velocità di reazione. Inoltre, concentrarsi sulla fiducia presuppone una visione antica di come l'accordo collusivo debba nascere che potrebbe essere inadeguata nel caso in esame. Inoltre sebbene per gli algoritmi non si possa dire che questi conoscano il concetto di fiducia, non conoscono neanche il concetto di reputazione e avversione al rischio che possono essere i freni dell'essere umani per intraprendere un comportamento anticoncorrenziale [6]. Altra

³⁸<https://www.newscientist.com/article/2110522-googles-neural-networks-invent-their-own-encryption/>

critica riguarda l'intelligenza degli algoritmi: se gli umani in primis non riescono a giungere a situazioni di collusione tacita, è possibile che ci riesca un algoritmo implementato da loro? Anche in questo caso la domanda nasce da un preconcetto che impone che gli algoritmi non possano essere più intelligenti dell'essere umano, che è da vedere.

3.3 Proposte di regolamentazione degli algoritmi di pricing

Per contrastare gli effetti negativi che sono stati sollevati in questo capitolo, sono intervenuti sia studiosi e ricercatori, con proposte dedicate in larga parte agli algoritmi di nuova generazione, alla luce dei risultati illustrati nella sezione precedente. Dall'altro, le autorità stesse si stanno prodigando per identificare e arginare quelle che sono le questioni più pressanti. Di seguito viene effettuata una distinzione tra le questioni legali, che riguardano collusione e privacy in particolare, dalle questioni etiche, che seppure riguardano leggi sulla discriminazione e altre, suscitano un diverso coinvolgimento emotivo.

3.3.1 Questioni legali

Per quanto concerne gli algoritmi di dynamic pricing che utilizzano forme di apprendimento supervisionato, l'opinione su di loro è che, se riuscissero a raggiungere un equilibrio sopracompetitivo, questa intenzione deve essere manifesta nella loro programmazione in modo da istruire l'algoritmo sull'equilibrio a cui convergere. E' altamente improbabile che in modo indipendente diversi programmatori e softwaristi possano far raggiungere ai loro algoritmi livelli di coordinazione significativi senza aver preventivamente comunicato, il che renderebbe la collusione esplicita e quindi provabile attraverso prove tradizionale come la comunicazione via e-mail, telefonate e altri mezzi oltre a delle chiare istruzioni all'interno dei codici dei programmi. In sostanza la collusione attraverso algoritmi weak AI risulta troppo complicata da ottenere e quasi più semplice da scovare rispetto alla collusione esplicita [6] e non si evidenzia la necessità di cambiare l'approccio tradizionale. Nel caso degli algoritmi che utilizzano un tipo di apprendimento per rinforzo il discorso cambia perchè, come è stato dimostrato nella sezione 3.2, questi non sono programmati per coordinarsi ma nonostante questo riescono a sostenere un equilibrio significativamente diverso da quello di concorrenza e a punire efficacemente le deviazioni, ponendo nuove sfide alla politica della concorrenza. Gli approcci consigliati dai ricercatori sono diversi a seconda che il risultato collusivo sia considerato più o meno realistico. Coloro che reputano i risultati ottenuti dalla ricerca troppo parziali considerano che non vi sia necessità di rivoluzionare l'approccio delle autorità nei confronti degli algoritmi di prezzo. Altri ricercatori, come Calvano et al. Ezrachi e Stucke (2016) ed economisti come Harrington (2017), con più cautela ammettono le limitazioni della ricerca ma alla luce dei veloci progressi tecnologici sospettano che lo scenario prefigurato possa essere realistico. Le proposte di intervento suggerite all'autorità sono di tipo ex-ante o ex-post, come per gli interventi regolatori dei fallimenti di mercato. Un approccio ex-ante prevederebbe il controllo da parte dell'autorità dell'algoritmo prima del suo utilizzo sul mercato o la sua vendita, in modo da verificare se questo abbia una qualche tendenza alla collusione. Ezrachi e Stucke hanno proposto di formare gli algoritmi in un mercato virtuale cercando di analizzare in modo atomico le parti che li compongono

e ricercare associazioni tra tali parti e i risultati ottenuti. Poi, con un approccio *sandbox*, testare gli algoritmi su mercati reali controllati e infine permetterne l'uso. Harrington propone inoltre di istituire una lista nera di algoritmi di cui si vieti l'uso. Interventi di tale portata sono sicuramente invadenti e comportano eventualmente dei rischi nel caso in cui un algoritmi permesso, interagendo con altri algoritmi più moderni, tenda a colludere con essi. Convertire il permesso dell'uso di quell'algoritmo in un divieto significherebbe mettere in difficoltà tutte quelle imprese che hanno investito in tale algoritmo, allo stesso tempo, vietare gli algoritmi più moderni significherebbe limitare eccessivamente lo sviluppo tecnologico. L'approccio ex-post prevede invece che la regolazione venga effettuata dopo l'entrata in uso dell'algoritmo e il verificarsi di una situazione anomala. E' proprio in questo caso che si dovrebbe rivalutare la regolamentazione di quella che è considerata collusione tacita e che, come chiarito nel paragrafo 1.2.2, non è in questo momento approfondita e regolata. Come si è detto, non è il risultato anticompetitivo che viene punito ma è l'intenzionalità nel raggiungerlo che viene considerata centrale. Quindi basandosi su questo principio ed escludendo il risultato sul mercato, non si troverebbero delle motivazioni per punire effettivamente la collusione dato che nel caso di strong AI l'intenzione non è nè concordata tra le parti nè chiarita inequivocabilmente all'interno dell'algoritmo. Senza contare la difficoltà di riconoscere effettivamente un risultato anticompetitivo sul mercato quando non si considerano oligopoli molto concentrati. Il discorso della regolamentazione ex-post, se non si introducono nuove metriche di valutazione, deve essere valutata in termini di probabilità della collusione. La presunzione è che, anche con l'introduzione dei nuovi algoritmi, non cambi il rapporto tra falsi negativi, che sono rari, ovvero è raro che la collusione non nasca da un coordinamento esplicito, mentre i falsi positivi sono frequenti, ovvero la sola ricerca del livello dei prezzi come metrica per valutare la collusione segnalerebbe troppo frequentemente casi di collusione non veritieri [6]. Dato che la ricerca stabilisce che gli algoritmi di fissazione dei prezzi potrebbe falsare queste probabilità, aumentando la collusione tacita e quindi i falsi negativi, è necessario stabilire nuove metodologie per indagare e regolare la situazione.

La collusione tacita è trattata diversamente da quella esplicita perchè in determinati mercati e sotto certe condizioni, come mercati trasparenti con pochi venditori e prodotti omogenei, strategie di prezzo sovracompetitive possono essere il normale risultato del razionale comportamento economico di ciascuna azienda sul mercato. È per questo motivo che la collusione tacita non fa parte del comportamento punibile secondo le leggi sulla concorrenza, ma, da un punto di vista politico, questa forma può avere conseguenze non auspicabili dato che le aziende possono trarre vantaggio a scapito dei consumatori che sarebbero danneggiati come se fosse un accordo esplicito. Tuttavia tra la collusione esplicita e la collusione tacita instaurata dagli algoritmi vi è una differenza. Sebbene nessuna delle due si basi su accordi espliciti, si potrebbero distinguere il fatto che, dato che l'uso degli algoritmi di per sè può essere pregiudizievole, chi ne fa uso ha il dovere di assicurarsi che l'algoritmo non comporti squilibri di mercato negativi per i consumatori. Rimane comunque il problema che sarebbero le imprese a farsi carico di quest'onere e sarebbe difficile per le autorità verificare che le imprese si autoregolino e, nel caso non lo facessero, dimostrare che si è giunti a un equilibrio anticompetitivo.

Per quanto concerne gli algoritmi di personalizzazione del prezzo, questi si stanno espandendo in sempre più aree di business, sollevando anche questioni legali, in particolare per quanto riguarda la privacy. Schemi di prezzi discriminatori, come quelli che implementano

tariffe in due parti, hanno attirato l'attenzione delle leggi antidiscriminazione e antitrust in diversi paesi. Tuttavia, è stato dimostrato che la legge esistente può avere effetti persino controproducenti quando si tratta di proteggere i consumatori da potenziali asimmetrie di potere [43]. Ad esempio, nel tentativo di migliorare la privacy dei consumatori, il governo olandese ha emesso un legge del 2012 che impone ai proprietari di siti web di informare gli utenti in merito a pratiche di tracciamento, profilazione e personalizzazione prima che essi visitino il sito. Di conseguenza, la maggior parte dei siti web ha implementato tecniche per consentire l'accesso solo agli utenti che consentono il permesso di tali pratiche. Il risultato è che con questo stratagemma, i permessi richiesti agli utenti comprendevano pratiche decisamente più invasive rispetto alle precedenti impostazioni di default. Con la finalità di proteggere i consumatori, l'European General Data Protection, un regolamento che si applica nella maggior parte dei casi di negozi online, prevede che un'azienda che applica uno schema tariffario personalizzato deve informare i propri clienti sulle finalità del trattamento dei dati personali e richiedere un valido consenso.

3.3.2 Questioni etiche

In relazione all'eticità delle pratiche di pricing, la pratica di discriminare i prezzi dinamicamente nel tempo non sembra avere suscitato l'attenzione degli studiosi [43]. Ciò che si è notato è che i consumatori sono diventati molto più strategici nel loro comportamento di acquisto online, pianificando gli acquisti, controllando i prezzi e la disponibilità per giorni, in modo da avere abbastanza informazioni per formare una strategia di risposta alla tariffazione dinamica. Tuttavia, dal punto di vista del consumatore, resta un compito impegnativo riconoscere le variazioni di prezzo e fare previsioni corrette in merito all'evoluzione futura dei prezzi. Ciò può portare a una diminuzione delle intenzioni di acquisto e diminuzione della fiducia. Dal punto di vista puramente etico, non vi sono critiche generali alla tariffazione del prezzo dinamica nel tempo, a parte alcuni episodi specifici come il caso di Uber in cui le tariffe lievitarono durante l'attacco terroristico a Londra nel 2017. Ma dal punto di vista etico la maggior parte delle ricerche si concentrano sul *personalized pricing*. In generale trovarsi di fronte a una tariffazione diversa per diversi gruppi di persone è ragionevolmente accettata dai consumatori. Diverso è il discorso quando la tariffazione vuole implementare una discriminazione di primo grado e fornire un prezzo particolare a ogni consumatore, calcolato a partire dalle informazioni che quello lascia trapelare, ovvero l'obbiettivo degli algoritmi di *personalized pricing*. Il monitoraggio digitale tramite *cookie* e *breadcrumbs* consente alle aziende di analizzare i dati sul comportamento dei consumatori e decifrarne i dati personali, le caratteristiche e le preferenze per implementare una discriminazione quasi perfetta identificando la disponibilità a pagare individuale. Ciò che crea dibattito è che spesso rimane invisibile agli occhi della maggior parte dei consumatori il fatto che il loro comportamento online crea una lunga traccia di dati, che siano posizione, abitudini di navigazione, cronologia degli acquisti, post sui social media e altri che consentono alle aziende di eseguire una profilazione molto specifica sui gusti e abitudini di acquisto individuali nonchè il reddito o lo stato di salute. Quindi la principale sfida etica dei prezzi personalizzati risiede nell'accumulo e analisi dei dati comportamentali individuali e nelle asimmetrie informative e di potere che sorgono tra i consumatori e le aziende che ne possiedono le profilazioni. Le differenze di prezzo interpersonali e la percezione della violazione di condivise norme sociali sono particolarmente rilevanti per il consumatore che

percepisce la pratica come ingiusta o manipolativa e diventa più diffidente. A tal proposito si introduce il fenomeno dell'*obfuscation*, ovvero lo sfruttamento da parte delle imprese dei limiti cognitivi dei consumatori, aumentando deliberatamente la complessità della struttura o della presentazione dei prezzi, o adottando strategie psicologiche che inducano il cliente ad acquistare e impediscano i confronti interpersonali [18]. Inoltre si è già accennato precedentemente alla questione dei parametri utilizzati per effettuare la discriminazione, che possono generare discriminazioni non accettabili o sfruttare parametri che rappresentano la debolezza di una categoria di consumatori. Allo stesso tempo anche i dati stessi effettuati per il training possono essere affetti da bias che rappresentano come un pregiudizio. Dataset incompleti, non rappresentativi o etichettati in modo tale da avere intrinsecamente un pregiudizio possono avere effetti molto seri. Esulando dal discorso relativo ai prezzi, nello studio "*Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification*" si analizzano algoritmi di riconoscimento facciale e viene dimostrato che tali algoritmi sbagliano nel riconoscimento solo nell'1% dei casi di uomini bianchi, mentre il tasso di errore sale attorno al 35% quando sono prese in considerazione donne di colore. Il motivo è che i volti di uomini e donne di colore sono meno presenti nei database utilizzati per realizzare i software di riconoscimento facciale. Ora, questo problema ha avuto risvolti pratici molto gravi dal momento che, anche a causa del pregiudizio interno dell'algoritmo di riconoscimento, un uomo di colore è stato arrestato ingiustamente dopo una segnalazione avvenuta a causa dell'algoritmo che ha sbagliato nella ricerca della corrispondenza di un uomo ricercato dalle autorità³⁹.

³⁹<https://www.wired.it/attualita/tech/2020/07/02/razzismo-algoritmi-prima-vittima/>

Capitolo 4

I casi Uber ed Airbnb

In questo capitolo vengono analizzati congiuntamente Uber e Airbnb e in particolare il loro modello di business e l'impatto che l'uso dei loro algoritmi di pricing ha avuto sul successo e sulle difficoltà legali delle aziende. Uber, in origine UberCab, è una società fondata nel 2009 da un'idea nata nel 2008 ai due cofondatori che una notte a Parigi non sono riusciti a trovare un passaggio per il loro rientro⁴⁰. Essenzialmente l'impegno originale dei fondatori della società è stato quello di sviluppare un'applicazione mobile semplice e intuitiva che permettesse con un click di trovare un passaggio. L'applicazione sviluppata vede da un lato i *drivers* e dall'altro i *passengers*. I drivers stipulano un contratto direttamente con Uber e diventano disponibili sull'applicazione che i passengers devono obbligatoriamente scaricare per usufruire del servizio. Aprendo l'applicazione nella versione italiana, è disponibile la modalità standard, la modalità business e anche la modalità UberEats tra cui scegliere; tralasciando l'ultima che si discosta notevolmente dall'idea del servizio Uber originale, è possibile scegliere punto di partenza e arrivo e verificare la disponibilità del trasporto. Prima di farlo è necessario inserire un valido metodo di pagamento perchè Uber non accetta pagamenti in contanti o tramite terminali di pagamento ma il pagamento deve essere effettuato esclusivamente attraverso l'applicazione. La prima modalità resa disponibile dall'applicazione è stata UberBlack, un servizio in cui i drivers disponibili dovevano possedere auto di lusso, ancora oggi disponibile sulla piattaforma. Sono stati poi introdotti UberX, in Italia detto UberPOP, un servizio del tutto analogo a UberBlack per modalità e finalità ma con veicoli non di lusso e minori obblighi da parte dei drivers, successivamente UberPOOL, che permette di condividere lo stesso passaggio con utenti interessati allo stesso tragitto in modo da ammortizzarne il costo, infine UberEats, che invece non prevede un trasporto di passeggeri ma è un servizio di *food delivery*. Negli ultimi tempi poi i servizi di Uber si sono ampliati e particolareggiati a tal punto da richiedere un'indagine specifica che esula dalle finalità di questa tesi. Si citano ad esempio Uber for business, un pacchetto di servizi dedicati all'azienda che prevede il trasporto di dipendenti, la consegna di pasti sul posto di lavoro e persino un servizio di consegna di pacchi per vendite al dettaglio o forniture; UberXL per richiedere SUV e Van per maggiore spazio; fino ad arrivare alla sezione Bici&Monopattini che permette di noleggiare un mezzo a due ruote; e infine si cita

⁴⁰ *The History of Uber* <https://www.uber.com/newsroom/history/>

UberElevate, che comprende UberAir e UberCopter, l'ultima frontiera del trasporto della piattaforma attraverso una rete di aviazione urbana che potrebbe vedere la luce nel 2023⁴¹. Non tutti questi servizi sono presenti in tutte le città servite da Uber che ad oggi sono più di 250, con la possibilità di arrivare a destinazione in 10.000 diverse.

Airbnb, in origine AirBedandBreakfast, come Uber, viene fondata a San Francisco, un anno prima, nel 2008. Anche in questo caso l'idea venne ai due fondatori che trovandosi in difficoltà nel pagamento del proprio affitto affittarono un materasso ad aria, *airbed* e da qui il nome della società, nel loro salotto ad avventori che non trovarono posto in hotel a causa dell'evento *Industrial Designers Society of America* che aveva attirato molti viaggiatori. La piattaforma voleva mettere in contatto *hosts* che offrono le loro proprietà per ospitare i *guests*, gli avventori. Inizialmente i fondatori ritenevano che le soluzioni offerte dalla piattaforma, che prevedevano soluzioni arrangiate in case condivise con i proprietari, sarebbero state troppo modeste e adatte a una fascia di clienti con bassa disponibilità. In realtà videro che i loro avventori non appartenevano alle categorie da loro ipotizzate, come studenti o neolaurati, quindi provarono a espandere il business focalizzandosi solo sulle città che ospitavano eventi di grande portata. Dapprima scoraggiati per la poca fortuna si rivolsero a Y-Combinator, un programma di incubatore di start-up, che, in concomitanza con lo sviluppo di un sistema di prenotazione e pagamenti online attraverso la piattaforma, riuscì a risollevare le sorti dell'impresa che oggi è un colosso degli affitti a breve termine⁴². Similmente a Uber, anche le offerte di Airbnb si sono ampliate e diversificate nel tempo, ad oggi sul portale si possono trovare le soluzioni di Airbnb Luxe, che come si può immaginare è dedicata agli amanti del lusso, e presenta offerte non convenzionali come la possibilità di affittare un atollo in Polinesia. Per entrare a far parte delle proposte è necessario superare rigidi controlli e disporre di caratteristiche tipiche del lusso appunto. Airbnb for Work è invece la sezione della piattaforma dedicata ai viaggi d'affari, le aziende possono affidarsi alla piattaforma per i trasferimenti a breve termine dei propri dipendenti, per organizzare riunioni in location non convenzionali o viaggi di team building. Le proposte vengono selezionate secondo criteri di corrispondenza fra le necessità dei viaggiatori business e le caratteristiche dell'offerta, come la presenza di rete wifi per citarne una, nonché da precedenti esperienze di viaggiatori business. Inoltre troviamo la sezione Airbnb Plus: tale sezione può essere considerata la versione più rigida e professionale dell'Airbnb originale. Infatti gli annunci devono avere alcune caratteristiche intrinseche, ad esempio bagno privato, wifi, tv ed altre attrezzature, nonché vengono richieste attività di manutenzione e attenzione al design, ma soprattutto per entrare in questa sezione l'host deve pagare una somma ad Airbnb che si occupa di svolgere un sopralluogo per il controllo e la realizzazione di un set fotografico e inoltre l'annuncio non deve essere presente su altre piattaforme al di fuori di Airbnb. Tali imposizioni non sono da sottovalutare per la seguente analisi. Il pagamento degli affitti viene gestito dalla piattaforma che si occupa poi di versarlo agli hosts trattando una percentuale che varia a seconda di alcune caratteristiche dell'annuncio mentre l'altra parte dei ricavi di Airbnb viene direttamente richiesta all'ospite in sede di prenotazione.

⁴¹dichiarazione di Eric Allison, Head of Uber Elevate, <https://nbaa.org/2019-press-releases/head-uber-elevate-eric-allison-provide-view-aviations-future-nbaa-bace/>

⁴²<https://www.lenovys.com/blog/storia-airbnb-sbagliare-maniera-pianificata/>

Uber e Airbnb sono accumulati da molte cose: entrambi sono grandi piattaforme, esempi di *two-sided market*, che hanno rivouzionato e innovato il mercato in cui si sono inseriti. Esse fungono da intermediario tra due parti che interagendo ottengono benefici dallo scambio di beni e servizi. Tale modello di business è caratterizzato da forti esternalità indirette di rete positive che l'aggiunta di nuovi utenti alla piattaforma genera sul valore degli scambi. In questi casi specifici l'esternalità di rete è globalmente positiva: l'ingresso di un nuovo fornitore del servizio dal lato offerta ha un effetto positivo per il lato opposto della piattaforma che vede proposte più numerose e diversificate con un valore maggiore. Allo stesso modo, un numero crescente di clienti ha un efetto positivo sull'offerta. Anche all'interno dello stesso lato della piattaforma le esternalità sono positive, soprattutto dal lato domanda: i clienti di un servizio sono più fiduciosi nell'utilizzare una piattaforma se sanno che molti altri clienti la utilizzano, senza contare l'importanza che possono avere le recensioni lasciate dagli altri utilizzatori. Uber ed Airbnb sono anche considerate da molti *sharing economy*: questo è vero soprattutto per Airbnb in quanto, secondo la filosofia dell'azienda, attraverso la piattaforma viene condiviso un asset, che sia un divano in soggiorno o un'intera casa, che altrimenti sarebbe sottoutilizzato, tra privati, in modo temporaneo. Uber è un caso più controverso perchè sebbene gli asset siano messi a disposizione dai privati, l'oggetto dello scambio è un servizio che viene generato su richiesta del cliente; a livello di trasporto, un servizio che incarna meglio la definizione di *sharing economy* è *BlaBlaCar*⁴³. Per finire, in molti resoconti sono considerate entrambe *disruptive innovation* ma questa visione non è universale. Uber non è una *disruptive innovation* secondo la definizione di Clay Christensen⁴⁴ perchè non ha stabilito un mercato completamente nuovo: la produzione in serie di automobili è stata un'innovazione *disruptive* perchè ha innovato il mercato dei trasporti tanto da poter dire di averne creato uno nuovo, dove clienti del vecchio mercato, e clienti completamente nuovi hanno composto la domanda. Inoltre le innovazioni *disruptive* solitamente partono da un prodotto dedicato ad una fascia dimenticata dal settore e poi sviluppano il loro prodotto tanto da espanderlo in tutto il mercato e vincere i competitors: anche questo non è il caso di Uber mentre è il caso di *Netflix* che è stata la rovina di *Blockbuster* proponendo un servizio di noleggio di film in numero illimitato a fronte di un pagamento mensile, dedicato non tanto a coloro che erano interessati alle nuove uscite, quanto a chi cercava un passatempo. Uber può essere considerata in quest'ottica una *sustaining innovation*, perchè ha migliorato un servizio esistente e aumentato la domanda partendo dalla stessa fascia di mercato servita dai taxi di cui è il principale competitor e poi estendendosi ad altre fasce di mercato più marginali⁴⁵. Airbnb dal canto suo può essere considerata *disruptive*⁴⁶ per il fatto che è partita realmente da una fascia di clienti particolare, soddisfacendo una domanda diversa da quella degli hotel o b&b classici: all'inizio la condivisione dello spazio ideata da Airbnb prevedeva che gli ospiti

⁴³http://collaboriamo.org/media/2018/11/Report_Quando-la-sharing-economy-fa-innovazione-sociale.-Il-caso-BlaBlaCar.pdf

⁴⁴<https://medium.com/datadriveninvestor/why-uber-isnt-disruptive-but-netflix-is-disruptive-innovation-explained-198d250f4db0>

⁴⁵<https://hbr.org/2015/12/what-is-disruptive-innovation>

⁴⁶<https://digitalmarketing.temple.edu/aleist/2016/10/18/airbnb-disruptive-innovation-in-the-tourism-industry/>

venissero accolti da padroni di casa nei loro salotti, nelle camere in eccesso, con un'idea di accoglienza che vedeva la partecipazione di entrambe le parti. L'offerta di Airbnb si rivolgeva a una fascia di clienti con disponibilità a pagare bassa o che trovassero attraente l'idea di fare il turista in un modo più integrato con la realtà dei suoi abitanti. Con il passare del tempo Airbnb ha iniziato a fornire un servizio diversificato che prevede l'affitto a breve termine di appartamenti e camere, generalmente ad un prezzo inferiore rispetto agli hotel, ma anche camere condivise, case sugli alberi, igloo e castelli. Per molti versi la piattaforma non è più un diretto competitor degli hotel e del mercato degli affitti a breve termine tradizionale in quanto contiene offerte del tutto insolite. Dall'altro la maggior parte del suo business gravita intorno agli affitti di alloggi, case e camere vacanze, direttamente concorrenti del settore alberghiero. Airbnb è quindi come Uber al limite tra una disruptive innovation e una sustaining innovation e in questo lavoro si preferisce propendere per la seconda definizione in quanto il risultato del processo di introduzione di questi colossi non ha avuto un esito distruttivo del settore. Altra caratteristica che accomuna le due imprese che è di particolare interesse è l'implementazione e l'uso di due algoritmi di pricing molto sofisticati: entrambi sono stati nominati nella sezione 2.2.2 e quello di Uber si muove in uno scenario Hub and Spoke mentre quello di Airbnb è al limite tra lo scenario Hub and Spoke e Predictable Agent. In seguito vengono descritti entrambi gli algoritmi in modo da permettere poi le successive analisi.

4.1 Approfondimento sugli algoritmi utilizzati

Nelle prossime sezioni vengono approfonditi gli algoritmi utilizzati da Uber ed Airbnb. In particolare verrà spiegato la logica che sta alla base del loro funzionamento, la realtà in cui sono immersi e con cui si devono interfacciare e gli obiettivi che stanno alla base del loro del loro uso. A tal scopo si fa riferimento a numerosi papers redatti da studiosi e ricercatori, nonché da esperti che hanno lavorato all'implementazione e gestione di tali algoritmi e che hanno riportato le loro testimonianze in documenti che mirano a spiegarne le funzionalità.

4.1.1 L'algoritmo di Uber

L'algoritmo di Uber è stato ampiamente discusso e fortemente criticato in quanto pratica il famoso *surge pricing*. In pratica, l'algoritmo di Uber conosce i livelli di domanda e offerta in un determinato momento in una determinata area geografica. L'offerta è un dato che Uber conosce a priori perchè in ogni momento sa quanti autisti tra quelli iscritti alla piattaforma sono in circolazione; la domanda viene invece stimata a partire dal numero di volte in cui l'applicazione di Uber viene aperta in un dato intervallo di tempo. Avendo a disposizione questi dati l'algoritmo calcola un prezzo che può essere *surge* ovvero impennato da un fattore moltiplicativo che stabilisce prezzi fino a 50 volte maggiorati rispetto al solito [12]. Il prezzo è stabilito dinamicamente una volta conosciuta la domanda e l'offerta in modo da massimizzare il ricavo dalla vendita del servizio: in questo modo solo i clienti con la willingness to pay più alta vengono soddisfatti e da loro viene estratto molto surplus, mentre dal lato offerta gli autisti sono soddisfatti del ricavo e altri drivers, attratti dagli alti ricavi, vorranno iscriversi alla piattaforma. Ad esempio, il 21 marzo 2015 dopo la fine

di un concerto in New York City uno studio [21] mostra che nel periodo di picco, in cui l'applicazione veniva aperta ogni minuto da un numero di utenti tra le 2 fino a più di 4 volte il numero di utenti ordinari, l'algoritmo ha permesso che nella zona in esame arrivasse un numero maggiore di drivers. Infatti agli autisti viene mostrato tramite una cartina colorata quali sono le zone soggette a surge pricing e viene indicato a quanto ammonta il fattore moltiplicativo in modo tale che questi vadano a servire le zone dove la domanda è più elevata. In questo caso specifico durante il surge pricing si è reso disponibile un numero di drivers tra 1.5 e 1.8 volte il numero comune. Inoltre l'algoritmo ha applicato una tariffazione più alta per gli utenti che cercavano le corse in quel momento nella zona in esame e si è riscontrato che a fronte di una richiesta enormemente alta il numero di corse effettuato non è aumentato in modo considerevole ed è stato persino minore della disponibilità dei drivers: questo è dovuto al fatto che il prezzo è stato aumentato a tal punto da risultare eccessivo per la maggior parte dei clienti che hanno preferito soluzioni alternative, ma tale da far richiedere il servizio solo ai clienti con una alta willingness to pay per il servizio Uber in quel dato frangente (Figura 4.1). Uber sostiene che il suo algoritmo induca un comportamento efficiente da parte di tutti gli attori, inoltre i clienti che usufruiscono del servizio lo fanno perchè a fronte del prezzo impennato valutano comunque di più il servizio offerto; inoltre con questa tattica non ci sono tempi di attesa e anche gli stessi autisti sono più soddisfatti del lavoro svolto. Ciò che ritiene Uber è che con questo metodo tutti quelli che vogliono davvero un passaggio con Uber lo ricevono e lo ricevono nel più breve tempo possibile.

“We are not setting the price, the Market is setting the price. We have algorithms to determine what that market is.”

Uber's CEO, 2014

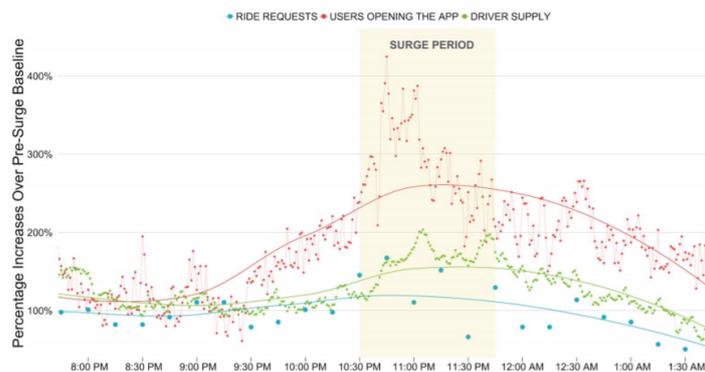


Figura 4.1. Andamento di domanda, offerta ed esecuzione delle corse nel tempo. I punti rossi rappresentano il numero di volte in cui viene aperta l'applicazione in un minuto, quelli azzurri il numero di corse effettuate ogni 15 minuti e in verde il numero di drivers che si sono resi disponibili nella zona. Immagine presa da: Hall, Jonathan, Cory Kendrick, and Chris Nosko. “The effects of Uber's surge pricing: A case study.” *The University of Chicago Booth School of Business* (2015).

L'algoritmo di Uber è quindi composto da una fiorente attività di monitoring, essenziale per stimare la domanda e invitare i drivers nelle zone a più alta richiesta, un momento in cui reagisce ai cambiamenti del mercato e tramite il fattore moltiplicativo aumenta i prezzi e infine un'attività di segnalazione un po' particolare in quanto non segnala le sue intenzioni ai competitors ma segnala al lato offerta del mercato dove recarsi per massimizzare i loro, e di conseguenza anche i suoi, guadagni. La grande critica all'algoritmo di Uber parte dai clienti per la pratica del *surge pricing*, che rischia di far perdere immagine e reputazione all'impresa, e continua poi più gravemente da parte delle autorità per il fatto che i drivers non possono sottrarsi alla decisione di tariffazione decisa dall'algoritmo.

4.1.2 L'algoritmo di Airbnb

L'algoritmo di Airbnb funziona similmente a quello di Uber in quanto a partire dai livelli di domanda e offerta tenta di stabilire il prezzo ottimale da consigliare ai propri host. A differenza del caso Uber, Airbnb incontra molte più complicazioni: innanzi tutto la domanda a cui Airbnb deve guardare non è un dato istantaneo; la domanda di Airbnb è fortemente influenzata da fattori stagionali o occasioni eccezionali (come le Olimpiadi), inoltre deve essere prevista con anticipo, in quanto stabilire il prezzo di una camera per un utente che vuole prenotarla per domani è diverso rispetto a stabilire il prezzo della stessa camera per un utente che vuole prenotarla per usufruirne tra una settimana o un mese. Non ha quindi senso sapere quanti utenti navigano in questo momento per stabilire i prezzi in modo istantaneo, è molto più idoneo processare dati storici e cercare di estrapolare la curva di domanda prevista nel tempo in una determinata zona. Anche l'offerta è molto più difficile da modellare: se per Uber basta contare quanti autisti ci sono disponibili, Airbnb deve fare i conti con una offerta spropositatamente differenziata sia per il tipo di locale ma anche per la posizione geografica. Non basta considerare che una camera con bagno condiviso sia diversa da un castello, bisogna anche considerare che a parità di offerta il guest potrà discriminare a seconda che questa sia in periferia o in centro a seconda delle sue esigenze. E se la differenza tra periferia e centro non stupisce, e si può intendere semplicisticamente come una distanza fisica che separa ad esempio i punti di interesse di una città turistica dalla posizione del locale, è molto più difficile capire cosa distingue un quartiere da un altro e in quali quartieri la disponibilità a pagare dei clienti diventa più alta. Tenuto conto di tutti questi fattori che amplificano sostanzialmente la differenziazione del prodotto l'algoritmo ha poi il compito di definire il prezzo idoneo per ogni offerta disponibile sulla piattaforma. Tale prezzo, a differenza di Uber, non è imposto agli host che si iscrivono alla piattaforma ma è solo suggerito e può essere seguito o ignorato: si parla di *price tips*, prezzi suggeriti, e prevedono, tra l'altro, un coinvolgimento abbastanza attivo dell'host che sceglie di seguirli perchè dovrà controllarli e accettarli ogni giorno [48]. Dato che i price tips sono risultati molto impegnativi e non adatti alla variegata offerta di Airbnb che comprende per la maggior parte host non professionali, la piattaforma ha anche inserito lo *smart pricing*, un mezzo più semplice e intuitivo per gli host, che devono solo fissare un prezzo minimo e massimo entro cui vorrebbero affittare il proprio annuncio e poi sarà l'algoritmo ad impostare di volta in volta i prezzi che ritiene più adatti entro quelle soglie.

Diverse ricerche [5] hanno analizzato gli annunci di Airbnb ed estrapolato cinque gruppi di variabili che impattano sulla classificazione e quindi poi sul prezzo degli annunci, quindi

una classificazione lato offerta, secondo un modello di regressione edonica⁴⁷ che risulta interessanti riportare. I cinque gruppi comprendono i *listing attributes*, gli *host attributes*, le *rental policies* la *listing reputation* e la *listing location*.

I *listing attributes*: sono gli attributi più tradizionali dell’annuncio come tipologia, numero di camere, numero di ospiti, presenza di wifi e numerosi altri.

Gli *host attributes*: in un panorama di sharing economy relativa all’ospitalità è di fondamentale importanza che gli ospiti giudichino positivamente il padrone di casa a partire da subito. In questo senso ha un’importanza particolare il profilo e la foto del profilo, nonchè le caratteristiche di *superhost*⁴⁸ e *professional host*⁴⁹ che vengono mostrate subito tramite simboli e diciture che attirano l’attenzione. Segue poi il tempo di risposta. Inoltre dettagli sulla vita privata dell’host nonchè etnia, orientamento sessuale e stato civile risultano influenti sul prezzo dell’annuncio: chiaramente questo è stato ed è al centro di un dibattito tra Airbnb e le autorità in quanto è stato dimostrato da una ricerca condotta a San Francisco che host ispanici e asiatici addebitano sistematicamente tariffe più basse dei concorrenti con pelle bianca. La discriminazione avviene anche dal lato domanda, in quanto altri studio hanno messo in evidenza che anche quando si interfacciano alla piattaforma in qualità di guests, alcuni gruppi etnici ricevono con maggiori probabilità il rifiuto da parte degli hosts che dovevano confermare la loro prenotazione [49].

Le *rental policies* come i comportamenti che si devono tenere all’interno del locale, ad esempio non poter fumare o introdurre animali o non organizzare feste, nonchè le politiche di cancellazione della prenotazione che possono essere più o meno severe a seconda dell’anticipo e dalla percentuale trattenuta a fronte della cancellazione.

La *listing reputation*: anche questa caratteristica assume un valore fondamentale nel mondo online e nella sharing economy in particolare. Le opinioni e le recensioni di coloro che hanno usufruito precedentemente del servizio, nonchè le valutazioni di pulizia, disponibilità dell’host e numerose altre accrescono notevolmente la fiducia dal lato guest. Il settore dell’ospitalità, tra l’altro, appartiene ad un panorama caratterizzato da *experience goods*, ovvero tutti quei bene per i quali esiste una incolmabile incompletezza di giudizio che può estinguersi solo dopo che si è fatta esperienza diretta del bene o servizio. Il turismo, una cena al ristorante sono esempi di *experience good*. Chiaramente un annuncio è caratterizzato da molte informazioni pratiche che indirizzano il giudizio dell’utente, ma poi la scelta finale è dettata anche dal motivo per cui un utente intende affittare, turismo, viaggio di lavoro, necessità, e in molti casi se la scelta dell’annuncio è stata azzecata o no potrà dirlo solo l’esperienza. A tal proposito le recensioni e le valutazioni aiutano il guest, fornendogli dettagli dell’esperienza diretta di altri avventori che lasciano la loro recensioni.

Infine le *listing locations*, infatti tra le variabili che discriminano tra un tipo di annuncio

⁴⁷metodo che prevede la suddivisione di un bene o servizio in caratteristiche distinte per valutare l’impatto che ciascuna di esse ha sul valore finale

⁴⁸qualifica concessa da Airbnb agli host che raggiungono determinate performance: tasso di risposta superiore al 90%, tasso di cancellazione inferiore all’1%, aver completato almeno 10 viaggi oppure 3 prenotazioni per una durata complessiva di almeno 100 notti, avere una valutazione di almeno 4,8 su 5. <https://www.airbnb.it/help/article/829/come-faccio-a-diventare-un-superhost>

⁴⁹un host che ha due o più annunci su Airbnb

e un altro c'è la grande variabile della posizione geografica che ha un impatto straordinariamente elevato sul prezzo.

A tale proposito ci si ricollega agli algoritmi veri e propri che Airbnb utilizza per ottimizzare i prezzi delle offerte. Relativamente alla posizione geografica all'inizio i programmatori Airbnb tendevano ad avere una visione geografica e spaziale molto distante da quella che è la realtà delle città: per vedere quanto un annuncio fosse simile ad un altro per posizione geografica veniva considerato un cerchio con centro sulla posizione dell'annuncio in questione e un raggio determinato. Se questo raggio comprendeva fiumi, laghi, parchi non era significativo, la distanza in linea d'aria era la variabile che indicava quanto due annunci fossero simili dal punto di vista della loro posizione. Tale pratica si è rivelata troppo distante e superficiale quando si considera una città, uno spazio geografico ricco di caratteristiche che possono fare la differenza tra una via e l'altra, seppure adiacenti. La soluzione implementata è partita dalle mappature di un cartografo che ha tracciato i confini dei quartieri nelle città principali di Airbnb in modo molto accurato: queste divisioni sono state poi le metriche adatte per clusterizzare gli annunci correttamente su base geografica⁵⁰. Per esempio, se prima gli annunci situati sui lati del Tamigi erano considerati sostituti, adesso un annuncio sul lato di Greenwich del Tamigi arriva a costare più del doppio rispetto a un annuncio simile dall'altro lato, in modo aderente con le reali disponibilità a pagare dei guests. Questo meccanismo è poi stato adottato su tutta la piattaforma Airbnb e implementato tramite un pacchetto di algoritmi chiamato *Aerosolve* opensource e disponibile su GitHub⁵¹.

Una volta classificata l'offerta secondo i parametri precedenti, considerando le informazioni estrapolate da ricerche autonome e dichiarazioni della stessa Airbnb, gli algoritmi usati dall'azienda nella pratica si occupano di stimare la domanda e l'offerta, facendo attività di puro monitoraggio, poi tentando di fissare i prezzi o valutare i prezzi fissati dagli hosts, e infine estrapolare dall'andamento del mercato se il prezzo consigliato e fissato erano idonei. A questo punto tramite un processo che prevede apprendimento e reattività, la piattaforma aggiornerà i price tips e gli smart pricing in modo da renderli sempre più aderenti alle richieste del mercato e ottimizzare la sua produttività.

La domanda dipende dal fattore *tempo* ed è specifica per il *tipo di annunci*. Come si è detto l'andamento nel tempo della domanda dipende da fattori stagionali e occasionali. Per verificare tali andamenti l'attività più appropriata è l'analisi di dati storici seguita poi dall'applicazione di modelli predittivi. Un fattore temporale che caratterizza questo ambito di business è la distanza tra la data corrente e la data per cui si intende prenotare dato che il prezzo è influenzato non solo dalla data che si vuole prenotare ma anche dell'anticipo con cui questa viene prenotata. La stima della domanda viene fatta tramite una *Gradient Boosting Machine*⁵² che fornisce una stima della probabilità della prenotazione di un annuncio in

⁵⁰<https://spectrum.ieee.org/computing/software/the-secret-of-airbnbs-pricing-algorithm>

⁵¹il progetto è visibile al link <https://github.com/airbnb/aerosolve>. Consiste in un progetto di collaborazione uomo-macchina implementato con il Machine Learning dalla portata esorbitante. Tramite questo pacchetto si effettuano analisi per immagini molto sofisticate, un livello di precisione e intelligenza avanzato a tal punto che questo pacchetto comprende le preferenze degli utenti tra le foto dei diversi annunci, consigliando agli hosts foto con luci calde piuttosto che fredde, per ambienti diversi come salotti o bagni, nonché le preferenze tra arredamenti più minimal o vissuti

⁵²si avvale di tecniche di apprendimento automatico per problemi di regressione e classificazione.

funzione del prezzo, una rappresentazione grafica della stima è riportata in figura 4.2. In ascissa è rappresentato il prezzo normalizzato rispetto al prezzo di listino applicato dall'host, in ordinata è rappresentata la probabilità di prenotazione che è chiaramente decrescente e tende a 1 quando il prezzo tende a 0, al contrario tende a 0 quando il price ratio tende ad $+\infty$. La differenza tra la domanda stimata e quella reale è dovuta al

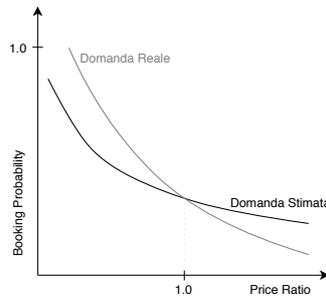


Figura 4.2. Domanda Airbnb stimata e reale

fatto che nella realtà il prezzo di un annuncio è poco variabile e quindi non si hanno dati a sufficienza per stimare l'elasticità della domanda in uno spazio di valori abbastanza ampio. Inoltre l'unicità intrinseca di ciascun annuncio rende difficile la generalizzazione di un risultato ottenuto guardando un annuncio nei confronti degli altri annunci. Inoltre alcune features sono dipendenti del prezzo, come il tasso di occupazione della stanza, il che complica notevolmente il modello. A fronte di questi ostacoli, vengono elaborati mezzi di supporto alternativi che, come la stima della domanda, concorrono a stimare il *prezzo ottimale*. A tal proposito una procedura diversa ma affine alla precedente si occupa di stimare il prezzo ottimale P_0 procedendo empiricamente a partire dai dati in suo possesso e dall'esperienza sperimentata ogni giorno relativamente al fatto che l'annuncio in esame sia o non sia prenotato, e valuta quanto il prezzo proposto e il prezzo effettivo, che può essere diverso dal prezzo proposto se l'utente non segue i price tips, siano vicini a P_0 . Considerando quindi un prezzo di listino P , un prezzo suggerito dall'algoritmo P_{sug} e il prezzo ideale P_0 ci possono essere quattro diversi esiti [48]:

l'annuncio viene prenotato quindi $P_0 \geq P$:

- se $P_{sug} \geq P$ la situazione è ambigua perchè il nostro consiglio potrebbe avvicinarsi al prezzo ottimale meglio di P ma allo stesso tempo non sappiamo se al prezzo suggerito la camera sarebbe stata comunque prenotata o il prezzo sarebbe risultato troppo alto
- se $P_{sug} < P$ allora l'algoritmo consiglia un prezzo sicuramente troppo basso che avrebbe generato una perdita per il cliente data da $P - P_{sug}$

l'annuncio non viene prenotato quindi $P_0 < P$:

Tramite alberi di regressione prevede gli errori del modello, ovvero la differenza tra il valore previsto e quello reale, e iterativamente con l'obiettivo di ridurre l'errore stima nuovi modelli di previsione più accurati

- se $P_{sug} \geq P$ allora l'algoritmo consiglia un prezzo sicuramente troppo alto e la probabilità di affittare sarebbero ancora minori
- se $P_{sug} < P$ allora la situazione è ambigua, come sopra, perchè il nostro consiglio potrebbe avvicinarsi al prezzo ottimale meglio di P ma allo stesso tempo non sappiamo se il prezzo suggerito, essendo più basso di quello praticato, avrebbe coperto i costi dell'host

Questo tipo di valutazioni vengono poi integrate da due delle principali metriche di valutazione tipiche dei modelli di classificazione: la *precision* e la *recall* definite come segue. Tipicamente a partire da una matrice di confusione che nel caso in esame è ipotizzata dal candidato possiamo immaginare di avere da una matrice che contiene tutte le casistiche degli annunci composta come illustrato nella tabella 4.1.2.

Prenotazione	#Previsioni	
	$P_{sug} \geq P$	$P_{sug} < P$
effettuata	a	c
non effettuata	b	d

Tabella 4.1. Matrice di confusione delle prenotazioni Airbnb

Si considerano due classi ovvero le prenotazioni effettuate e le prenotazioni non effettuate. Si considerano due previsioni del modello ovvero la previsione per cui $P_{sug} \geq P$ e la previsione opposta per cui $P_{sug} < P$. Nel caso in cui la previsione è effettuata e il modello ha previsto $P_{sug} < P$ allora il modello sicuramente ha sbagliato (nella tabella il numero di previsioni sbagliate è pari a c). Al contrario se aveva previsto $P_{sug} \geq P$ allora non si può dire che il modello abbia sbagliato la previsione (numero di volte pari ad a). Nel caso in cui la prenotazione non sia stata effettuata, se il modello ha previsto $P_{sug} \geq P$ allora sicuramente ha sbagliato (numero di volte pari a b), al contrario se ha previsto $P_{sug} < P$ non si può dire che il modello abbia sbagliato la previsione (numero di volte pari a d). A partire da questa tabella si possono costruire l'indicatore di recall che misura la *sensibilità* del modello e si misura come il rapporto tra le previsioni corrette per una classe sul totale dei casi in cui si verifica effettivamente.

Tra gli annunci prenotati si misura la *Price Increase Recall* come segue:

$$PIR = \frac{a}{a + c} \tag{4.1}$$

Dove:

- a : numero di notti prenotate per cui $P_{sug} \geq P$
- c : numero di notti prenotate per cui $P_{sug} < P$
- $a+c$: totale notti prenotate

Similmente tra gli annunci non prenotati misuriamo la *Price Decrease Recall* come segue:

$$PDR = \frac{d}{b+d} \quad (4.2)$$

Dove:

- d : numero di notti non prenotate per cui $P_{sug} < P$
- b : numero di notte non prenotate per cui $P_{sug} \geq P$
- $b+d$: totale notti non prenotate

L'indicatore precision invece è una misura di *esattezza* e si misura come il rapporto tra il numero delle previsioni corrette di un evento sul totale delle volte che il modello fa quella previsione.

Tra gli annunci dove $P_{sug} \geq P$ si misura la *Price Increase Precision* come segue:

$$PIP = \frac{a}{a+b} \quad (4.3)$$

Dove:

- a : numero di notti prenotate per cui $P_{sug} \geq P$
- b : numero di notti non prenotate per cui $P_{sug} \geq P$ e quindi il modello ha sicuramente sbagliato previsione
- $a+b$: totale notti per cui $P_{sug} \geq P$

Similmente tra gli annunci dove $P_{sug} < P$ misuriamo la *Price Decrease Precision* come segue:

$$PDP = \frac{d}{c+d} \quad (4.4)$$

Dove:

- d : numero di notti non prenotate in cui $P_{sug} < P$
- c : numero di notti prenotate in cui $P_{sug} < P$ e quindi il modello ha sicuramente sbagliato previsione
- $c+d$: totale notti per cui $P_{sug} < P$

Tra queste mtriche si è stabilito che la *PDR* è fortemente correlata al business in quanto si concentra sugli annunci non prenotati e quindi sui mancati guadagni degli hosts: gli annunci di questo tipo che ricevono suggerimenti di prezzi inferiori potrebbero migliorare la competitività della piattaforma e dell'host stesso. Allo stesso tempo aumentare le misure di recall tipicamente danneggia le misure di precision e questo significherebbe potenzialmente diminuire la fiducia degli host che vedrebbero una percentuale maggiore di suggerimenti scoordinati dalle effettive tendenze.

Tenendo conto di tutti questi fattori che influenzano la domanda e il prezzo consigliato da Airbnb, è giusto considerare anche l'offerta in termini di quantità degli annunci. Anche

questa dipende da fattori stagionali soprattutto per quanto riguarda gli host non professionali, nonché da aspetti psicologici che stimolano o frenano la disponibilità degli hosts a mettere a disposizione le loro proprietà. In generale però Airbnb può vantare un'offerta sempre molto ampia che non mette a repentaglio la sopravvivenza della piattaforma. A grandi linee queste sono le variabili prese in considerazione dagli algoritmi di Airbnb. Chiramente la realtà dei fatti è notevolmente più complicata di quella appena descritta ma esula dalle possibilità di questo lavoro. Ora, una domanda interessante da porsi in relazione all'algoritmo di Airbnb è quanto effettivamente questo influenzi i risultati della piattaforma. Al contrario del caso Uber per il quale sappiamo che l'algoritmo viene adottato obbligatoriamente da tutti i drivers, non sappiamo invece se gli hosts di Airbnb utilizzano effettivamente i price tips o gli smart pricing. La mancanza di questa informazione rende più difficile elaborare delle prospettive sull'effettiva concorrenzialità del mercato della piattaforma Airbnb: se l'adozione di un algoritmo comune per il fissaggio dei prezzi ricade completamente nel contesto Hub and Spoke e, indiscutibilmente, si può considerare una minaccia alla concorrenzialità, l'adozione in percentuale non nota di un tale algoritmo non può essere considerata a priori un'arma di collusione. Nei prossimi capitoli si cercherà di analizzare le criticità degli algoritmi a prescindere dalla mancanza dell'informazione di cui sopra, successivamente si cercherà di rispondere al quesito relativo all'effettiva diffusione dell'uso del supporto algoritmico da parte degli hosts Airbnb.

4.2 Il problema del *Resale Price Maintenance*

Dal momento che la discussione sull'uso degli algoritmi descritti si basa in larga parte sulla possibilità di decidere il prezzo del servizio, si ritiene utile un approfondimento sul tema. In particolare si introduce il fenomeno dell'*RPM*, resale price maintenance: questo è generalmente un contratto che si applica ogni qual volta un'impresa a monte, ad esempio un produttore, conserva il diritto di controllare il prezzo al quale un prodotto viene venduto a valle, di solito in un mercato al dettaglio [29]. Questo tipo di contratto può avere diverse manifestazioni, come l'imposizione di un prezzo minimo di rivendita, ma può anche fare riferimento all'imposizione di un prezzo massimo: in qualsiasi caso è la manifestazione di una intesa verticale, definita nella sezione 1.2.2. Come ogni accordo, anche un contratto di tipo RPM viene studiato attentamente dalle autorità per verificare che sia legittimo alla luce di alcune considerazioni: le principali critiche che vengono mosse a questo tipo di contratto sono di tipo giuridico e di tipo economico. Giuridicamente, questo contratto mette in discussione i diritti legati al concetto di proprietà e possesso, dato che impone al legittimo proprietario del bene, il venditore al dettaglio, di gestire il bene come prevede il produttore, come se fosse in realtà quest'ultimo a detenerne la proprietà. Tale obiezione non è però di interesse per il lavoro. Dal punto di vista economico invece, sapendo che la politica antitrust prevede di stimolare e difendere la concorrenza, bisogna valutare quanto quest'ultima può essere intaccata da un contratto del tipo RPM. Innanzi tutto, un contratto di questo tipo riduce la competizione tra i dettaglianti. Inoltre, spesso, questi contratti sono determinati a monte da un'impresa che detiene una posizione forte nel mercato, posizione che le permette di valutare la convenienza dell'accordo e imporlo senza perdite. Tale condizione può anche far ricadere il caso di RPM nella fattispecie dell'abuso di posizione dominante. Si valuta che il vincolo RPM sia, tra i vincoli verticali, quello più diffuso oltre ad

essere quello che genera il maggior numero di casi antitrust. Vengono date essenzialmente tre spiegazioni per motivare l'esistenza di un simile contratto [29]:

- la pratica serve a sostenere un cartello a livello dei produttori
- la pratica serve a sostenere un cartello a livello della vendita al dettaglio
- la pratica è implementata unilateralmente dai produttori nell'ambito di un efficiente sistema di distribuzione, necessario per ottenere un servizio adeguato dai rivenditori

Nel primo caso si sostiene che il contratto è utile per definire tra i produttori una situazione collusiva, simile a un cartello. Il contratto RPM facilita la definizione dei prezzi collusivi e il mantenimento di questi. A un primo sguardo non sembrerebbe necessario dover passare attraverso un contratto di imposizione verticale con i venditori per riuscire ad accordarsi per fissare i prezzi con altri produttori, e questo è vero, ma in realtà si dimostra utile per la stabilità del rapporto collusivo. La variabilità dei prezzi di vendita potrebbe essere dovuta a variazioni nei costi di vendita al dettaglio e non a una deviazione di un partecipante all'accordo, rendendo difficile per gli altri capire come comportarsi. Eliminando la variabilità dei prezzi di vendita al dettaglio, il cartello può essere più stabile e più lungo.

Il secondo caso è meno comune del primo e anche meno pericoloso dato che meno stabile. L'unico caso in cui il cartello sia stato voluto e imposto dai dettaglianti tramite un contratto RPM riguarda le drogherie di alimentari per difendersi dall'ingresso sul mercato di grandi negozi con ampia offerta e prezzi inferiori. In questo caso i dettaglianti collusi hanno degli assets fissi, tali da permettere loro di gestire bassi volumi di vendita. Tramite i contratti di RPM essi potevano essere sicuri di non farsi concorrenza tra di loro e inoltre potevano escludere i produttori che non stipulavano contratti RPM, ritardando l'ingresso sul mercato dei nuovi negozi al dettaglio. Tale pratica risulta più instabile nel lungo termine dato che i produttori perderebbero i possibili guadagni derivati dai concorrenti esclusi sul mercato al dettaglio. Un altro caso in cui i dettaglianti sono in parte i beneficiari della pratica si verifica quando i produttori entrano in competizione perchè i dettaglianti hanno la possibilità di vendere un numero limitato di prodotti, in questo modo i produttori che riescono a ottenere lo spazio dal rivenditore faranno in modo che i prezzi dei loro prodotti non siano aggressivi ma permettano un profitto sia per il venditore sia per il produttore.

La terza ipotesi è quella che in certo senso potrebbe giustificare la pratica dal punto di vista economico. La sola giustificazione plausibile per una pratica limitativa della concorrenza sul mercato è, come già detto in precedenza, l'efficienza, e infatti è proprio l'efficienza che viene evocata per legittimare un contratto RPM.

Uno dei casi limite in cui si può giustificare l'uso di un contratto che imponga il prezzo al dettaglio, in questo caso un prezzo massimo, è il caso in cui si manifesti il fenomeno della doppia marginalizzazione. Il fenomeno si verifica quando vi sono un monopolio a monte, il produttore, e un monopolio a valle, che si rifornisce dal monopolio a monte. Le due imprese operano distintamente e perseguono nel proprio mercato di riferimento la strategia classica di massimizzazione del profitto. Il produttore a monte fissa quindi un prezzo di vendita in linea con il regime di monopolio, come illustrato in sezione 1.1, applicando un mark-up sul costo marginale, l'impresa a valle si comporta in egual modo, fissando un prezzo che massimizzi la sua funzione di profitto, considerando il prezzo di acquisto del bene dal produttore a monte come un costo marginale. Il consumatore vedrebbe quindi il prezzo del

bene finale gonfiato da due mark-up, uno effettuato dal monopolista a monte e uno dal monopolista a valle. Il fenomeno è illustrato nella figura 4.3.

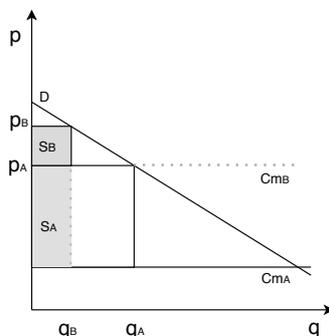


Figura 4.3. Fenomeno della doppia marginalizzazione, il produttore a monte (A) fissa il prezzo di monopolio p_A , il produttore a valle vede p_A come un costo marginale e produce q_B al prezzo finale p_B

La soluzione più estrema a questo fenomeno è l'integrazione verticale: un'impresa integrata si comporterebbe come un'impresa monopolista effettuando un solo mark-up e vendendo q_A al prezzo p_A . In alternativa un contratto RPM con price ceiling potrebbe dare lo stesso effetto per il consumatore finale: se l'impresa a monte impone il prezzo massimo pari a p_A , l'impresa a valle non avrà incentivo a praticare un prezzo minore e il risultato sarà pari alla soluzione di integrazione verticale, il surplus verrebbe totalmente ottenuto dall'impresa a monte, mentre l'impresa a valle non genererebbe profitti, dal momento che venderebbe il prodotto a un prezzo pari a quello che per lei è il costo marginale. Il profitto combinato sarebbe comunque massimizzato. Esistono altre situazioni, più comuni e meno estreme, in cui un contratto RPM è giustificato da una questione di efficienza. Si consideri un mercato non in concorrenza perfetta, in cui i prodotti non siano perfettamente sostituibili: in questa situazione, decisamente comune, la scelta di un prodotto è influenzata dal prezzo, ma anche da altri fattori come il numero di punti vendita, la disponibilità del prodotto, la convenienza dell'ubicazione del punto vendita, le informazioni fornite ai clienti, il talento e l'impegno dei rivenditori, la reputazione del prodotto, il risalto dato al prodotto come la posizione sullo scaffale, e così via. Generalmente un sistema di distribuzione al dettaglio implica che il venditore fornisca un valore aggiunto per il cliente che acquista il prodotto. L'imposizione di un prezzo di rivendita, o di un prezzo minimo, ha lo scopo di influenzare positivamente tutte le variabili di contorno che influenzano la decisione del cliente di acquistare o non acquistare il prodotto, inoltre aumenta il margine di guadagno del venditore e quindi la sua volontà di vendere quantità maggiori. Uno dei punti cruciali che vengono valutati quando si intende imporre un prezzo di rivendita è che la variazione delle quantità vendute sia più che compensato dagli effetti dell'RPM. Ad esempio, nella maggior parte dei casi il prezzo imposto è maggiore di quello che il venditore applicherebbe se lasciato liberi di decidere: l'aumento di prezzo ha come effetto la diminuzione delle quantità vendute, allo stesso tempo, i venditori sono incentivati a vendere il prodotto con il prezzo maggiorato e questo può spingere nuovi venditori ad occuparsi della vendita del

prodotto, aumentando la base della domanda. Un ambito in cui il RPM può rivelarsi particolarmente utile è nella vendita dei servizi, o dei prodotti il cui acquisto è notevolmente influenzato dal servizio di vendita, come consulenze, dimostrazioni, possibilità di provare il prodotto prima dell'acquisto e via dicendo. Un esempio a tal proposito può essere la vendita di un pc: la possibilità di vedere e provare un pc, inoltre a godere dell'affiancamento di personale esperto pronto a proporre soluzioni per le personali esigenze del cliente, influenza molto positivamente l'esperienza di acquisto per il cliente. A questo punto si manifesta la possibilità per i venditori di fare *free riding*, espressione che si riferisce al comportamento opportunistico di un soggetto che usufruisce di una ricompensa, in senso generale del termine, senza essersi impegnato in modo efficiente per ottenerla. Questo fenomeno è ampiamente studiato e diffuso in molti ambiti, ad esempio si parla di *free riding* quando si considera il lavoro in team: ogni componente del team ottiene la stessa ricompensa degli altri indipendentemente dall'impegno dedicato, confrontando il caso in cui un individuo vuole massimizzare il profitto ottenuto che dipende interamente dal proprio sforzo e il caso in cui il profitto è condiviso e dipende dallo sforzo collettivo, si può dimostrare che nel secondo caso l'incentivo a sforzarsi è minore. Quindi tornando al caso dei servizi di vendita al dettaglio, i venditori hanno l'incentivo a non fornire i servizi aggiuntivi, i quali determinano un costo per il venditore, ma approfittare dei servizi resi da altri venditori, accaparrandosi poi la vendita al cliente con l'offerta di prezzi minori. Limitare la libertà di scelta del prezzo da parte di un dettagliante a valle ha l'effetto di assicurare la fornitura dei servizi al dettaglio e diminuire l'impatto del *free riding*. Il produttore è interessato al fatto che i venditori offrano i servizi accessori nella vendita dei propri prodotti in quanto essi fanno aumentare il prezzo che i consumatori sono disposti a pagare, e dunque i suoi profitti: anche in questo caso può generarsi un problema di *free riding*, perchè, mentre il costo del servizio è totalmente a carico del venditore, i profitti sono condivisi anche con il produttore. Si evince che in assenza di restrizioni verticali, è improbabile che un dettagliante fornisca il livello di servizi preferito dal produttore. Restrizioni del tipo RPM sono uno strumento utile al produttore anche per risolvere questo tipo di problematica.

Ora nel caso in esame, quando si parla di imposizione dei prezzi da parte delle piattaforme ci si riferisce a un fenomeno del tutto compatibile con il RPM. Nei casi in esame la piattaforma è il produttore mentre i drivers e gli hosts sono i venditori al dettaglio del servizio. L'imposizione dei prezzi in questi casi è compatibile con la volontà delle piattaforme di inibire la competizione tra i venditori: le fonte di profitto delle piattaforme è infatti solo ed esclusivamente la vendita del servizio da parte dei venditori, questi infatti non pagano alcun prezzo per iscriversi alla piattaforma e usufruire della sua capacità. Quindi per la piattaforma diventa di vitale importanza il controllo sulla variabile prezzo. Inoltre anche in questo caso è importante per le piattaforme indurre gli utenti a fornire un servizio della qualità voluta dalla piattaforma: questo è ottenuto tramite la divisione in categorie dei servizi, come UberPop e UberBlack o Airbnb e AirbnbLuxe, in modo da avere un controllo ex-ante su quelle che saranno le pretese di un cliente che vuole usufruire del servizio. Il cartello Hub and Spoke a cui si fa riferimento appartiene alla seconda categoria identificata dal lavoro di Frank Mathewson e Ralph Winter [29], ovvero serve a mantenere un cartello a livello dei venditori, con la differenza che il cartello non è voluto direttamente dai venditori ma dal produttore, e i benefici che questi ottengono non sono chiari. Questa differenza non stupisce anche perchè nel caso in esame non sarebbe del tutto corretto equiparare una piattaforma a un produttore. Il secondo, indipendentemente da come i venditori si comporteranno

ha la possibilità di influenzare le caratteristiche del prodotto e tutti i fattori che riguardano la qualità; una piattaforma in teoria non ha un potere diretto sulla qualità del prodotto. In realtà nel corso della trattazione si solleva la questione su questo punto, dal momento che le piattaforme in esame operano un certo grado di controllo sul servizio. Nel caso Uber e nel caso Airbnb il cartello è mantenuto non da un contratto ma da un algoritmo che si manifesta come una delle condizioni da accettare per essere un venditore nella piattaforma nel caso Uber, mentre è solo consigliato nel caso Airbnb. Uber orchestra un'intesa verticale imponendo un prezzo preciso, mentre Airbnb risulta più versatile e offre diverse possibilità di scelta. Come si vedrà nelle prossime sezioni Uber difende la sua pratica sostenendo che comporti dei benefici ai consumatori, determini un miglioramento delle condizioni di offerta del servizio e non elimini la concorrenza ma anzi permetta la sopravvivenza della piattaforma che si muove all'interno di un mercato totalmente in mano alla categoria dei taxisti. Airbnb invece non ha mai dovuto difendersi da accuse di questo tipo dato che nella maggior parte dei casi non si ritiene che la sua pratica sia un vero e proprio RPM, dato che l'uso dell'algoritmo non viene imposto.

4.3 Il confronto

Se è vero che Uber e Airbnb sono due realtà molto diverse sotto numerosi aspetti, è pur vero che sono molte le caratteristiche che accomunano queste piattaforme. E' nell'interesse di questo lavoro verificare quale è la percezione delle due piattaforme e in quali termini esse sono state considerate diverse soprattutto a livello dell'impatto sulla concorrenzialità del mercato e dell'effetto procurato sul mercato del loro sistema di prezzi. Uber a questo scopo viene considerato un modello per l'analisi di uno scenario Hub and Spoke perché rispetto ad Airbnb a Uber è stato dedicato un più duro accanimento sia mediatico sia giuridico.

4.3.1 Uber come paradigma

Nel 2014 in un articolo su *Wired* una rivista statunitense con sede a San Francisco proprio come Uber, si profilava una interpretazione della strategia che Uber stava attuando a distanza di 5 anni dalla sua fondazione che prevedeva come principale obiettivo un'espansione nel mercato più rapida e penetrante possibile. Infatti, la società aveva dichiarato che avrebbe abbassato i prezzi, per aumentare la base di clienti, mantenendo inalterato il pagamento dei drivers, per non perdere il lato offerta della piattaforma. Nel breve termine questo avrebbe generato perdite piuttosto che guadagni, ma a lungo termine avrebbe risarcito l'impresa con quote di mercato notevoli e popolarità. In realtà l'eventualità di perdere drivers e passengers è stata abilmente gestita da Uber e fino ad ora non è mai stata una minaccia concreta. Discorso diverso invece se si parla delle minacce da parte delle autorità di regolamentazione che fin dai primi tempi si sono trovati a che fare con un'impresa che non si è preoccupata delle complicazioni legali del suo business [32]. La società ha reagito alle prime richieste di cessare la propria attività ignorando le suddette richieste: tale atteggiamento, considerato insieme alle strategie di espansione di quegli anni hanno portato a pensare che l'azienda si stesse cercando di tutelare perseguendo il piano di

diventare “..Too Big to Ban”⁵³. Ma quali sono esattamente le critiche mosse a Uber dalle autorità e in quale modo la politica dei prezzi della piattaforma impatta su di esse? Come abbiamo detto, una caratteristica impattante della politica di prezzi di Uber è l’imposizione dello schema tariffario. Tale caratteristica deve essere interpretata alla luce del rapporto tra Uber e i drivers. In California e Florida [32] Uber ha perso una causa in cui gli veniva imputato di essere un datore di lavoro per i suoi contraenti dato il livello di controllo applicato su di essi. Al contrario in Georgia, Pennsylvania e Texas il colosso è riuscito a sostenere vittoriosamente la sua neutralità e il suo ruolo come piattaforma progettata semplicemente per abilitare guidatori e passeggeri ad effettuare transazioni nel settore dei trasporti. In questo caso i drivers sono considerati lavoratori indipendenti. Entrambe le interpretazioni sono ragionevoli, ma ciò che è di interesse in questo lavoro è il fatto che: se i lavoratori vengono considerati dipendenti, allora le disposizioni in materia di concorrenza non si applicano nel rapporto tra Uber e i drivers, i quali non sono imprenditori indipendenti. Se invece il rapporto Uber-drivers viene inteso come piattaforma avulsa dal business dei trasporti, ad esempio la si può paragonare ad *Ebay*, allora l’imposizione dell’algoritmo e delle tariffe si configura come un cartello in un scenario Hub and Spoke. I drivers non comunicano direttamente per allineare la loro condotta ma la piattaforma stessa coordina il loro comportamento. I cartelli Hub and Spoke non sono un fenomeno nuovo, si pensi al caso *Apple*⁵⁴ in materia di e-book, in cui è stato imputato ad Apple di coordinare il prezzo degli ebook di editori di un certo livello trattenendo una percentuale e violando la sezione 1 dello Sherman Act. Ma è un fenomeno nuovo il fatto che il coordinamento non sia gestito direttamente ma delegato a una tecnologia informatica come un algoritmo.

In questo caso l’algoritmo è stato centrale per ridefinire la posizione di Uber all’interno del panorama di riferimento: Uber è nata come piattaforma digitale che offre intermediazione tra le parti per supportare lo scambio. In tal caso essa sarebbe stata vincolata a rispettare le leggi in materia di digital economy e non sarebbe stata soggetta alle norme che disciplinano le attività sostanziali. In realtà Uber è stato giudicato⁵⁵ nel 2017 un fornitore del servizio di trasporto, secondo tre criteri [20]: il primo riguarda il fatto che i drivers vengono selezionati da Uber secondo prerequisiti, il secondo che senza l’intermediazione di Uber non ci sarebbe il servizio, il terzo che Uber esercita un’influenza decisiva sulla fornitura del servizio. In realtà, i criteri possono essere ricondotti a due, i quali si interrogano sull’attività di intermediazione, secondo criterio, e del controllo, primo e terzo criterio: è evidente che l’attività *intermediazione* è ragionevolmente diversa dall’attività *intermediazione e controllo* tanto da influire sulla stessa definizione del business. I primi due requisiti introdotti dalla Corte da soli non basterebbero a giudicare Uber come un servizio di trasporto, infatti sono intrinseci a qualsiasi società di intermediazione che prevede la registrazione sulla piattaforma delle parti e che poi diventa *market maker*, in quanto senza il suo servizio è improbabile che domanda e offerta si sarebbero incontrate in questo modo. Il terzo criterio è quello più vincolante per il giudizio: il controllo è la parte del servizio che

⁵³<https://www.wired.com/2014/07/ubers-brilliant-strategy-to-make-itself-too-big-to-ban/>

⁵⁴vedi *United States v. Apple Inc.*, 952 F. Supp. 2d 638 (S.D.N.Y. 2013)

⁵⁵Judgment of the Court (Grand Chamber) 20 December 2017, *Asociación Profesional Elite Taxi* (C-434/15)

esula dal normale lavoro di una piattaforma. Uber controlla tutti i parametri economicamente rilevanti della piattaforma, a iniziare dalla qualità del servizio, attraverso i feedback, riservandosi il diritto di bannare dalla piattaforma drivers e passengers non graditi, fino ad arrivare a controllare la variabile più sensibile ovvero il prezzo. L'algoritmo è stato in un certo senso l'ago della bilancia che ha cambiato la percezione della natura stessa del servizio. Questa valutazione è vera per quanto riguarda l'ordinamento europeo, mentre la situazione in USA e negli altri paesi esteri è più frammentata e si divide essenzialmente tra un approccio più duro, simile a quello europeo, e uno più morbido, che vede ancora la piattaforma come un intermediario soggetto a limitazioni differenti rispetto al business del trasporto non di linea. In Italia la questione, in linea con il modello europeo, riguarda la natura del servizio reso dalla piattaforma, le condizioni applicate al servizio e la presunta concorrenza sleale. I giudici italiani escludono che Uber possa essere considerata una piattaforma che funge meramente da intermediario, ma è considerato un servizio di trasporto pubblico non di linea, e non è considerato neanche un servizio di sharing, dato che la destinazione del viaggio è scelta dal passeggero e la corsa genera profitti extra e non un rimborso spese. A tal proposito si esige che Uber rispetti le norme che regolano il servizio di trasporto di cui fa parte. Tale conclusione è condivisa da altri Stati europei. In Olanda, Francia e Italia il servizio UberPop è stato inibito proprio perchè la sua totale estraneità ai regolamenti ha fatto concludere che si trattasse di concorrenza sleale [1]. Atteggiamenti di chiusura nei confronti del nuovo entrante si sono manifestati anche in Germania, Belgio e Spagna.

Dato il fatto che nella maggior parte dei casi Uber non è considerata una piattaforma a causa, tra le altre cose, dell'algoritmo imposto, le dinamiche dell'algoritmo stesso passano in secondo piano in quanto si allontana la possibilità di considerare la dinamica Hub and Spoke e si avvicina l'interpretazione a favore del fatto che i drivers siano dipendenti e quindi possono utilizzare lo strumento legittimamente. Quindi a differenza di quello che ci si poteva aspettare, l'uso dell'algoritmo non è stato proibito ma solo limitato: inserendo un tetto massimo al fattore moltiplicativo e aumentando la trasparenza nei confronti dei clienti. Uno dei casi che più da vicino considera l'uso dell'algoritmo all'interno di uno scenario Hub and Spoke risale al 2015⁵⁶, in sede americana, quando soggetti privati hanno citato in giudizio Uber sostenendo che il prezzo e il meccanismo di pagamento violassero lo Sherman Act. Ogni conducente addebita una tariffa consigliata dall'algoritmo sapendo che nessun altro conducente può fare undercutting. Quindi se Uber fosse considerato un servizio di trasporto, come viene considerato in Europa, sarebbe libero di competere con i propri concorrenti usando l'algoritmo sui prezzi, ma Uber rifiuta questa classificazione sostenendo che gli autisti sono lavoratori indipendenti che competono tra loro. Ciò implica che allora dovrebbero concorrere anche sul costo del servizio mentre invece si trovano nella condizione di dover accettare quanto stabilito dalla piattaforma. Secondo il giudice le prove portate alla luce sono sufficienti per portare avanti la discussione, con particolare riferimento all'esistenza di una cospirazione nella determinazione dei prezzi [2]. A fronte di ricorsi da parte di Uber, e rinvii delle Corti, la questione rimane aperta e non è ancora stato stabilito con certezza quali sia l'interpretazione più corretta del fenomeno.

Molti studiosi, come Mark Anderson and Max Huffman [22], si sono comunque prodigati

⁵⁶Meyer v. Kalanick, No. 1:15-cv-09796-JSR (S.D.N.Y.).

per cercare di dare una spiegazione del fenomeno del fissaggio dei prezzi da parte dell'algoritmo e come questo potrebbe essere variamente interpretato. Non è possibile ragionare separatamente sull'algoritmo senza considerare le condizioni al contorno che caratterizzano la situazione specifica di Uber, come non è possibile nel caso di Airbnb. Questo è altamente significativo in quanto dimostra, in un certo senso, che ad oggi non è possibile considerare come materia di discussione solamente un algoritmo, ma questo è sempre interpretato all'interno del tessuto in cui si muove: con questo si intende sottolineare che la realtà sembra ancora lontana dalle preoccupazioni relative a un algoritmo dall'autonomia tale da essere considerato di per sè, singolarmente, la questione principale da indagare. Il caso Uber, secondo gli studiosi, potrebbe affrontare due principali ostacoli: il primo è che il loro accordo potrebbe essere dichiarato illegale secondo il principio di *per se violation*⁵⁷ per la Sezione 1 dello Sherman Act; alternativamente potrebbe essere considerata una violazione *rule of reason*⁵⁸. Uber potrebbe evitare che l'accordo di fissazione dei prezzi venga giudicato una *per se violation* sostenendo che una qualche forma di cooperazione è necessaria affinché il servizio di corsa possa venire offerto attraverso l'applicazione. Uber ha introdotto una serie di nuovi fornitori sul mercato; gli accordi di Uber con i drivers consentono di offrire corse in un modo del tutto innovativo e impraticabile prima dell'avvento dell'app, aggiungendo capacità al mercato ed esercitando pressioni al ribasso sui prezzi in mercati precedentemente serviti solo da taxi. Inoltre si può sostenere che i drivers non potrebbero realisticamente offrire il servizio senza il supporto di Uber e Uber necessita di accordarsi con numerosi conducenti per offrire il servizio. Ora, l'imposizione del prezzo viene valutata alla luce del contesto delle transazioni di Uber: le corse sono un servizio omogeneo, trascorre poco tempo dal momento della prenotazione al momento della corsa, il processo di prenotazione è molto veloce [22]. Eliminando la concorrenza sui prezzi tra i conducenti di Uber si contribuisce alla velocità della transazione, diventando quindi una caratteristica accessoria che contribuisce a migliorare la performance della transazione. Se si decidesse di eliminare l'accordo sui prezzi i drivers dovrebbero autonomamente fissarli, il problema risiede nel fatto che, essendo così veloce la dinamica, i drivers avrebbero interesse a variarli spesso, anche in relazione ai prezzi degli altri concorrenti, cosa complicata e anche pericolosa dato che i drivers potrebbero dover decidere le loro mosse mentre sono alla guida. Al contrario, Uber potrebbe offrire la possibilità ai drivers di applicare sconti percentuali o aumenti rispetto al prezzo dell'algoritmo che siano fissi per un tempo ragionevole in modo da lasciar loro più margine di movimento. Per concludere, anche se Uber riuscisse ad evitare una accusa di *per se violation* dovrebbe dimostrare il ragionevole legame che intercorre tra gli effetti procompetitivi della piattaforma e l'imposizione dei prezzi in modo da dimostrare la ragionevolezza dell'uso dell'algoritmo.

⁵⁷si manifesta quando la violazione è oggettiva: di portata tale e talmente dannosa alla concorrenza che non si ritiene possa esservi alcuna valida giustificazione

⁵⁸criterio di ragionevolezza in base al quale una condotta dannosa può essere giustificata in seguito a un'analisi dettagliata che ne dimostri la legittimità

4.3.2 Airbnb, una declinazione più raffinata di Uber

Airbnb come abbiamo visto, è un fenomeno molto simile a Uber. Le piattaforme effettuano discriminazioni di secondo grado, distinguendo tra diverse classi di servizi, illustrate all'inizio del capitolo; inoltre nel caso Airbnb si manifesta più marcatamente una discriminazione di prezzo basata sulle caratteristiche dell'host e dell'annuncio, dovuta a una più ampia gamma di differenziazione tra le offerte. A livello di profilazione dei clienti, entrambe le piattaforme fanno uso di dati e algoritmi in modo da giungere a discriminazioni più sofisticate. Uber, ad esempio, utilizza i dati personali dei clienti per catalogarli in base al rischio di frode⁵⁹ senza peraltro aver informato a sufficienza i clienti, tanto da generare un caso che coinvolge le autorità Garanti della Privacy europee⁶⁰. Airbnb raccoglie numerosissime informazioni per la profilazione, quali posizione, informazioni sull'utilizzo del servizio, sul device utilizzato, nonché dati da terze parti come Google e Facebook. Ma la prima cosa che occorre chiedersi, prima di procedere, è se Airbnb supera lo "Uber Test" [4]. A tale proposito si prendono in considerazione i tre fattori che hanno reso Uber, agli occhi dei regolatori, una realtà diversa dalla piattaforma. Airbnb seleziona i propri hosts secondo criteri propri e, come Uber, è market maker. Non ci sono dubbi sul fatto che Airbnb svolga una attività di intermediazione, il dubbio principale riguarda il fatto che Airbnb svolga una attività di controllo. Ricercatori, per sostenere la tesi secondo cui Airbnb non supera l'Uber Test, dichiarano che questa non opera una attività di controllo abbastanza determinante, in particolare perchè Airbnb non determina la remunerazione e il fattore prezzo [4], e il suo business può classificarsi come *information society service* e godere di un trattamento privilegiato, ovvero la possibilità di operare senza dover sottostare alle norme che regolano il business degli affitti a breve termine. Le obiezioni che si possono muovere a questa tesi sono due. La prima si interroga sul fatto che gli altri fattori di controllo esercitati da Airbnb non siano sufficienti per farla rientrare in una attività di intermediazione e controllo. La seconda si interroga sulla veridicità del fatto che effettivamente l'algoritmo di Airbnb non abbia una grande influenza, anche se non direttamente imposto, sugli host della piattaforma.

Altri fattori di controllo

I fattori di controllo di Airbnb sono numerosi e, in alcuni casi, anche più profondi di quelli messi in atto da Uber: innanzi tutto vengono effettuati controlli sugli iscritti alla piattaforma, lato offerta. Uber controlla che i drivers abbiano i requisiti idonei per lavorare nella categoria di servizio selezionata, come la patente di guida non sospesa da un numero sufficiente di anni, mentre Airbnb valuta l'identità degli host e, per esempio, negli Stati Uniti ha la possibilità di controllare attraverso banche dati i precedenti penali degli iscritti. Ma, il controllo iniziale ha ragionevolmente a che fare con l'attività normale di una piattaforma. Il controllo del business vero e proprio viene perpetuato da Airbnb tramite il controllo dei pagamenti, che vengono interamente gestiti dalla piattaforma e poi trasferiti agli hosts, e tramite tutta l'infrastruttura algoritmica, esclusa quella relativa al suggerimento dei prezzi, che indirizza la qualità del servizio offerto in modo incisivo, per esempio tramite il controllo

⁵⁹<https://www.privacy.it/2018/12/21/uber-accertate-violazioni-informativa-consenso/>

⁶⁰<https://www.garanteprivacy.it/web/guest/home/docweb/-/docweb-display/docweb/7279776>

delle fotografie pubblicate. Inoltre Airbnb gestisce esclusivamente attraverso una sezione della piattaforma le controversie tra host e guest, tra l'altro, l'uso di questo spazio concorre per determinare l'ordine di apparizione degli annunci, cosa fortemente criticata dagli hosts [9]. Ciò che risulta però l'esempio lampante di controllo effettuato dalla piattaforma è Airbnb Plus: il controllo della qualità del servizio offerto è meticoloso e arriva ad essere fisico, nel momento in cui l'operatore si reca nella proprietà per valutarne l'effettiva idoneità, situazione che esula dal servizio di intermediazione online.

L'impatto dell'algoritmo sugli hosts

La seconda obiezione mossa riguarda il fatto che l'algoritmo, anche se non imposto direttamente, esercita grande influenza sugli hosts e le loro scelte. Coloro che si interfacciano a lavorare in una economia di sharing, hanno a che fare con problematiche specifiche. Innanzi tutti vi è grande incertezza, dal momento che questi lavoratori sono gli artefici dei loro affari, e non hanno nessuna garanzia dalla piattaforma. Inoltre sono costretti a relazionarsi con sistemi algoritmici che risultano molto spesso ostici da comprendere [19, 9]. Ad esempio i conducenti di Uber manifestano ansia e frustrazione nel momento in cui la loro valutazione diminuisce per cause che non riescono a comprendere [39]. Allo stesso modo è stata condotta un'analisi sugli hosts di Airbnb nel 2018 [19] che ha studiato il fenomeno dell'*algorithmic anxiety*, che nasce dall'incertezza e dal senso di mancato controllo che gli hosts hanno nei confronti degli algoritmi che dominano la piattaforma. Da un lato gli hosts hanno alcune leve significative per controllare quanto spesso e a quale prezzo vengono prenotati i loro annunci. Ad esempio, possono modificare il titolo e la descrizione del profilo, modificare le foto della loro scheda o offrire sconti. Tuttavia, la domanda è influenzata anche da fattori che sfuggono al loro controllo: ad esempio dall'ordine in cui Airbnb presenta gli annunci nei risultati di ricerca, cosa che influisce sulla loro probabilità di prenotazione, come sostenuto da una ricerca condotta nel 2017 in cui si dimostra che mediamente il ricercatore di Airbnb in una grande città degli Stati Uniti tra il 2013 e il 2014 vedeva solo il 4,2% degli oltre mille elenchi visibili in un set di parametri di ricerca [16] tipicamente concentrati nelle prime pagine. Gli algoritmi che guidano questo processo aiutano gli ospiti a prendere decisioni efficienti, mentre il loro impatto sugli hosts non è chiaro. Dalla ricerca emerge che gli hosts si sentono all'interno di una doppia negoziazione, la prima con i potenziali clienti, per cercare di attrarli, la seconda con gli algoritmi di Airbnb per cercare di capire e reagire correttamente al loro modus operandi. Relativamente a quest'ultimo aspetto si sentono molto insicuri dato che Airbnb non chiarisce quali siano i criteri, ad esempio dell'ordine di ricerca, e quindi non hanno la possibilità di operare strategie razionali. Per quanto concerne il suggerimento dei prezzi, gli intervistati hanno dichiarato che considerano attentamente questo aspetto e i consigli dati dalla piattaforma, inoltre si domandano se ignorare tali consigli può avere un impatto sulla loro valutazione da parte degli algoritmi stessi. Anche le recensioni positive e le risposte rapide ai potenziali clienti sono considerate fondamentali dagli intervistati per impattare positivamente sull'algoritmo; tali caratteristiche sono sicuramente importanti dato che sono quelle che permettono di ottenere il titolo di Superhost. Per cercare di aumentare il controllo sugli algoritmi gli hosts hanno implementato delle tattiche di reverse engineering, che gli consentano di capire meglio il funzionamento dell'algoritmo, come cambiare i parametri del loro annuncio per valutare la posizione nella ricerca e la probabilità di prenotazione. In

particolare essi ritengono che il prezzo influisce notevolmente, ma variarlo manualmente accresce la loro ansia: ritengono che anche variare i prezzi con tecniche diverse dai prezzi suggeriti possa influenzare negativamente sui loro annunci. Queste e altre discussioni sono motivo di credere che, innanzi tutto il controllo di Airbnb sugli host e di conseguenza sul servizio è notevolmente alto, inoltre è possibile che l'algoritmi di suggerimento dei prezzi sia utilizzato diffusamente come strategia nata dall'ansia e dall'estenuante tentativo di comprendere come rendere gli annunci più appetibili. In altre ricerche si sostiene similmente che l'incapacità, da parte di Airbnb, di fornire agli hosts le informazioni per interfacciarsi adeguatamente con gli algoritmi, le fornisce un maggiore controllo del business della piattaforma e riduce le possibilità degli hosts di provare a capire come funziona il sistema [9]. Nello stesso lavoro si sottolinea come la *competenza algoritmica*, che possiamo intendere come la volontà e capacità di interfacciarsi correttamente agli algoritmi ottenendo benefici, possa dare un vantaggio competitivo sulle piattaforme a coloro che la posso vantare. A tal proposito si introduce una differenziazione fra gli hosts di Airbnb, tra *hosts professionali* e *hosts non professionali*: i primi hanno numerosi annunci sulla piattaforma e il loro lavoro su Airbnb non è un passatempo nè una strategia per sostenere le spese, spesso sono utenti che operano già nell'ambito dell'ospitalità e usano la piattaforma come fonte di profitto sostanziale, i secondi gestiscono tipicamente un solo annuncio su Airbnb, condividendo casa propria o concedendo una seconda casa, e tipicamente non sono esperti del business. Alla luce di quanto detto precedentemente, ci si aspetta che gli hosts professionali abbiano un maggior incentivo ad acquisire competenza algoritmica e risultare competitivi sulla piattaforma. Uno studio condotto nel 2018 [17] si interroga sull'uso delle strategie di dynamic pricing da parte degli hosts di Airbnb e giunge alla conclusione che gli hosts che gestiscono più annunci variano i loro prezzi più degli hosts che ne gestiscono solo uno. A questo punto le possibilità sono due: o si affidano maggiormente all'algoritmo di price tips o smart pricing di Airbnb o si impegnano manualmente a cambiare i prezzi molto spesso. Il fenomeno non è da sottovalutare dato che, mentre nel 2014-2015 si stima che il 16% degli host fosse multi-unità, considerando le stime di un ulteriore studio condotto nel 2020 [14] viene indicato che il 63,5% degli hosts di Airbnb, per i cinquanta stati considerati nello studio, avevano due o più annunci, generando fino al 69% dei ricavi. Inoltre è più frequente che gli hosts insoddisfatti, perchè non riescono ad ottenere i ricavi e il tasso di occupazione sperata, abbandonino la piattaforma, fenomeno che interessa maggiormente gli host non professionali.

Senza incorrere in giudizi affrettati sull'effettivo uso degli algoritmi di dynamic pricing implementati da Airbnb si può però supporre che, alla luce dei dati riportati, il fenomeno richiederebbe una maggiore indagine. Se si riuscisse a dimostrare effettivamente che l'algoritmo viene usato diffusamente, allora anche Airbnb ricadrebbe in un caso Hub and Spoke, ottenuto con mezzi psicologici più che per mezzo di una imposizione alla luce del sole. Inoltre la sofisticatezza degli strumenti messi in campo, fa ricadere, secondo alcuni studiosi, il suo caso in un Predictable Agent, anche se ad oggi non ci sono prove che l'algoritmo possa portare un esito collusivo se interfacciato con altri; le preoccupazioni che genera sono più vicine ad un caso Hub and Spoke. Inoltre che sia una pratica scorretta l'utilizzo dello stesso algoritmo da parte degli hosts è abbastanza chiaro e totalmente simile all'esempio di Uber, ma che questa situazione porterebbe ad una situazione più svantaggiosa in termini del risultato di mercato non è certo. Infatti numerose fonti sostengono che i prezzi consigliati sono spesso inferiori a quelli inseriti dagli hosts, in parte potrebbe essere dovuto al fatto che

l'obiettivo dell'algoritmo è massimizzare il profitto per ogni notte disponibile, mentre per gli hosts l'obiettivo può essere rientrare di una cifra che consenta di coprire le spese, ad esempio, con il minimo numero di notti. Se così fosse si manifesterebbe una delle situazioni limite previste dal diritto antitrust, che potrebbe considerare scorretto l'uso dell'algoritmo perchè concordato, ricadendo nella fattispecie delle intese, a prescindere dall'effetto che ha sul mercato, potenzialmente positivo.

Capitolo 5

Considerazioni finali

In quest'ultimo capitolo si cercherà di concludere le principali questioni che sono state aperte durante la stesura di questo lavoro. In primis viene riportato un riassunto di tutti gli aspetti che caratterizzano l'intelligenza artificiale per chiarire che gli algoritmi di pricing più sofisticati, oltre a generare un pericolo per la concorrenza, toccano tutta un'altra serie di tematiche che non sono state affrontate nel dettaglio ma di cui è necessario tenere conto quando si vogliono proporre alcune soluzioni di regolamentazione. Inoltre si cerca di dare un punto d'arrivo alla questione che ha caratterizzato vari aspetti della trattazione: il comportamento collusivo degli algoritmi di pricing che sembra sfuggire a una definizione di collusione esplicita classica, ma chiama in causa i temi della collusione tacita e del parallelismo consapevole. Infine vengono richiamate altre due problematiche che sono risultate utili agli esperti per elaborare delle proposte di soluzione che vengono riportate alla fine di questo capitolo.

5.1 La difficile definizione dell'intelligenza artificiale

All'interno di questa tesi si è parlato profusamente di algoritmi di pricing e di intelligenza artificiale, chiarendo il fatto che gli algoritmi di pricing non sono sempre caratterizzati da quest'ultima. Se si guarda al futuro però, non si può escludere che il grado di intelligenza inserito nei processi decisionali e di supporto come gli algoritmi di determinazione del prezzo sarà sempre maggiore. Per questo la maggior parte dei papers e lavori che sono stati letti e riportati all'interno di questa tesi si preoccupano soprattutto di questa eventualità e degli effetti che potrebbe avere. Inoltre l'intelligenza artificiale pone delle sfide del tutto nuove alle autorità e agli istituti di regolamentazione, quindi è naturale che questi si preoccupino soprattutto di questa eventualità. Nel capitolo 2.1.1 si è definita l'intelligenza artificiale come la branca dell'informatica che si occupa dello studio e della progettazione di *intelligent agents*. Ma la definizione di intelligenza deve essere definita in ottica regolativa in modo da permettere alle autorità di sviluppare una disciplina ad hoc. I leader del settore tecnologico stanno dando voce a molte delle preoccupazioni esposte in questo lavoro. A sorpresa molti di loro considerano necessaria una regolamentazione per l'intelligenza artificiale dati i gravi danni che potrebbe comportare: Elon Musk ha suggerito che un intervento del governo sarebbe saggio e si dovrebbe sviluppare una normativa, magari a livello internazionale, che

supervisioni l'intelligenza artificiale in modo da rendere meno probabile un esito infausto del suo utilizzo [42].

Ad oggi nessun tribunale sembra aver sviluppato standard che si rivolgono specificamente a chi dovrebbe essere ritenuto legalmente responsabile se un'agente intelligente provoca danni. La regolamentazione ex ante sarebbe difficile: alcune delle caratteristiche intrinseche dell'implementazione di agenti intelligenti rende infatti complicata una regolamentazione di questo tipo. Lo sviluppo dell'AI infatti può essere *riservato*, *discreto*, ovvero diversi componenti di un sistema di AI possono essere progettati senza un coordinamento cosciente, *diffuso* e *disperso* geograficamente e infine *opaco* [42]. Problemi di prevedibilità e controllo potrebbero rendere inefficace la regolamentazione ex-post. In qualsiasi caso la regolamentazione è complicata dalla difficoltà nel definire cosa esattamente sia l'intelligenza artificiale, o meglio definire cosa si voglia ritenere intelligente. Le definizioni di intelligenza variano ampiamente e si concentrano su una moltitudine di caratteristiche umane che sono esse stesse difficili da definire, come coscienza, autoconsapevolezza, uso del linguaggio, capacità di apprendere, capacità di astrarre, capacità di adattarsi e di ragionare. Oggi, sembra che gli approcci più utilizzati per dare una definizione di AI si concentrino sul concetto di macchine che lavorano per raggiungere obiettivi; Russell e Norvig utilizzano il concetto di "agente razionale" come "un agente che agisce in modo da ottenere il miglior risultato o, in caso di incertezza, il miglior risultato atteso". Indipendentemente dalle varie definizioni che si possono dare, permane il rischio che queste possano essere troppo limitative o troppo generiche e in nessun modo facilitino l'obiettivo delle autorità per regolare il fenomeno in modo sostanziale. Quindi, sebbene il discorso sulla definizione dell'AI e dell'intelligenza in generale sia talmente profondo da non potersi cristallizzare in una definizione statica e condivisa, le normative devono per forza dare una forma al fenomeno per poterlo regolare in modo efficace.

Per poter procedere in questo senso si definisce l'intelligenza artificiale in base alle sue caratteristiche principali. La caratteristica più lampante dell'AI che la distingue dalle tecnologie precedenti è la capacità dell'AI di agire in *autonomia*: la complessità e la portata dei compiti che saranno lasciati nelle mani dell'AI continuerà senza dubbio ad aumentare nei prossimi anni. Inoltre una caratteristica che rappresenta una sfida per l'ordinamento giuridico si riferisce al concetto di *prevedibilità*. Numerosi esempi di intelligenza artificiale progettati per agire in un determinato modo hanno iniziato a comportarsi in modo, all'apparenza, creativo. In realtà la creatività è intesa come un comportamento o un esito che fosse inaspettato o diverso da quello che si immaginava: questo risultato è ottenuto essenzialmente grazie alla potenza e alla velocità di calcolo, nettamente diverse da quelle umane, che permettono alle macchine di analizzare potenziali soluzioni che gli esseri umani potrebbero non avere considerato, tanto meno tentato di attuare. È proprio questa capacità di generare soluzioni uniche che rende l'uso dell'intelligenza artificiale attraente in una varietà sempre crescente di campi. Ma i problemi attinenti alla prevedibilità e al nesso di causalità che lega queste azioni alle intenzioni dei programmatori rappresentano una sfida che il sistema legale deve risolvere per garantire che esistano soluzioni efficaci per le eventuali vittime del danno causato dall'intelligenza artificiale. A ciò si aggiungono anche i problemi relativi al *controllo*: può essere difficile per l'uomo mantenere il controllo di macchine programmate per agire con notevole autonomia, dopo aver valutato che l'indirizzo delle loro azioni è diverso da quello che si era immaginato.

In questo panorama i meccanismi legali potrebbero essere utilizzati per ridurre i rischi

pubblici che l'AI presenta senza soffocare l'innovazione. I problemi associati alla prevedibilità e al nesso di causalità sono facilmente dipanabili dato che i tribunali hanno da sempre dovuto adeguare le regole per stabilire i nessi di causalità man mano che la tecnologia è cambiata e si è sviluppata. Il problema del controllo presenta notevoli sfide in termini di limitazione del danno causato dai sistemi di AI una volta che si è manifestato. Per quanto concerne le caratteristiche sopra citate che caratterizzano un sistema di AI, la maggior parte di queste sono facilmente inquadrabili: l'implementazione distribuita e discreta delle componenti di un sistema è già affrontata e risolta dalle normative in quanto è particolarmente diffusa in molti ambiti produttivi. La riservatezza e opacità possono essere invece risolte tramite l'imposizione di una maggiore trasparenza, ad esempio obbligando le imprese alla pubblicazione dei codici o alla comunicazione di questi ad una autorità preposta in modo tale da permettere il controllo senza perdere la segretezza. A tale scopo si possono implementare strategie che spingano indirettamente le imprese a migliorare la trasparenza dei loro sistemi, tramite incentivi fiscali o norme che limitano la responsabilità delle aziende che si muovono in accordo con i suggerimenti delle autorità. La diffusione e la possibilità che queste tecnologie vengano implementate in qualsiasi parte del mondo senza la necessità di avere infrastrutture e investimenti sostanziali sembrano, a un primo sguardo, più difficili da risolvere: in realtà le tendenze suggeriscono che lo sviluppo dell'AI, come la maggior parte delle tecnologie, sarà in gran parte guidato da entità commerciali di spicco e non da piccoli attori privati, riducendo il rischio di uno sviluppo fuori controllo. Le economie di scala e l'accesso a un maggiore capitale finanziario e umano conferiscono ancora un notevole vantaggio ed è probabile che continuino a farlo anche in futuro. Questo inoltre si dimostrerà particolarmente vero se la potenza di calcolo risulta essere una componente cruciale nello sviluppo di un'AI più sofisticata. Ciò genera però un effetto collaterale: in assenza di una spesa pubblica davvero esorbitante, gli investimenti del governo nella ricerca sull'intelligenza artificiale non sarebbero paragonabili a quelli dei privati. Per quanto riguarda l'autonomia, si apre invece il dibattito su quella che dovrebbe essere l'attribuzione di responsabilità.

“The challenges that automated systems create are very real. If they help companies to fix prices, they really could make our economy work less well for everyone else. (...) So as competition enforcers, I think we need to make it very clear that companies can't escape responsibility for collusion by hiding behind a computer program.”

Margrethe Vestager (2017)

Le opzioni possibili sarebbero teoricamente tre [30]: imputare la responsabilità al meccanismo algoritmico, a coloro che lo impiegano o a nessuno. La terza strada si reputa impraticabile perchè fornirebbe essenzialmente immunità a comportamenti anticoncorrenziali e ai risultati raggiunti attraverso l'automazione. Inoltre sarebbe in netto contrasto con la logica e i presupposti su cui la normativa antitrust contemporanea è stata adattata e giustificata. Non molto tempo fa, l'opinione che i computer avrebbero dovuto essere visti come semplici strumenti poteva sembrare incontestabile, non sarebbe strano quindi imputare la responsabilità totalmente a coloro che hanno implementato tali strumenti se essi non funzionano correttamente. Ad oggi, sostenere che i programmi per computer sono semplici strumenti dei loro operatori crea tensione con le più moderne e sofisticate evoluzioni in ambito di machine learning e intelligenza artificiale. Inoltre l'attuale approccio

dell'antitrust richiede un'indagine più approfondita sulle intenzioni rispetto ad un approccio prettamente legale che imponga automaticamente la condotta di un programma al suo superiore umano. Alcuni studiosi, come Samir Chopra e Lawrence F. White nel loro libro "A Legal Theory for Autonomous Artificial Agents", sostengono che una maggiore capacità di agire in modo autonomo degli algoritmi suggerisca un maggiore riconoscimento degli agenti software come attori a pieno titolo, anche se le loro conclusioni si basano su logiche prettamente legate allo studio degli agenti autonomi e non tengono in considerazione le dinamiche e gli obiettivi delle autorità antitrust.

Questa panoramica è utile per la comprensione delle successive sezioni e in particolare per la sezione 5.4 dove vengono descritte alcune soluzioni proposte da esperti del settore per la regolamentazione dell'AI e degli algoritmi. Il focus sugli algoritmi di pricing diventa in questo spazio meno marcato, ma ciò è dovuto al fatto che non sarebbe logico per gli studiosi e le autorità concentrarsi su una sola manifestazione di un fenomeno. Tutte le caratteristiche sopra elencate e le soluzioni proposte comprendono comunque anche la fattispecie degli algoritmi di prezzo, anche se cercano di essere più onnicomprensive e versatili.

5.2 L'azione concertata fra algoritmi di pricing

Una delle principali problematiche che sono state analizzate in questo lavoro è la possibilità che fra gli algoritmi si instauri una sorta di parallelismo consapevole capace di orientare le dinamiche di prezzo verso un equilibrio sovracompetitivo. In questo capitolo si cercherà di dare una conclusione alla questione. Nella maggior parte dei casi l'autorità antitrust sostiene che non sono necessarie nuove teorie per valutare la dinamica di questi strumenti, anche se possono destare preoccupazioni sull'agevolazione della collusione o sulla difficoltà di individuazione [26]. Comunque, l'analisi di casi antitrust che riguardano l'uso degli algoritmi di prezzo può essere condotta all'interno del quadro analitico esistente e guidata da leggi vigenti e precedenti. Inoltre in assenza di un accordo anticoncorrenziale esplicito o implicito la funzione di monitoraggio del mercato dell'algoritmo può semplicemente consentire alle aziende di instaurare un parallelismo nei prezzi che non sarebbe illegale e non lo sarebbe anche se instaurato senza l'aiuto di un algoritmo di determinazione del prezzo. Tuttavia le autorità dichiarano che intendono prodigarsi per definire fino a che punto una condotta parallela può essere considerata sufficientemente diversa da una condotta collusiva. A tal proposito si riporta un approfondimento che riguarda le posizioni di due studiosi che hanno lungamente dibattuto, durante la loro carriera, sul concetto di parallelismo consapevole e collusione tacita, anche se ben prima dell'uso massiccio degli algoritmi di prezzo.

5.2.1 Il parallelismo consapevole tra Turner e Posner

Donald F. Turner e Richard A. Posner sono due giuristi ed economisti, esperti di regolamentazione antitrust, che hanno dato luogo a una complessa diatriba durante gli anni Sessanta relativamente al concetto di parallelismo consapevole, che ad oggi può risultare interessante richiamare dato che è uno dei meccanismi fondamentali che gli algoritmi di pricing tentano di implementare come illustrato nella sezione 2.2.1.

Da un lato, Turner sostiene che semplicemente attraverso il riconoscimento, da parte delle imprese operanti in oligopolio, della loro interdipendenza reciproca, i prezzi si innalzano naturalmente rispetto ai prezzi concorrenziali. I prezzi oligopolistici, decisamente più elevati di quelli di concorrenza perfetta, vengono raggiunti, senza comunicazioni o accordi, come illustrato nella figura 1.3 semplicemente attraverso un calcolo razionale e indipendente che ogni impresa compie in relazione agli stimoli economici provenienti dal mercato, tenendo in considerazione le funzioni di reazione, quindi in generale i comportamenti, dei concorrenti. Secondo lo studioso, risultati anticompetitivi ancora più vantaggiosi di quelli derivanti dall'equilibrio di Cournot-Nash, possono essere ottenuti dalle imprese senza comunicazioni, escludendo il fatto che il parallelismo consapevole interdipendente possa costituire una cospirazione illecita [10]. Turner sostiene che affinché un parallelismo oligopolistico possa essere sanzionato è necessario che vi sia un *meeting of mind*. Secondo la sua teoria il problema principale da cui si origina la possibilità di colludere o mantenere comportamenti paralleli è di carattere strutturale: l'oligopolio è il terreno fertile per i comportamenti discussi. Quindi Turner ritiene che i rimedi possibili per evitare esiti anticompetitivi sono proprio di carattere strutturale e possono essere ex-ante attraverso il controllo delle concentrazioni ed ex-post attraverso la disgregazione delle grandi imprese, a sostenere che sia proprio la struttura dell'oligopolio la causa determinante.

Posner è uno degli studiosi di antitrust più influenti degli ultimi 50 anni e una delle menti legali più importanti degli Stati Uniti. Nel suo articolo [38] che risale al 1968 Posner mette in luce alcune criticità della regolamentazione dell'oligopolio, dell'approccio strutturalista e della dicotomia tra collusione tacita e collusione esplicita. Egli sostiene che le teorie sull'oligopolio, che vedono le imprese agire in modi interdipendenti ma autonomi, hanno oscurato le somiglianze tra i due tipi di comportamento anticoncorrenziale che lui ritiene punibili entrambi secondo quanto contenuto nello Sherman Act. Posner sostiene che l'uso della normativa contro i casi di collusione tacita non violerebbe il suo scopo e la sua natura; e sebbene genererebbe difficoltà in relazione alle prove, ritiene che queste non sarebbero insuperabili. Secondo la sua opinione un cartello esplicito con lo scopo di fissare i prezzi e il parallelismo oligopolistico hanno la stessa natura e hanno alla base gli stessi meccanismi, dal momento che, pur senza comunicare, le imprese agiscono volontariamente perché sia possibile tradurre la loro interdipendenza in una situazione di prezzi sovracompetitivi. E' improbabile, secondo questo pensiero, che qualcosa di instabile come un comportamento parallelo diventi stabile senza avere alla base una condotta volontaria e pienamente consapevole dei soggetti coinvolti [10]. Il meccanismo con cui si arriva al nuovo equilibrio è fatto, nel caso di collusione tacita, di comportamenti concludenti senza il supporto di un accordo esplicito, ma questa differenza impatta sostanzialmente la possibilità di avere una prova concreta, e non la natura collusiva della situazione. Come prova, Posner propone di utilizzare metriche di mercato significative, che sono tipiche di una condotta collusiva, come l'eccesso di capacità rispetto alla domanda, la presenza di quote di mercato definite, profitti molto elevati, price leadership⁶¹. La criticità di questo approccio risiede nelle ipotesi di perfetta conoscenza e perfetta misurazione dei dati di mercato che non è quasi mai realistica nei casi reali di investigazione. Il pensiero di Posner è portato

⁶¹situazione in cui un'impresa è dominante nel proprio settore e viene seguita dai competitors nelle scelte di fissazione dei prezzi

avanti ai giorni nostri da Louis Kaplow, il quale rivaluta la nozione di accordo e ritiene che i casi antitrust che vengono catalogati come casi di mera interdipendenza tra le imprese, comportano spesso gravi danni sociali [30].

5.2.2 Conclusioni

Il dibattito di Turner e Posner è stato riaperto in tempi recenti in relazione ai problemi di collusione tacita generati dagli algoritmi: questi non fanno un accordo nel senso comune del termine, ma sicuramente riprendono il pensiero di Posner in relazione all'azione volontaria, dal momento che gli algoritmi vengono utilizzati a discrezione delle imprese, e soprattutto in relazione al concetto di parallelismo consapevole, che se attuato con mezzi informatici diventa da un lato più inconsapevole, perchè è l'algoritmo il soggetto agente, ma dall'altro ancora più consapevole, perchè è ormai noto che è uno degli esiti a cui gli algoritmi possono portare. Si ritiene però che di fronte alle evidenze ormai chiare di quelle che sono le reali possibilità di collusione che l'uso di un algoritmo sofisticato comporta, non sia ammissibile giustificare un esito collusivo raggiunto con algoritmi sulla base del fatto che non ci fosse alla base una condotta volontaria. *Ignorantia legis non excusat*: in questo caso non è la legge ad essere ignorata, è vero, ma un grido d'allarme che giunge da studiosi e autorità, che non si può far finta di non conoscere sperando di essere giustificati. Ad oggi, chi usa un algoritmo di pricing con determinate caratteristiche sa di avere in mano uno strumento potente, in grado di recare danno al mercato e alla società: un esito collusivo tacito raggiunto con un algoritmo di pricing non è sullo stesso piano di un esito collusivo tacito raggiunto senza un algoritmo di pricing. Se nel secondo caso si può considerare una mancanza di volontà, nel primo caso anche se fosse vero che l'equilibrio è stato raggiunto senza la palese intenzione, il fatto che l'algoritmo non sia stato controllato adeguatamente, pur sapendo le sue potenzialità, non si traduce in una intenzionalità vera e propria ma sicuramente in una mancanza di lealtà da parte dell'impresa. Tale mancanza di serietà non è per forza una giustificazione valida. A tal proposito si potrebbe proporre una soluzione che prevedesse di mettere al centro la responsabilizzazione delle imprese sull'uso di tali strumenti, in modo che un loro uso errato o fuori controllo non sia una giustificazione valida per comportamenti scorretti sul mercato. Invitando le imprese a occuparsi in prima persona del corretto funzionamento dei loro algoritmi per quanto concerne almeno la loro tendenza ad instaurare condotte parallele e collusive con gli algoritmi concorrenti potrebbe essere un modo efficace non tanto per evitare la collusione, ma per togliere dal tavolo la possibilità che le imprese giustificino un risultato anticompetitivo con la loro mancanza di volontà e ignoranza. Le imprese che non svolgono i controlli necessari sarebbero di default considerate scorrette perchè non si sono preoccupate di fare le verifiche, e le imprese che le svolgono regolarmente avrebbero materiale sufficiente per permettere all'autorità di verificare se i controlli sono stati effettuati correttamente e se la loro condotta collusiva è stata volontaria o effettivamente l'algoritmo si è comportato in modo imprevedibile.

Chiaramente questa soluzione comporta delle lacune. Questo procedimento può essere adottato efficacemente solo per algoritmi piuttosto semplici. Algoritmi più moderni e sofisticati sarebbero difficili da inquadrare dentro determinati controlli esaustivi. Inoltre, anche se ammettiamo che i controlli siano possibili, quali controlli attuare è un altro problema che andrebbe risolto: inoltre i controlli necessari potrebbero variare da algoritmo ad algoritmo e da situazione di mercato a situazione di mercato. Inoltre, cosa più complessa,

anche stabilendo quali siano i controlli e le prove adeguate, bisogna valutare se l'azione incriminata avrebbe potuto essere anticipata o predeterminata dagli addetti. In potenza però potrebbe essere un'idea opportuna responsabilizzare le imprese su come i loro algoritmi possono portare a situazioni sconvenienti in modo da allontanare la possibilità che venga usata l'ignoranza come giustificazione.

5.3 Altre problematiche

Oltre alla questione dell'accordo, che è centrale soprattutto per la Sezione 1 dello Sherman Act, vengono introdotte altre due problematiche relative alla comune percezione dell'antitrust su cui l'uso degli algoritmi può influire. La prima che viene sottolineata riguarda la seconda sezione dello Sherman Act, in cui si valuta l'intenzionalità del monopolista nell'alterare gli equilibri di mercato per rimanere unico produttore. La seconda riguarda il fatto che un algoritmo, diversamente da un essere umano, non è influenzato da paura o sfiducia i quali possono alterare la tendenza di un essere umano a intraprendere comportamenti punibili. Questo potrebbe determinare una maggiore propensione per gli algoritmi a colludere, alterando le probabilità ad oggi ritenute realistiche.

I tribunali che applicano la legge antitrust si concentrano su prove di intenzionalità per decidere se la Sezione 2 dello Sherman Act è stata violata. Non puniscono le cattive intenzioni fine a se stesse ma usano l'intento come guida per caratterizzare la condotta osservata. Per i casi che comprendono condotte punibili come il caso di esclusione immotivata di un acquirente dal rifornimento, così come il tentativo di monopolizzazione, i tribunali hanno adottato test che cercano di valutare l'intenzione di colui che ha adottato tali pratiche. Ad oggi la decisione di non vendere i propri prodotti a un compratore non sarà necessariamente accompagnato da prove fisiche che ne chiariscano l'intento ma potrebbe essere l'esito di cambiamenti della politica di prezzo che potrebbero verificarsi centinaia di volte ogni ora. Comunque, l'aspetto delle pratiche relative all'ottenimento di una posizione di monopolio non sono state affrontate in questo lavoro e quindi si accenna solo a questa ulteriore problematica: nella sezione seguente ci si rifà in parte al tema della concentrazione di mercato, e di uno specifico problema legato agli algoritmi di personalized pricing.

Per quanto riguarda la seconda problematica, invece, si pensi ad esempio al caso in cui ai membri di un cartello venga offerta la possibilità di disertare ed avere sconti di pena se disposti a collaborare con le autorità. Tale proposta altera la propensione a non abbandonare il cartello rendendo la collaborazione ancora più difficile. Questo e altri meccanismi psicologici di disincentivo alla collusione sono inefficaci se riferiti a meccanismi algoritmici e questa problematica viene affrontata meglio nella sottosezione 5.3.2.

5.3.1 Gli algoritmi di pricing e il pericolo delle fusioni

Le fusioni, intese come operazioni di contrazione del mercato, non sono state dibattute in questo lavoro ma un breve focus può essere interessante per approfondire una questione relativa all'utilizzo di algoritmi di prezzo volti alla personalizzazione delle tariffe. Le fusioni, in un certo senso, possono essere considerate come il limite ultimo di un accordo: se con un'intesa, due o più imprese, rimanendo separate, prendono decisioni di concerto su

alcuni aspetti del loro comportamento sul mercato, una fusione, per semplificare, fa sì che due o più imprese diventino una sola e quindi il loro comportamento non sia più autonomo ma completamente concordato. Gli effetti che derivano da una concentrazione di mercato sono vagliati approfonditamente dalle autorità in modo da valutare l'impatto sulla concorrenzialità del mercato. Gli algoritmi che applicano discriminazioni di prezzo possono amplificare gli effetti della fusione. La capacità degli algoritmi di analizzare ed elaborare grandi quantità di dati sulle caratteristiche dei consumatori consentono alle aziende di segmentare in modo sempre più sofisticato la clientela, dando vita a nuovi mercati rilevanti. Quando avviene una fusione tra due imprese in senso orizzontale, è probabile che in alcuni sottomercati, su cui le due imprese operano, la concorrenzialità diminuisca. Se però le imprese utilizzano algoritmi sofisticati di discriminazione i segmenti di mercato diventano più piccoli, più numerosi e più specifici e per questo è possibile che una fusione vada ad intaccare la concorrenzialità in modo più marcato su più mercati, anche se di dimensione inferiore.

5.3.2 Inefficacia dei meccanismi disincentivanti

Uno degli aspetti che non sono ancora stati toccati, ma che sono strettamente correlati con la regolamentazione degli algoritmi di pricing, riguarda i meccanismi che sono stati studiati e implementati per incentivare la deviazione dal rapporto collusivo. Tali meccanismi comprendono ad esempio i programmi di clemenza: questi rappresentano uno strumento che facilita l'emersione e l'accertamento dei cartelli segreti, cioè della categoria di illeciti antitrust più gravi e dannosi per la collettività, che consistono principalmente in intese anticoncorrenziali [37]. I programmi di clemenza hanno lo scopo di indurre le imprese che partecipano a un cartello a collaborare in maniera attiva e determinante con le autorità per aiutarla a stanare e definire precisamente l'accordo segreto, in cambio della non applicazione, o di una sostanziale riduzione, delle sanzioni previste per quelle violazioni. L'immunità può essere riconosciuta solo all'impresa che per prima denuncia il cartello alle autorità di concorrenza, laddove queste ultime non lo abbiano già scoperto autonomamente. Questo incentiva le imprese non solo a tradire il cartello ma anche a farlo nel più breve tempo possibile così da risultare le prime e poter godere di questi sconti. I programmi di clemenza innescano tra i partecipanti ad un cartello una sorta di corsa virtuosa al pentimento ed alla collaborazione e inoltre la riduzione della sanzione è spesso collegata alla maggiore tempestività della collaborazione prestata. La capacità di scoprire i cartelli è aumentata grazie ai programmi di clemenza. Inoltre è stata dimostrata la grande efficacia di questi strumenti non solo come mezzo per venire a conoscenza ex-post dell'accordo, ma anche per prevenire i cartelli, esercitando una notevole funzione di deterrenza. In altri termini, la clemenza ha dimostrato di poter svolgere un ruolo fondamentale nella lotta ai cartelli. A dimostrazione di ciò, nella pratica, un numero sempre maggiore di autorità ha adottato programmi di riduzione delle pene o amnistia totale per chi denuncia cartelli e intese illegali. Questi metodi rischiano di perdere la loro efficacia nei cartelli costituiti da algoritmi. Come già sostenuto nel corso del lavoro gli algoritmi non sono istruiti sul fatto che gli accordi non siano legali e quindi non hanno informazioni che li dissuadano dall'interfacciarsi gli uni con gli altri perseguendo il loro obiettivo anche se questo significa instaurare un rapporto o risultato collusivo. Su questo punto si potrebbe pensare di intervenire inserendo dei vincoli o delle informazioni che spingano l'algoritmo a non comportarsi collusivamente. Questa

idea presenta delle criticità, la prima in relazione al fatto che sarebbe probabilmente una limitazione e una pretesa troppo invasiva per gli sviluppatori, la seconda che determinare quali siano le informazioni da inserire in un algoritmo per istruirlo a non colludere sembra essere praticamente impossibile. Fin'ora è stato illustrato che anche in caso di collusione determinata dagli algoritmi può essere difficile stabilirne la causa anche avendo accesso all'algoritmo, dato che gli algoritmi black box non possono essere soggetti a reverse engineering per verificare come hanno preso le decisioni. Sarebbe quindi impraticabile pensare che si possano inserire delle informazioni che spingano l'algoritmo a non colludere quando non è possibile comprendere pienamente come questo prende le decisioni. Inoltre, anche ammettendo l'inserimento di questi limiti, si rischia che i vincoli inseriti intacchino troppo le capacità degli algoritmi, andando ad influire negativamente sullo sviluppo e l'innovazione che invece sono da sempre alleate della concorrenza. Anche per quanto riguarda l'effetto ex-post dei meccanismi disincentivanti della collusione, non sembra che questi possano avere un effetto se la collusione è sostenuta dagli algoritmi. Le imprese che partecipano al cartello in modo attivo sono invitate allo stesso modo a denunciare la loro appartenenza, mentre se si parla di una collusione tacita e inconsapevole da parte delle imprese coinvolte i meccanismi di denuncia non sono attuabili e non hanno quindi alcun impatto.

5.4 Soluzioni proposte

Le soluzioni di regolamentazione di un mondo complesso come quello degli algoritmi di pricing che vengono discusse e prese in considerazione devono considerare due concetti per certi versi complementari e per certi versi opposti: promuovere il benessere sociale e non indebolire la vivacità economica imprese. A parte interventi più radicali che verranno esposti dopo ci sono alcune misure tradizionali che le agenzie antitrust potrebbero mettere in atto almeno per affrontare alcuni dei problemi di concorrenza. Ad esempio utilizzare misure quali l'uso di studi di mercato, l'applicazione del controllo sulle concentrazioni, l'uso di azioni correttive o anche un approccio normativo potrebbero essere sufficienti in un primo momento e comunque utili anche in scenari più critici.

5.4.1 Studi di mercato

In generale, un prerequisito per un intervento antitrust contro un accordo anticoncorrenziale è l'esistenza di prove di una qualche forma di coordinamento dei concorrenti che ha un impatto negativo sulla concorrenza. Le autorità che si occupano di concorrenza possono decidere di svolgere studi di mercato e indagini di settore per capire le motivazioni alla base dei fallimenti di mercato e per identificare possibili soluzioni. Similmente a come è stato fatto nel capitolo 3 in cui si sono analizzati fattori critici per la probabilità di collusione, le agenzie potrebbero cercare di identificare le circostanze e i settori in cui è più probabile che si osservi la collusione algoritmica in modo ancora più specifico, magari valutando altre circostanze che sono sfuggite fino ad oggi. Ezrachi e Stucke sostengono che questo approccio possa rivelarsi utile per aiutare le agenzie a comprendere le nuove dinamiche nei mercati guidati da algoritmi e l'entità di eventuali problemi competitivi, dal momento che si ritiene che le informazioni in possesso delle autorità non siano ancora del tutto complete

e sufficienti, data anche l'elevata innovazione nel campo algoritmico che aumenta di giorno in giorno la mole informativa utile alla comprensione del fenomeno. Successivamente, sviluppando raccomandazioni ed eventualmente imponendo rimedi strutturali e comportamentali si potrebbe dare forma a una primordiale regolamentazione dell'uso degli algoritmi di pricing.

5.4.2 Controllo sulle concentrazioni

Per quanto riguarda il controllo sulle concentrazioni una soluzione potrebbe essere quella di ridurre le soglie di intervento delle autorità ritenute idonee e indagare sul rischio di effetti coordinati anche in situazioni diverse dal duopolio, dato che con gli algoritmi è più facilitata anche una condotta collusiva che coinvolga più attori. In questo modo si includerebbero sotto la lente di ingrandimento dell'antitrust anche i settori meno concentrati e in cui la collusione è più improbabile secondo le tradizionali conoscenze, ma che non lo sono se governati dagli algoritmi di prezzo. Un'operazione di concentrazione inoltre, può aumentare la sua pericolosità in termini di collusione algoritmica come illustrato nella sezione 5.3.1 in modo molto più marcato se in quei mercati sono diffusi gli algoritmi di personalized pricing. Pertanto aumentare l'attenzione su questi fenomeni e sul grado di concentrazione di mercato in generale può rivelarsi uno strumento utile di deterrenza e inoltre amplia la possibilità di trovare motivi di preoccupazione in situazioni apparentemente innocue. Cmunque ridurre le soglie di intervento genererebbe un carico di lavoro maggiore per gli organi antitrust che sono già notevolmente impegnate nelle decisioni che concernono come indirizzare le proprie risorse, in alcuni casi limitate, in modo efficace. Questa soluzione presenta quindi dei limiti dettati dal numero reale di risorse economiche e di risorse umane dell'Antitrust.

5.4.3 Interventi radicali

Alcuni studiosi hanno invece proposto l'introduzione di nuove istituzioni per regolare e controllare i nuovi aspetti dell'economia. Secondo Annabelle Gawer in un suo resoconto presentato all'OECD [34], l'OECD potrebbe svolgere un ruolo guida nell'orchestrare la discussione tra i paesi membri, così come con paesi terzi, verso l'istituzione di un *Global Digital & Data Regulator*, sul modello di organizzazioni internazionali, per creare un quadro normativo condiviso. Il GDDR sarebbe un'agenzia di regolamentazione centrale e indipendente che coordina e supervisiona i diversi aspetti del monitoraggio e della regolamentazione di internet e dei dati in ottica di tutelare i consumatori e proteggere i dati contro abusi commerciali. L'agenzia dovrebbe occuparsi di ideare nuovi regolamenti, che sarebbero approvati dalla *Global Competition Authority*. Questa sarebbe invece un'autorità per la concorrenza globale che si occuperebbe di tutti gli aspetti della concorrenza e dei comportamenti anticoncorrenziali.

Similmente altri studiosi [42] affermano che il punto di partenza per la regolamentazione dell'AI dovrebbe essere uno statuto che stabilisca i principi generali per la regolamentazione dell'AI. Come soluzione pratica si dovrebbe istituire un'agenzia responsabile della certificazione dei programmi per definirli come sicuri e stabilire dei limiti entro i quali poter intervenire in materia di ricerca e sviluppo. Lo scopo di questa agenzia sarebbe garantire che l'AI sia sicura, protetta, assoggettata all'essere umano, sotto controllo e in

linea con gli interessi umani; sia scoraggiando la creazione di AI privi di tali caratteristiche sia incoraggiando lo sviluppo di un'AI benefica che includa tali funzionalità. Inoltre sarebbe utile sviluppare indicazioni su come si possa definire l'intelligenza artificiale. In questo contesto si renderebbe utile lo sviluppo di un sistema di certificazione in base al quale i sistemi di AI che devono essere offerti per la vendita commerciale potrebbero essere esaminati: invece di vietare l'AI non certificata, si opererebbe utilizzando un sistema di responsabilità diverso per chi decide di non certificare il proprio sistema. Per incoraggiare progettisti e produttori a passare attraverso il processo di certificazione, le aziende che sviluppano, vendono o gestiscono l'intelligenza artificiale senza ottenere la certificazione dell'agenzia sarebbero strettamente responsabili per i danni causati da essa. Un ulteriore supporto sarebbe dato da un comitato di specialisti che avrebbero il compito di fare da ponte tra il campo altamente tecnico in cui si sviluppano tali sistemi e i legislatori.

5.4.4 Conclusioni

Sebbene non vi sia una visione univoca su quali siano gli interventi migliori da attuare è ampiamente riconosciuto che l'integrazione generalizzata di algoritmi informatici nei business potrebbe creare rischi per la concorrenza da non sottovalutare. Gli interventi più radicali proposti hanno come filo conduttore il fatto che probabilmente non bastino gli strumenti già presenti ma sia necessario svilupparne di nuovi, con competenze più precise, con una possibilità di movimento più ampia. La necessità di definire nuove agenzie fa trasparire il fatto che i problemi che nasceranno dall'uso della tecnologia informatica descritta saranno tanto ampi da non poter essere gestiti completamente dalle autorità già predisposte perchè queste potrebbero risultare troppo cariche di lavoro per occuparsi di tutte le nuove sfaccettature del problema e anche troppo poco competenti nel campo dello sviluppo tecnologico. Inoltre, l'accento viene posto sull'internazionalità di queste soluzioni, fatto comprensibile dato che ci si riferisce in larga parte a un intreccio di mercati che superano facilmente i confini statali grazie al supporto delle tecnologie informatiche. Se poi ci si riferisce specificatamente al discorso della collusione e della profilazione dei clienti sono valide anche soluzioni intermedie, che offrono un connubio tra le soluzioni storiche già ampiamente implementate e conosciute, con nuove valutazioni che tengano conto dei problemi descritti fin'ora. Per il discorso della collusione tacita, date le evidenze riportate, potrebbe non essere necessaria una rivoluzione tanto drastica quanto quella proposta da Gawer: innanzi tutto non è ancora chiaro quanto i risultati collusivi potrebbero essere effettivamente raggiunti e risultare stabili, dato che le evidenze empiriche sono quasi inesistenti, inoltre la questione della mancanza di intenzionalità e prove potrebbe essere superata con l'implementazione di meccanismi ex-ante ed ex-post descritti nel capitolo 3.3, superandone le criticità, e integrate con la visione esposta nel capitolo 5.2.2. Il problema è che queste potrebbero sembrare delle soluzioni efficaci al problema specifico ma nate da un modello di ragionamento a compartimenti stagni, che si concentra su un problema senza tenere conto che questo si intrecci troppo in profondità con altri per essere trattato separatamente guardando solo a quelli che sono gli effetti che si manifestano palesemente in ottica di equilibri di mercato. Allo stesso tempo avere una visione dettagliata di tutti quelli che sono i problemi generati dall'introduzione di algoritmi e intelligenza artificiale nella nostra vita che si intrecciano con i business aziendali potrebbe diventare ben presto un lavoro mastodontico per una sola entità preposta. Una soluzione che può apparire ragionevole potrebbe essere

definire una autorità nuova su questo tema che si interfacci efficacemente con ramificazioni più specifiche che operino concretamente sulle singole questioni, per indirizzarle e stimolarle nella ricerca di soluzioni specifiche ma integrate con gli altri aspetti del problema. Tutti questi approcci possono sembrare eccessivi ad oggi, soprattutto considerando che fin'ora si è lasciato ampio spazio di movimento alle implementazioni tecnologiche in causa, ritenendo sufficienti le norme e le autorità esistenti, e potrebbe sembrare, da una visione superficiale del problema, che ciò sia stato sufficiente. Le informazioni apprese nella stesura di questa tesi hanno però prodotto una notevole convinzione del fatto che tutto le implicazione di un fenomeno all'apparenza definito come algoritmi che tentano di definire il prezzo di beni e servizi, sia dinamico sia personalizzato, vanno ad intrecciarsi profondamente con questioni etiche e sociali che potrebbero condizionare notevolmente le società, il benessere degli individui e le loro possibilità di sviluppo e di progresso.

Conclusioni

Questo lavoro ha cercato di mettere in luce gli aspetti più salienti di quello che è il complicato ecosistema in cui si muovono gli algoritmi di pricing. Le branche tecniche che si interfacciano per la definizione di questo fenomeno sono talmente tante e complesse che sarebbe stato impossibile analizzarle tutte nel dettaglio: per questo si è scelto di focalizzarsi sul tema della concorrenzialità, della collusione e degli effetti sul mercato derivanti dal loro utilizzo. Questo però è solo uno specchio di quello che gli algoritmi in generale, comportano, e quello che gli algoritmi di prezzo potrebbero comportare in futuro. Sicuramente le preoccupazioni più gravi e pressanti non riguardano solo la collusione e la concorrenza, ma riguardano problematiche ben più profonde. Limitazione dei diritti, censura, discriminazione, manipolazione, sono solo alcuni dei gravi problemi che l'uso senza freni di algoritmi intelligenti sta causando all'interno della società e di cui le autorità si stanno occupando e di cui ci si dovrà occupare in modo sempre più marcato da adesso in poi. Non è un caso che in ogni lavoro che ho avuto la possibilità di leggere e analizzare, esclusi quelli più specifici citati come letteratura per studiare le possibilità di collusione fra algoritmi, il discorso sugli algoritmi di pricing andava sempre ad affievolirsi per lasciare spazio a tutta un'altra serie di problematiche non strettamente legate al discorso della fissazione dei prezzi.

Tra queste, una che mi ha colpita particolarmente, ma non è riportata nel lavoro perchè distante dal tema centrale, riguarda il pericolo che gli algoritmi di selezione e personalizzazione generino un effetto detto *echo chamber*. Tali algoritmi ricordano quelli di profilazione dei clienti con lo scopo di personalizzare per loro l'offerta e il prezzo. Nel caso in questione gli algoritmi incriminati sono spesso quelli che governano i social network, i canali e i siti di informazione e via dicendo. Davanti a quella che può sembrare una scelta e una possibilità di fruizione molto più ampia e vasta rispetto a una situazione senza tali tecnologie, si insinua il pericolo che una selezione automatica dei temi, delle notizie e degli argomenti a cui si è esposti divenga sempre più polarizzata verso un solo tema, argomento e punto di vista. Gli algoritmi, la maggior parte delle volte, tendono a proporre notizie e contenuti in linea con il pensiero, le preferenze e le convinzioni del lettore, generando un effetto di camera d'eco, o stanza degli specchi: "quell'effetto che si crea quando vengono amplificate e rafforzate determinate informazioni ripetute all'interno di un sistema, come se ci si trovasse, appunto, in una camera chiusa dove riecheggia una stessa voce"⁶². Il paradosso vede una pluralità di canali informativi, che si omologano nelle direzioni che sembrano più congeniali dell'utente. Similmente ad una offerta personalizzata che propone ad un cliente un prezzo ad hoc tanto più conosce le sue preferenze e necessità, così anche

⁶²<https://www.fabiobroccheri.it/selezione-news-algoritmi-echo-chamber/>

gli algoritmi che profilano le nostre linee di pensiero riescono a proporre soluzioni che si adeguano alle nostre aspettative e preferenze. Reputo questo uno degli effetti più deleteri tra quelli che ho potuto conoscere durante la stesura di questo lavoro. Ricevere solo le notizie e i commenti con i quali si concorda a priori, avere un accesso via via sempre più limitato alle visioni e interpretazioni che divergono dal personale punto di vista genera un impoverimento generale dei pensieri degli utenti.

Questo esempio ha sottolineato ancora di più quanto uno sviluppo più approfondito di queste tematiche sarebbe necessario e utile per una acquisizione di consapevolezza nei confronti della realtà in cui siamo immersi e quanto la tematica degli algoritmi di pricing possa legarsi strettamente con un più ampio panorama di contenuti. Nel mio lavoro ho cercato soprattutto di elaborare una visione critica nei confronti dell'uso degli algoritmi di pricing tenendo conto di aspetti economici e giuridici, e in parte sociali, in linea con il mio corso di studi. Nel lavoro ho riportato in larga parte gli effetti negativi del loro uso, ma è necessario ammettere che notevoli progressi sono stati possibili proprio grazie a questi strumenti. Per questo risulta difficile elaborare delle soluzioni evidentemente condivise per la loro regolamentazione e il dibattito rimane ancora aperto e ampio e potrebbe diventarlo ancora di più con il passare del tempo.

Bibliografia

- [1] Belviso, Luca. “Il caso Uber negli Stati Uniti e in Europa fra mercato, tecnologia e diritto. Obsolescenza regolatoria e ruolo delle Corti.” (2018): 144-160.
- [2] Brino, Vania. “Il caso Uber, tra diritto del lavoro e diritto della concorrenza.” *Commentario Breve allo Statuto del Lavoro Autonomo e del Lavoro Agile* (2018): 135.
- [3] Buccirosi, Paolo. “Indizi economici e prova di una intesa collusiva.” *ECONOMIA E POLITICA INDUSTRIALE* (2002).
- [4] Busch, Christoph. “The Sharing Economy at the CJEU: Does Airbnb Pass the ‘Uber Test’?—Some Observations on the Pending Case C-390/18—Airbnb Ireland.” (2018).
- [5] Cai, Yuan, Yongbo Zhou, and Noel Scott. “Price determinants of Airbnb listings: evidence from Hong Kong.” *Tourism Analysis* 24.2 (2019): 227-242.
- [6] Calvano, Emilio, et al. “Algorithmic pricing what implications for competition policy?.” *Review of industrial organization* 55.1 (2019): 155-171
- [7] Calvano, Emilio, et al. “Artificial intelligence, algorithmic pricing and collusion.” *Algorithmic Pricing and Collusion (April 1, 2019)* (2019).
- [8] Capobianco, Antonio, and Pedro Gonzaga. “Algorithms and competition: friends or foes.” *Competition Policy International* (2017): 1-6.
- [9] Cheng, Mingming, and Carmel Foley. “Algorithmic management: The case of Airbnb.” *International Journal of Hospitality Management* 83 (2019): 33-36.
- [10] Cirrincione, M. “INTERDIPENDENZA OLIGOPOLISTICA E AZIONE CONCERTATA NEL DIRITTO ANTITRUST.” (2012).
- [11] Competition, U. K., and Markets Authority. “Pricing algorithms: Economic working paper on the use of algorithms to facilitate collusion and personalised pricing.” *Crown. Retrieved July 25* (2018): 2019.
- [12] Dholakia, Utpal M. “Everyone hates Uber’s surge pricing—here’s how to fix it.” *Harvard Business Review* 21 (2015).
- [13] DIRECTORATE FOR FINANCIAL AND ENTERPRISE AFFAIRS COMPETITION COMMITTEE *Algorithms and Collusion - Note by the United States* 21-23 June 2017
- [14] Dogru, Tarik, et al. “Airbnb 2.0: Is it a sharing economy platform or a lodging corporation?.” *Tourism Management* 78 (2020): 104049.
- [15] Ezrachi, Ariel, and Maurice E. Stucke. “Artificial intelligence & collusion: When computers inhibit competition.” *U. Ill. L. Rev.* (2017): 1775.
- [16] Fradkin, Andrey. “Search, matching, and the role of digital marketplace design in enabling trade: Evidence from airbnb.” *Matching, and the Role of Digital Marketplace Design in Enabling Trade: Evidence from Airbnb (March 21, 2017)* (2017).

-
- [17] Gibbs, Chris, et al. "Use of dynamic pricing strategies by Airbnb hosts." *International Journal of Contemporary Hospitality Management* (2018).
- [18] Gu, Yiquan, and Tobias Wenzel. "Strategic obfuscation and consumer protection policy." *The Journal of Industrial Economics* 62.4 (2014): 632-660.
- [19] Jhaver, Shagun, Yoni Karpfen, and Judd Antin. "Algorithmic anxiety and coping strategies of Airbnb hosts." *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2018.
- [20] Hacker, Philipp. "UberPop, UberBlack, and the regulation of digital platforms after the Asociación Profesional Elite Taxi judgment of the CJEU: judgment of the Court (Grand Chamber) 20 December 2017, Asociación Profesional Elite Taxi (C-434/15)." *European Review of Contract Law* 14.1 (2018): 80-96.
- [21] Hall, Jonathan, Cory Kendrick, and Chris Nosko. "The effects of Uber's surge pricing: A case study." *The University of Chicago Booth School of Business* (2015).
- [22] Huffman, Max, and Mark Anderson. "The Sharing Economy Meets the Sherman Act: Is Uber a Firm, a Cartel, or Something in Between?." (2017).
- [23] Ittoo, Ashwin, and Nicolas Petit. "Algorithmic pricing agents and tacit collusion: A technological perspective." *Available at SSRN 3046405* (2017).
- [24] Ivaldi, Marc, et al. "The economics of tacit collusion." (2003).
- [25] Klein, Timo. "Autonomous algorithmic collusion: Q-learning under sequential pricing." *Amsterdam Law School Research Paper* 2018-15 (2019): 2018-05
- [26] Kuester Pfaffenroth, Sonia. "Pricing Algorithms: The Antitrust Implications" (2018)
- [27] Legge 10 ottobre 1990, n. 287 - Norme per la tutela della concorrenza e del mercato
- [28] Leibo, Joel Z., et al. "Multi-agent reinforcement learning in sequential social dilemmas." *arXiv preprint arXiv:1702.03037* (2017).
- [29] Mathewson, Frank, and Ralph Winter. "The law and economics of resale price maintenance." *Review of Industrial Organization* (1998): 57-84.
- [30] Mehra, Salil K. "Antitrust and the robo-seller: Competition in the time of algorithms." *Minn. L. Rev.* 100 (2015): 1323.
- [31] Mikians, Jakub, et al. "Detecting price and search discrimination on the internet." *Proceedings of the 11th ACM workshop on hot topics in networks*. 2012.
- [32] Nowag, Julian. "The UBER-cartel? UBER between labour and competition law." *UBER between Labour and Competition Law* (2016).
- [33] OECD (2017), *Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age* www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm
- [34] OECD Competition Committee. "Big data: Bringing competition policy to the digital era." *DAF/COMP (2016)* 14 (2016).
- [35] Oxera. "Data in digital markets" (2018).
- [36] Oxera. "When Algorithms Set Prices: Winners and Losers." (2017).
- [37] Pace, Lorenzo Federico, ed. *Dizionario sistematico del diritto della concorrenza*. Jovene, 2013.
- [38] Posner, Richard A. "Oligopoly and the antitrust laws: A suggested approach." *J. Reprints Antitrust L. & Econ.* 1 (1969): 1065.
- [39] Rosenblat, Alex, and Luke Stark. "Algorithmic labor and information asymmetries: A case study of Uber's drivers." *International Journal of Communication* 10 (2016): 27.

- [40] Salcedo, Bruno. "Pricing algorithms and tacit collusion." *Manuscript, Pennsylvania State University* (2015)
- [41] Sasseti, Simone. *Pricing Algorithms and implications for competition*. Diss. Politecnico di Torino, 2019.
- [42] Scherer, Matthew U. "Regulating artificial intelligence systems: Risks, challenges, competencies, and strategies." *Harv. JL & Tech.* 29 (2015): 353.
- [43] Seele, Peter, et al. "Mapping the Ethicality of Algorithmic Pricing: A Review of Dynamic and Personalized Pricing." *Journal of Business Ethics* (2019): 1-23.
- [44] Silva, Francesco. *Regola dell'efficienza e politica antitrust*. Libero Istituto Universitario Carlo Cattaneo, 1997.
- [45] Stucke, Maurice E., and Ariel Ezrachi. "How pricing bots could form cartels and make things more expensive." *Harvard Business Review* 27 (2016).
- [46] Schwalbe, Ulrich. "Algorithms, machine learning, and collusion." *Journal of Competition Law & Economics* 14.4 (2018): 568-607.
- [47] Waltman, Ludo, and Uzay Kaymak. "Q-learning agents in a Cournot oligopoly model." *Journal of Economic Dynamics and Control* 32.10 (2008): 3275-3293.
- [48] Ye, Peng, et al. "Customized regression model for airbnb dynamic pricing." *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. 2018.
- [49] Zhu, Hongrui. "Why a non-discrimination policy upset Airbnb hosts?." *Annals of Tourism Research* (2020): 102984.