



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE  
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”

---

Corso di Laurea triennale in Economia Aziendale

**BIG DATA A SUPPORTO DEL PROCESSO  
DECISIONALE: IL CASO NETFLIX**

**BIG DATA TO SUPPORT DECISION MAKING: THE  
NETFLIX CASE**

Relatore:

Prof. Marco Montemari

Rapporto Finale di:

Lorenzo Pulsoni

S1101548

Anno Accademico 2025/2026



## INDICE

|                                                                             |           |
|-----------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>INTRODUZIONE .....</b>                                                   | <b>2</b>  |
| <b>CAPITOLO 1- .....</b>                                                    | <b>4</b>  |
| <b>BIG DATA: DEFINIZIONE, CARATTERISTICHE E APPLICAZIONI.....</b>           | <b>4</b>  |
| 1.1.1 DEFINIZIONE DI BIG DATA .....                                         | 4         |
| 1.1.2 LE 5 V DEI BIG DATA.....                                              | 8         |
| 1.1.3 LA SESTA V DEI BIG DATA .....                                         | 12        |
| 1.3 APPLICAZIONI SETTORIALI DEI BIG DATA.....                               | 14        |
| <b>CAPITOLO 2 - .....</b>                                                   | <b>19</b> |
| <b>BIG DATA “IN AZIONE”: IL CASO NETFLIX.....</b>                           | <b>19</b> |
| 2.2.1 I BIG DATA COME LEVA DI GESTIONE DELLA RELAZIONE CON<br>L’UTENTE..... | 19        |
| 2.2.2 I BIG DATA COME SUPPORTO ALLE DECISIONI AZIENDALI .....               | 22        |
| 2.2.3 I BIG DATA NELLA PRODUZIONE DI CONTENUTI .....                        | 25        |
| 2.2.4 LIMITI E TENSIONI DEL MODELLO DATA-DRIVEN .....                       | 28        |
| <b>Conclusioni.....</b>                                                     | <b>31</b> |
| <b>BIBLIOGRAFIA .....</b>                                                   | <b>33</b> |

## INTRODUZIONE

Negli ultimi anni siamo entrati nel pieno di una vera e propria rivoluzione che ha portato la progressiva digitalizzazione dell'economia e della società, determinando un aumento della quantità di dati generati giornalmente da individui, imprese e istituzioni. L'utilizzo diffuso di Internet, dei social network, dei dispositivi mobili e delle piattaforme digitali produce continuamente dati che, se opportunamente raccolti e analizzati, possono rappresentare una risorsa di grande valore per le organizzazioni. In questo ambito, è emerso il fenomeno dei Big Data, divenuto uno dei principali fattori di innovazione e competitività nell'economia contemporanea.

I Big Data hanno cambiato profondamente il modo in cui le imprese osservano il mercato, comprendono il comportamento dei consumatori e assumono decisioni. Se in passato le scelte manageriali si basavano prevalentemente sull'esperienza, sull'intuizione e su analisi condotte su campioni limitati di dati, oggi le organizzazioni possono disporre di informazioni dettagliate e aggiornate in tempo reale, che consentono di ridurre l'incertezza e migliorare l'efficacia dei processi decisionali. La capacità di trasformare grandi quantità di dati in conoscenza utile rappresenta quindi una delle principali sfide e opportunità per le imprese che operano in mercati sempre più complessi e dinamici.

L'obiettivo di questo elaborato è analizzare il ruolo dei Big Data come strumento di supporto al processo decisionale aziendale, evidenziando come la raccolta, l'elaborazione e l'interpretazione dei dati possano contribuire alla creazione di valore e al raggiungimento di un vantaggio competitivo. Più precisamente, si intende approfondire le caratteristiche che definiscono tale fenomeno, le principali applicazioni nei diversi settori e le implicazioni derivanti dall'adozione di un approccio data-driven.

Per capire in modo concreto l'impatto dei Big Data sulle decisioni aziendali, si è ritenuto opportuno analizzare il caso Netflix, una delle realtà più rappresentative dell'economia digitale contemporanea. La piattaforma di streaming costituisce un esempio particolarmente significativo di impresa orientata ai dati, poiché utilizza i dati generati dagli utenti non solo per personalizzare l'esperienza di fruizione dei contenuti, ma anche per supportare decisioni strategiche riguardanti gli investimenti, la produzione di contenuti originali e la gestione della relazione con i clienti. L'analisi del caso consente quindi di osservare come i dati possano essere trasformati in uno strumento capace di influenzare direttamente le performance aziendali.

La tesi si articola in due capitoli. Nel primo capitolo vengono trattati il concetto di Big Data, le principali caratteristiche identificate dal modello delle cinque V e poi una successiva introduzione della sesta V. Nella parte finale del capitolo vengono inoltre presentate alcune delle più importanti applicazioni dei Big Data nei principali settori economici.

Il secondo capitolo è dedicato all'analisi del caso Netflix. Più nello specifico, viene approfondito il ruolo dei Big Data nella gestione della relazione con l'utente, nel supporto alle decisioni aziendali e nei processi di produzione dei contenuti originali. Infine, vengono analizzati i limiti e le principali criticità del modello data-driven.

Attraverso questo percorso di analisi, l'elaborato intende evidenziare come i Big Data non rappresentino soltanto una risorsa tecnologica, ma un elemento strategico capace di influenzare in modo significativo il processo decisionale e la capacità competitiva delle imprese. In un contesto economico sempre più orientato ai dati, la loro gestione efficace costituisce infatti una leva fondamentale per la creazione di valore e per il successo delle organizzazioni nel lungo periodo.

# **CAPITOLO 1**

## **BIG DATA: DEFINIZIONE, CARATTERISTICHE E APPLICAZIONI**

### **1.1.1 DEFINIZIONE DI BIG DATA**

Il concetto di big data rappresenta una delle trasformazioni più significative nell'ambito gestione aziendale degli ultimi decenni. Per comprendere appieno la portata di questo fenomeno, è necessario analizzare non solo la quantità di dati coinvolti, ma anche la natura complessa e dinamica che li caratterizza. In senso stretto, il termine big data si riferisce a insiemi di dati così voluminosi e complessi da richiedere strumenti software specifici per la loro acquisizione, gestione e analisi. Tuttavia, ridurre la definizione alla sola dimensione quantitativa sarebbe un errore concettuale grave, poiché la vera rivoluzione risiede nella capacità di estrarre valore da queste masse di dati. La nascita del concetto moderno è comunemente attribuita all'analista Doug Laney, che nel 2001 propose un modello strutturato basato su tre dimensioni fondamentali, note come le tre V ovvero Volume, Velocity e Variety (Laney, 2001). Questo modello ha costituito per anni la pietra angolare per distinguere i big data dai dati tradizionali gestiti dai sistemi relazionali classici. Il Volume si riferisce alla quantità massiccia di dati generati costantemente da una molteplicità di fonti, come sensori industriali, dispositivi mobili, transazioni finanziarie, interazioni sui social network e log di sistema. Si passa da misurazioni in gigabyte o terabyte fino a scale di petabyte ed exabyte, che superano la capacità di archiviazione ed elaborazione dei server convenzionali. La gestione di tale mole richiede architetture distribuite, capaci di scalare orizzontalmente aggiungendo nodi di calcolo, piuttosto che potenziare singole macchine.

La seconda dimensione, identificata come Velocity, descrive la velocità con cui i dati vengono generati, raccolti e devono essere elaborati. In molti scenari moderni, i dati fluiscono in tempo reale o quasi reale, rendendo obsoleti i processi di analisi batch tradizionali, che operano su dati storici. Pensiamo, ad esempio ai sistemi di trading, dove le decisioni di acquisto e vendita devono essere prese in millisecondi, oppure ai sistemi di monitoraggio del traffico urbano, che richiedono un aggiornamento continuo per ottimizzare i flussi dei veicoli. La capacità di processare questi flussi in movimento, senza doverli prima archiviare staticamente, rappresenta una sfida tecnologica notevole, che ha spinto lo sviluppo di tecnologie di stream processing. La terza V, indicata come Variety, riguarda la diversità dei formati e delle strutture dei dati. I dati tradizionali erano prevalentemente strutturati e organizzati in tabelle rigide, con righe e colonne ben definite. Al contrario, i big data includono dati semi strutturati, come file log o documenti XML, e dati non strutturati, come testi liberi, immagini, video, registrazioni audio e post sui social media. Questa eterogeneità richiede strumenti flessibili, capaci di interpretare e integrare informazioni provenienti da contesti molto diversi tra loro, senza perdere significato nel processo di integrazione.

Con il passare del tempo e con l'evolvere delle tecnologie analitiche, il modello originale delle tre V è stato ampliato per includere ulteriori caratteristiche, che meglio catturano la natura e il potenziale dei big data. Due dimensioni aggiuntive sono state introdotte successivamente per completare il quadro, ovvero Veracity e Value. La Veracity riguarda l'affidabilità, la qualità e l'accuratezza dei dati, un aspetto cruciale poiché dati rumorosi, incompleti o fuorvianti possono condurre a conclusioni errate e decisioni sbagliate, con conseguenze potenzialmente gravi per le organizzazioni. In un ecosistema dove chiunque può generare contenuti, la capacità di filtrare il segnale dal rumore diventa fondamentale per garantire la solidità delle analisi. Il Value, infine, rappresenta il vero obiettivo finale dell'analisi dei big data, ovvero la capacità di estrarre da queste immense masse di dati un

valore concreto sotto forma di conoscenza approfondita, insight predittivi e opportunità strategiche competitive. Senza la capacità di generare valore tangibile, i big data resterebbero solo un onere tecnologico e un costo di storage, senza ritorno sull'investimento. Queste cinque caratteristiche costituiscono oggi il framework più diffuso per comprendere e valutare un problema di big data (Gartner, 2013). L'importanza di questo paradigma risiede nel fatto che non è sufficiente possedere grandi quantità di dati per poter parlare di big data, ma è necessario che almeno alcune di queste dimensioni siano presenti in misura tale da rendere inadeguati gli strumenti tradizionali di data management.

È importante sottolineare che la definizione di big data è intrinsecamente relativa e contestuale. Ciò che è considerato grande per una piccola impresa locale potrebbe essere insignificante per una multinazionale tecnologica. La soglia di ciò che costituisce un big data cambia con il progresso tecnologico e con la capacità computazionale disponibile. Quello che oggi richiede un cluster distribuito, domani potrebbe essere gestito da un singolo server potente. Pertanto, la definizione non deve essere vista come una soglia statica, ma come un indicatore di complessità relativa rispetto alle capacità attuali di elaborazione. Alcuni studiosi hanno evidenziato come la definizione debba includere anche l'aspetto metodologico, ovvero il cambiamento nel modo di approcciare i problemi attraverso i dati. Non si tratta solo di avere più dati, ma di utilizzare tutti i dati disponibili invece di campionamenti statistici tradizionali, permettendo di identificare correlazioni e pattern che prima rimanevano nascosti (Mayer-Schonberger, 2013). Questo cambiamento, dalla causalità alla correlazione, rappresenta un cambiamento epistemologico profondo nel modo in cui la conoscenza viene costruita e validata nell'era digitale. La possibilità di analizzare intere popolazioni di dati, invece di campioni, riduce l'incertezza statistica e permette di scoprire relazioni non lineari e controintuitive che sfuggono ai metodi analitici classici.

Un altro aspetto fondamentale della definizione riguarda le implicazioni infrastrutturali e architetturali. I big data richiedono un ecosistema tecnologico specifico, che include database non relazionali noti come NoSQL, framework di elaborazione distribuita come Hadoop o Spark e piattaforme di cloud computing per la scalabilità elastica. Questi strumenti sono progettati per tollerare guasti hardware, gestire dati eterogenei ed elaborare carichi di lavoro massicci in parallelo. La definizione di big data è quindi inseparabile dalle tecnologie che ne abilitano lo sfruttamento. Senza questi strumenti avanzati, i dati rimarrebbero inerti e inutilizzabili. Inoltre, la definizione si estende anche alle competenze umane necessarie per gestire questi sistemi. La figura del data scientist emerge come professionista chiave, capace di combinare competenze statistiche, informatiche e di business per trasformare i dati grezzi in decisioni attuabili. La mancanza di queste competenze specializzate rappresenta spesso un collo di bottiglia maggiore della tecnologia stessa per molte organizzazioni che tentano di intraprendere percorsi di trasformazione digitale basati sui dati.

Bisogna anche considerare le implicazioni etiche e normative che entrano nella definizione moderna di big data. La raccolta massiva di dati solleva questioni cruciali riguardanti la privacy, la sicurezza e il consenso degli utenti. Le normative, come il regolamento generale sulla protezione dei dati in Europa, impongono vincoli stringenti su come i dati possono essere raccolti, conservati e analizzati. Pertanto, una definizione completa di big data oggi deve includere anche la conformità normativa e la governance dei dati come elementi costitutivi. Ignorare questi aspetti espone le organizzazioni a rischi legali e reputazionali significativi, che possono annullare qualsiasi valore estratto dall'analisi. La fiducia degli utenti diventa una risorsa critica, che deve essere preservata attraverso pratiche trasparenti e responsabili di gestione dei dati. Kitchen (2014) ha sottolineato come i big data non siano solo un fenomeno tecnico, ma anche sociale e politico, che ridefinisce i rapporti di potere tra chi possiede i dati e chi li genera. La definizione deve quindi abbracciare una visione olistica,

che includa dimensioni tecniche, economiche, sociali ed etiche per essere realmente completa e utile nel contesto contemporaneo.

In sintesi, i big data non sono semplicemente una questione di dimensioni, ma un nuovo paradigma per la creazione di conoscenza e valore economico e sociale. La loro definizione si è evoluta da un concetto puramente quantitativo a uno qualitativo e strategico centrato sulle cinque V, e sulle implicazioni sistemiche che ne derivano. La capacità di gestire ed estrarre valore da questi dati complessi e veloci rappresenta oggi un fattore critico di successo per le organizzazioni di ogni tipo che intendono competere in un mondo sempre più guidato dai dati. Comprendere la definizione significa comprendere le opportunità e le sfide che attendono le imprese, le istituzioni e la società nel suo insieme. Non si tratta solo di adottare nuovi software, ma di ripensare i processi decisionali, la cultura organizzativa e il modello di business alla luce delle nuove possibilità offerte dall'analisi avanzata delle informazioni. Il viaggio verso la maturità dei big data, inizia proprio da una definizione chiara e consapevole di cosa siano e di cosa possano diventare nelle mani di chi sa utilizzarli con competenza e responsabilità. Questo capitolo ha posto le basi per esplorare, nelle sezioni successive le applicazioni concrete e le tecnologie specifiche che abilitano questo straordinario potenziale trasformativo in ogni settore dell'economia globale.

### **1.1.2 LE 5 V DEI BIG DATA**

Il modello delle cinque V rappresenta il framework concettuale più solido e diffuso per descrivere le caratteristiche intrinseche dei big data e per guidare le organizzazioni nella progettazione di architetture informative adeguate. Questo modello non è statico, ma si è evoluto nel tempo per rispondere alla crescente complessità degli ecosistemi digitali moderni. La comprensione approfondita di ciascuna di queste dimensioni è fondamentale, poiché esse non agiscono in isolamento, ma interagiscono tra loro, creando sfide tecniche e

opportunità strategiche uniche. La prima V, ovvero Volume, rimane la caratteristica più intuitiva e visibile che definisce i big data. Il volume si riferisce alla quantità massiccia di dati generati ogni secondo da fonti eterogenee, come dispositivi, Internet delle Cose, sensori industriali, transazioni finanziarie, interazioni sui social media e log di sistema. La scala di misurazione è passata dai gigabyte dei decenni scorsi ai terabyte e petabyte di oggi, fino agli exabyte previsti per il prossimo futuro. Questa esplosione quantitativa impone sfide enormi in termini di storage, costi di archiviazione e capacità di elaborazione. I sistemi di database relazionali tradizionali non sono progettati per gestire tale mole di informazioni e richiedono, quindi, l'adozione di architetture distribuite che permettano la scalabilità orizzontale. Significa che, invece di potenziare un singolo server costoso, si aggiungono nodi di calcolo economici per distribuire il carico di lavoro. La gestione del volume richiede anche strategie di data lifecycle management, per decidere quali dati conservare a lungo termine, quali archiviare in storage a freddo e quali eliminare per ottimizzare i costi senza perdere informazioni potenzialmente preziose. Ignorare la dimensione del volume porta rapidamente a colli di bottiglia prestazionali che rendono impossibile qualsiasi forma di analisi tempestiva o approfondita (Laney, 2001).

La seconda dimensione è la Velocity, che descrive la velocità con cui i dati vengono generati, trasmessi e devono essere elaborati. In molti contesti moderni, i dati non arrivano in batch statici, ma fluiscono come fiumi continui che richiedono un processing in tempo reale o near real time. Pensiamo alle piattaforme di trading ad alta frequenza, dove le decisioni di acquisto e vendita devono essere prese in millisecondi per sfruttare opportunità di mercato effimere, oppure ai sistemi di guida autonoma, che devono elaborare dati da telecamere e lidar istantaneamente per evitare incidenti. La velocità impone un cambio di paradigma rispetto all'analisi storica tradizionale. Non basta più analizzare cosa è successo ieri, ma bisogna comprendere cosa sta succedendo ora e prevedere cosa accadrà tra pochi istanti.

Questo richiede tecnologie di stream processing, capaci di ingestione continua e analisi al volo senza la necessità di persistere prima i dati su disco. La latenza diventa il nemico principale e ogni millisecondo risparmiato nella pipeline di elaborazione, può tradursi in un vantaggio competitivo significativo o in una maggiore sicurezza operativa. La gestione della velocity richiede anche una robusta infrastruttura di rete, capace di trasportare grandi flussi di informazioni senza congestioni o perdite di pacchetti che potrebbero compromettere l'integrità dell'analisi in tempo reale.

La terza V è la Variety, che indica la diversità dei formati e delle strutture dei dati disponibili per l'analisi. Storicamente, i dati aziendali erano prevalentemente strutturati e organizzati in tabelle rigide con schemi ben definiti. Oggi, invece, la maggior parte dei dati utili è semistrutturata o non strutturata. I dati semistrutturati includono file di log documenti JSON o XML, che hanno una certa organizzazione ma non rispettano uno schema fisso. I dati non strutturati comprendono testi liberi, e-mail, post sui social network, immagini, video, registrazioni audio e file multimediali di ogni tipo. Questa eterogeneità rappresenta una delle sfide tecniche più ardue, poiché integrare fonti diverse richiede strumenti capaci di comprendere il significato semantico dei dati al di là della loro forma sintattica. Un'immagine contiene informazioni preziose, ma deve essere elaborata con algoritmi di computer vision, mentre un testo richiede tecniche di natural language processing per estrarre sentiment o entità. La variety impone quindi l'uso di piattaforme poliglote, che supportino diversi motori di analisi e formati di storage simultaneamente. La capacità di unificare queste fonti disparate in una visione coerente, è ciò che permette di ottenere una comprensione olistica dei fenomeni analizzati superando i silos informativi che spesso frammentano la conoscenza nelle grandi organizzazioni (Gartner, 2013).

La quarta dimensione è la Veracity, che riguarda l'affidabilità, la qualità e la certezza dei dati. In un mondo dove chiunque può generare contenuti digitali, la qualità dei dati è

estremamente variabile e spesso problematica. I dati possono essere incompleti, rumorosi, ambigui o addirittura, deliberatamente falsificati. La veracity misura il grado di fiducia che un'organizzazione può riporre nei dati prima di basare su di essi decisioni critiche. Dati di bassa qualità portano inevitabilmente a insight errati e strategie fallimentari con conseguenze potenzialmente disastrose in settori come la sanità o la finanza. Gestire la veracity richiede processi rigorosi di data cleansing, validazione e governance per filtrare il rumore e correggere le incongruenze. Significa anche implementare meccanismi di tracciabilità per comprendere la provenienza dei dati e le trasformazioni subite lungo la pipeline. La mancanza di attenzione alla veracity è una delle cause principali di fallimento dei progetti di big data analytics, poiché gli algoritmi più sofisticati non possono compensare dati di partenza inaffidabili. Costruire una cultura della qualità dei dati, è quindi prerequisito essenziale per qualsiasi iniziativa di analisi avanzata che voglia produrre risultati concreti e ripetibili nel tempo.

La quinta e forse più importante V è il Value, che rappresenta l'obiettivo finale di ogni investimento in big data. Avere grandi volumi di dati, veloci e variati non serve a nulla se non si riesce a estrarre da essi un valore tangibile per il business o per la società. Il value si manifesta sotto forma di risparmi sui costi, nuovi flussi di ricavi, migliori esperienze per i clienti, ottimizzazione dei processi operativi o innovazione di prodotto. Misurare il valore dei big data è spesso complesso, poiché i benefici possono essere indiretti o realizzarsi nel lungo periodo. Tuttavia, senza una chiara definizione del valore atteso, i progetti rischiano di diventare esperimenti tecnologici costosi senza ritorno sull'investimento. Estrarre valore richiede non solo tecnologia, ma anche competenze analitiche capaci di tradurre i dati in azioni attuabili e una cultura organizzativa pronta ad adottare decisioni basate sulle evidenze empiriche. Il valore, è la lente attraverso cui tutte le altre V devono essere valutate, poiché giustifica gli sforzi necessari per gestire la complessità del volume, della velocity, della

variety e della veracity. Solo quando i dati si trasformano in conoscenza azionabile e vantaggio competitivo, il paradigma dei big data realizza la sua piena promessa trasformativa per le imprese e le istituzioni (IBM Institute, 2014).

### **1.1.3 LA SESTA V DEI BIG DATA**

Mentre il modello delle cinque V è ampiamente accettato come standard industriale, la ricerca accademica e pratica ha identificato la necessità di introdurre una sesta dimensione, per catturare aspetti ulteriori della complessità dei dati moderni e delle loro dinamiche temporali e contestuali. La sesta V più comunemente citata è la Variability, che si distingue dalla Variety, pur essendo correlata concettualmente e operativamente nel contesto dell'architettura dati e dei sistemi di elaborazione distribuita. Mentre la Variety descrive la diversità dei formati, la Variability si riferisce all'inconsistenza nel flusso e nel significato dei dati nel tempo e in contesti differenti che possono cambiare rapidamente. I dati, infatti, possono cambiare struttura, frequenza o semantica a seconda del contesto temporale o delle condizioni operative specifiche del momento di acquisizione e dell'ambiente esterno. Ad esempio, il volume di dati generati da un sito di e-commerce varia enormemente tra un giorno feriale e il periodo dei saldi natalizi, creando picchi imprevedibili che mettono sotto stress le infrastrutture e richiedono elasticità computazionale per gestire i carichi variabili. Inoltre, il significato di un dato può cambiare nel tempo, rendendo obsolete le interpretazioni precedenti e i modelli addestrati su dati storici non più rappresentativi della realtà corrente e delle preferenze degli utenti. Un termine usato nei social media oggi potrebbe avere una connotazione diversa tra sei mesi, a causa di cambiamenti culturali, linguistici o eventi di cronaca che ne alterano la percezione pubblica e il sentiment associato. Questa variabilità introduce un livello ulteriore di incertezza nei modelli analitici, che devono essere

abbastanza flessibili da adattarsi a condizioni mutevoli, senza richiedere riprogettazioni continue e costose dell'intero sistema informativo. Gestire la variability richiede sistemi dinamici, capaci di rilevare automaticamente cambiamenti nei pattern dei dati e di ricalibrare i parametri di analisi, di conseguenza, per mantenere la precisione predittiva e l'affidabilità dei risultati nel tempo. Significa anche adottare approcci di machine learning adattivi, che possano imparare continuamente dalle nuove informazioni senza dimenticare le conoscenze acquisite in precedenza, in un processo di apprendimento continuo che evita il fenomeno del catastrophic forgetting. La variabilità rende difficile la standardizzazione dei processi di ingestione e analisi, poiché non esiste un modello unico valido per sempre e per ogni contesto operativo possibile e immaginabile. Le organizzazioni devono quindi investire in monitoraggio continuo e in architetture resilienti, che possano assorbire shock improvvisi nel flusso informativo senza interrompere i servizi critici per gli utenti finali e i clienti. Ignorare la variabilità porta a modelli rigidi, che falliscono non appena le condizioni al contorno cambiano, rendendo l'investimento in analytics fragile e poco duraturo nel tempo e soggetto a obsolescenza rapida con perdite economiche significative (Hashem, 2015). La Variability rimane la V tecnicamente più rilevante per l'ingegneria dei dati, poiché impatta direttamente sulla stabilità e sull'affidabilità delle pipeline di elaborazione e sulla validità dei risultati ottenuti dai modelli predittivi. La comprensione della variabilità completa il quadro delle sfide dei big data, aggiungendo la dimensione temporale dinamica alla già complessa gestione statica delle caratteristiche fondamentali e permettendo una visione più matura del ciclo di vita dei dati e della loro evoluzione. In conclusione, l'evoluzione dal modello delle tre V a quello delle sei V dimostra come la disciplina dei big data sia in costante divenire e richieda un approccio flessibile e aggiornato per affrontare le sfide di un mondo digitale in rapida trasformazione, dove i dati sono la risorsa più preziosa, ma anche la più complessa da domare efficacemente per ottenere vantaggi sostenibili e duraturi nel mercato globale.

### **1.3 APPLICAZIONI SETTORIALI DEI BIG DATA**

L'impatto trasformativo dei big data non si limita a un singolo dominio tecnologico o aziendale, ma si estende trasversalmente attraverso quasi ogni settore dell'economia moderna e della società civile. La capacità di raccogliere, analizzare e interpretare enormi volumi di dati sta ridefinendo i modelli operativi, le strategie competitive e i servizi offerti ai cittadini e ai consumatori. Comprendere le applicazioni settoriali significa esplorare come le sei V dei big data si manifestano in contesti specifici, portando benefici tangibili e risolvendo problemi complessi che i metodi tradizionali non riuscivano ad affrontare. Ogni industria sta vivendo una propria rivoluzione digitale guidata dai dati, ma con sfumature e priorità differenti a seconda della natura del business e degli stakeholder coinvolti. Questa sezione esplora in dettaglio i settori chiave dove l'applicazione dei big data sta generando il maggior valore, dimostrando la versatilità e la potenza di questo paradigma tecnologico nel mondo reale.

Il settore sanitario rappresenta uno degli ambiti più promettenti ed eticamente significativi per l'applicazione dei big data. La medicina moderna sta passando da un approccio reattivo a uno predittivo e personalizzato, grazie alla capacità di analizzare dati genomici, cartelle cliniche, elettroniche e dati provenienti da dispositivi indossabili. L'analisi di grandi dataset permette di identificare pattern di malattia prima che si manifestino sintomi clinici evidenti, consentendo interventi precoci che salvano vite umane e riducono i costi delle cure. La medicina di precisione utilizza i big data per adattare le terapie al profilo genetico del singolo paziente, aumentando l'efficacia dei farmaci e riducendo gli effetti collaterali avversi. Inoltre, gli ospedali utilizzano l'analisi predittiva per ottimizzare la gestione delle risorse, come i letti di degenza, il personale medico e le scorte di farmaci migliorando l'efficienza operativa complessiva. La ricerca farmaceutica beneficia enormemente dell'analisi di grandi moli di dati sperimentali, accelerando lo sviluppo di nuovi medicinali e ridurre i tempi di

approvazione normativa. Tuttavia, l'uso dei dati sanitari solleva questioni critiche riguardanti la privacy e la sicurezza delle informazioni sensibili dei pazienti, che devono essere protette con rigorosi protocolli di cifratura e governance (Raghupathi, 2014). La sfida principale in questo settore non è solo tecnologica ma anche culturale e normativa, poiché è necessario bilanciare l'innovazione con la tutela dei diritti fondamentali degli individui.

Il settore finanziario e bancario è stato tra i primi a adottare le tecnologie di big data analytics, data la natura digitale delle transazioni e la disponibilità storica di dati strutturati. Le istituzioni finanziarie utilizzano i big data principalmente per la gestione del rischio, il rilevamento delle frodi e la personalizzazione dei servizi offerti alla clientela. Gli algoritmi di machine learning analizzano milioni di transazioni in tempo reale per identificare comportamenti anomali che potrebbero indicare attività fraudolente, come l'uso non autorizzato di carte di credito o il riciclaggio di denaro. Questi sistemi sono capaci di imparare continuamente dai nuovi pattern di frode, adattandosi alle tattiche sempre più sofisticate dei criminali informatici. Nella gestione del rischio, i big data permettono di valutare la solvibilità dei clienti con maggiore precisione, integrando dati tradizionali con dati alternativi, come le abitudini di spesa o la presenza online. Nel trading algoritmico, i big data sono fondamentali per prendere decisioni di investimento in millisecondi, basandosi sull'analisi di notizie di mercato, dati economici e sentiment analysis sui social media. La conformità normativa rappresenta un'altra area di applicazione cruciale, dove l'analisi dei dati aiuta le banche a rispettare le regolamentazioni sempre più stringenti evitando sanzioni pesanti. La sfida in questo settore risiede nella necessità di garantire la sicurezza assoluta dei dati finanziari e nel mantenere la fiducia dei clienti in un ambiente digitale sempre più complesso (Chen, 2014).

Il settore del retail e del commercio elettronico ha sfruttato i big data per rivoluzionare l'esperienza del cliente e ottimizzare la catena di approvvigionamento. Le aziende di vendita

al dettaglio analizzano lo storico degli acquisti, la navigazione sui siti web e le interazioni sui social media per creare profili di clienti estremamente dettagliati. Questo permette di offrire raccomandazioni di prodotti personalizzate, che aumentano significativamente la probabilità di acquisto e la fedeltà alla marca. Il dynamic pricing è un'altra applicazione diffusa dove i prezzi dei prodotti vengono aggiustati in tempo reale in base alla domanda alla concorrenza e alle caratteristiche del singolo utente massimizzando i margini di profitto. Nella gestione della supply chain i big data aiutano a prevedere la domanda futura con maggiore accuratezza, riducendo le scorte in eccesso e prevenendo le rotture di stock che portano a vendite perse. L'analisi dei dati provenienti dai negozi fisici tramite sensori e telecamere permette di ottimizzare il layout degli scaffali e il flusso dei clienti, migliorando l'esperienza di acquisto in store. L'integrazione tra canali online e offline è resa possibile dai big data che creano una visione unificata del cliente, indipendentemente dal punto di contatto utilizzato per l'interazione. La sfida principale per il retail risiede nella capacità di integrare dati provenienti da fonti eterogenee e nel rispettare le aspettative di privacy dei consumatori che diventano sempre più sensibili all'uso delle loro informazioni personali (Wamba, 2015).

Il settore manifatturiero e industriale sta vivendo una trasformazione profonda nota come Industria 4.0, dove i big data giocano un ruolo centrale nell'abilitare le fabbriche intelligenti. I sensori installati sui macchinari, generano flussi continui di dati sulle condizioni operative, come temperatura, vibrazioni e consumo energetico. L'analisi di questi dati permette di implementare la manutenzione predittiva, intervenendo sui macchinari solo quando necessario prima che si verifichi un guasto riducendo i tempi di fermo macchina e i costi di riparazione. Il controllo qualità viene potenziato dall'analisi di immagini e dati di produzione in tempo reale per identificare difetti immediati e correggere i parametri di lavorazione automaticamente. La catena di fornitura industriale beneficia della tracciabilità dei materiali e dei componenti ottimizzando i tempi di consegna e riducendo gli sprechi. La progettazione

dei prodotti viene migliorata attraverso l'analisi dei dati di utilizzo, raccolti dai prodotti stessi una volta venduti, permettendo agli ingegneri di capire come i clienti usano realmente gli oggetti e dove si verificano le criticità. L'integrazione tra sistemi operativi, tecnologici e sistemi informativi aziendali crea un gemello digitale dell'intera fabbrica, che permette di simulare scenari e ottimizzare i processi prima di implementarli fisicamente. La sfida in questo settore riguarda l'interoperabilità tra macchinari di diversi produttori e la necessità di competenze tecniche specializzate per gestire l'infrastruttura dati industriale (Manyika, 2011)

Il settore pubblico e le smart cities rappresentano un altro ambito di applicazione cruciale dove i big data possono migliorare la qualità della vita dei cittadini e l'efficienza dei servizi pubblici. Le amministrazioni comunali utilizzano i dati provenienti da sensori urbani, telecamere e dispositivi mobili per ottimizzare la gestione del traffico, ridurre l'inquinamento e migliorare la sicurezza pubblica. I sistemi di trasporto intelligente analizzano i flussi di veicoli per sincronizzare i semafori e ridurre la congestione stradale nelle ore di punta. La gestione dei rifiuti viene ottimizzata attraverso sensori nei cassonetti, che segnalano quando sono pieni riducendo i viaggi inutili dei camion di raccolta. Nella pubblica sicurezza, l'analisi dei dati aiuta a prevedere le zone a maggior rischio criminale, permettendo una distribuzione più efficace delle forze dell'ordine. I servizi sanitari pubblici utilizzano i big data per monitorare la diffusione di malattie infettive e pianificare campagne di vaccinazione mirate. La trasparenza amministrativa viene potenziata dalla pubblicazione di open data che permettono ai cittadini e alle imprese di creare servizi innovativi basati sulle informazioni pubbliche. La sfida principale, nel settore pubblico riguarda la governance dei dati, la privacy dei cittadini e la necessità di investire in infrastrutture digitali spesso carenti rispetto al settore privato.

Il settore delle telecomunicazioni utilizza i big data per ottimizzare le prestazioni della rete e migliorare la retention della clientela. Gli operatori analizzano i dati di traffico di rete per identificare colli di bottiglia e pianificare espansioni infrastrutturali dove la domanda è maggiore. L'analisi predittiva viene utilizzata per identificare i clienti a rischio di abbandono, permettendo di offrire offerte personalizzate per trattenerli. La qualità del servizio viene monitorata in tempo reale per risolvere problemi, prima che gli utenti li segnalino direttamente. Anche il settore energetico sta beneficiando dei big data attraverso le smart grid che bilanciano domanda e offerta di elettricità in tempo reale integrando, fonti rinnovabili variabili. In sintesi, le applicazioni settoriali dei big data dimostrano come questa tecnologia, non sia un fine ma un mezzo per raggiungere obiettivi strategici specifici di ogni industria. La capacità di adattare gli strumenti analitici al contesto specifico è la chiave per ottenere risultati concreti e sostenibili nel lungo periodo. Ogni settore presenta sfide uniche, ma il denominatore comune è la necessità di una cultura data driven che permette l'intera organizzazione dalle decisioni strategiche alle operazioni quotidiane. Il futuro vedrà una convergenza sempre maggiore tra questi settori, creando ecosistemi di dati interconnessi, dove il valore nasce dall'integrazione trasversale delle informazioni piuttosto che dalla loro analisi isolata.

## **CAPITOLO 2**

### **BIG DATA “IN AZIONE”: IL CASO NETFLIX**

#### **2.2.1 I BIG DATA COME LEVA DI GESTIONE DELLA RELAZIONE CON L'UTENTE**

Netflix rappresenta uno dei casi più emblematici e studiati di come i big data possano trasformare radicalmente la relazione tra impresa e utente nel settore digitale. La piattaforma di streaming non utilizza i dati semplicemente come strumento descrittivo dei comportamenti di consumo, ma li ha elevati a componente strategica fondamentale per orientare le decisioni operative e quotidiane con un livello di precisione senza precedenti. Questo approccio rappresenta un cambio di paradigma rispetto ai modelli tradizionali di gestione della relazione con il cliente.

L'evoluzione storica dell'azienda aiuta a comprendere la progressiva centralità assunta dai dati nel modello di business. Nata nel 1997 come servizio di noleggio DVD per corrispondenza, Netflix ha attraversato diverse fasi di trasformazione fino a diventare una piattaforma globale di intrattenimento digitale presente in oltre 190 paesi. Questo percorso evolutivo non è stato soltanto tecnologico o legato all'espansione geografica. Ha riguardato in modo profondo il modo in cui l'impresa osserva il mercato, interpreta la domanda, costruisce il proprio vantaggio competitivo e gestisce la relazione con milioni di abbonati. In questo contesto, il comportamento degli utenti assume un valore centrale e strategico. Ogni singola interazione con la piattaforma genera dati: ogni ricerca effettuata, ogni titolo visualizzato, ogni interruzione della riproduzione, ogni valutazione espressa, ogni tempo di permanenza su una determinata pagina. Sono segnali apparentemente frammentari e di scarsa rilevanza individuale, ma che nel loro insieme permettono di ricostruire con notevole

approssimazione interessi, abitudini, preferenze e pattern comportamentali del pubblico. Per un'azienda come Netflix, questa capacità di lettura continua e granulare del comportamento utente significa poter adattare l'offerta con una rapidità e una precisione impensabili con gli strumenti tradizionali di analisi di mercato.

La personalizzazione costituisce infatti uno degli elementi distintivi e competitivi della piattaforma Netflix. Il contenuto proposto a ciascun utente non è mai casuale o standardizzato, ma deriva da un'elaborazione continua e sofisticata di dati e pattern comportamentali raccolti nel tempo. In questo senso, la piattaforma non si limita a distribuire contenuti in modo passivo. Li seleziona attivamente, li ordina secondo logiche personalizzate, li rende più o meno visibili in base alla probabilità statistica che siano rilevanti per il singolo abbonato. Questa capacità di curare l'esperienza individuale su scala globale rappresenta una delle principali fonti di vantaggio competitivo.

Questo approccio basato sulla personalizzazione data-driven è ancora più importante e strategico se si considera il ruolo crescente delle produzioni originali nel catalogo Netflix. L'azienda utilizza i dati non soltanto per migliorare la fase distributiva e la fruizione dei contenuti, ma anche per orientare in modo sistematico gli investimenti editoriali e produttivi. Le scelte relative ai contenuti da produrre o acquisire, quindi, non dipendono esclusivamente dall'intuizione manageriale o dall'esperienza editoriale tradizionale. Sono sostenute e validate da analisi quantitative che aiutano a comprendere quali generi, quali formati narrativi, quali temi e quali elementi creativi possano funzionare meglio sul mercato.

Il caso Netflix si rivela perciò particolarmente adatto e significativo per una riflessione approfondita sul rapporto tra big data e processo decisionale nelle imprese contemporanee. Da un lato emerge con chiarezza il monitoraggio sistematico e continuativo dei comportamenti di consumo. Dall'altro si evidenzia la capacità organizzativa di trasformare queste informazioni grezze in decisioni concrete, misurabili nei risultati e coerenti con gli

obiettivi aziendali di lungo periodo. È proprio questa relazione circolare tra raccolta dati, analisi e azione che rende Netflix un esempio paradigmatico di impresa data-driven.

Per questa ragione, il caso aziendale non va letto e interpretato soltanto come un successo commerciale nel settore dello streaming video. Rappresenta anche una dimostrazione concreta del modo in cui i dati possono sostenere il governo strategico dell'impresa, dalla progettazione dei contenuti fino alla gestione quotidiana della relazione con l'utente finale. In una logica organizzativa di questo tipo, il dato smette di essere un semplice sottoprodotto dell'attività digitale e diventa una risorsa strategica primaria, da gestire con la stessa attenzione riservata ad altre risorse critiche dell'organizzazione. Un elemento decisivo e distintivo nel caso Netflix è la capacità operativa di trasformare una grande massa di dati eterogenei in una forma di conoscenza utile per agire tempestivamente. Non si tratta soltanto di osservare passivamente il comportamento del pubblico, ma di interpretarlo in tempo quasi reale, così da adattare dinamicamente la piattaforma alle abitudini in evoluzione degli utenti e alle dinamiche competitive del mercato. Questa capacità di analisi e reazione rapida costituisce un vantaggio competitivo difficile da replicare per i concorrenti. La logica che guida questo processo decisionale appare semplice solo in apparenza. Più informazioni vengono raccolte in modo sistematico, più aumenta la possibilità di individuare schemi ricorrenti, preferenze stabili nel tempo e segnali predittivi di abbandono del servizio. Allo stesso tempo, però, cresce in modo proporzionale anche la complessità del lavoro analitico richiesto. I dati vanno selezionati con criterio, letti con strumenti appropriati, filtrati da rumore e anomalie, messi in relazione tra loro attraverso modelli statistici e algoritmici sofisticati. È proprio in questa capacità di elaborazione avanzata che l'azienda costruisce gran parte del proprio vantaggio competitivo sostenibile.

Netflix ha investito risorse ingenti in sistemi di raccomandazione sempre più sofisticati proprio per ridurre l'incertezza nella scelta dei contenuti da parte degli utenti. L'obiettivo

strategico è rendere l'esperienza di navigazione più fluida, intuitiva e personale. Quando l'utente apre la piattaforma, trova immediatamente proposte costruite sulla base della propria storia di visione individuale, delle interazioni precedenti e di altri comportamenti osservabili direttamente o inferiti attraverso modelli predittivi. Questo meccanismo di personalizzazione non è marginale o accessorio, perché influenza direttamente il tempo di permanenza sulla piattaforma e la probabilità che l'abbonato continui a utilizzare il servizio nel lungo periodo.

### **2.2.2 I BIG DATA COME SUPPORTO ALLE DECISIONI AZIENDALI**

L'approccio data-driven adottato da Netflix influenza in modo pervasivo sia le decisioni operative quotidiane sia le scelte strategiche di medio e lungo periodo. La piattaforma, infatti, non si limita a reagire in modo reattivo ai comportamenti manifesti degli utenti. Cerca piuttosto di anticiparli costruendo modelli predittivi che rendano più probabile la scelta di un contenuto rispetto a un altro e che orientino l'allocazione delle risorse verso le iniziative con maggiore potenziale di successo. Questa capacità di previsione rappresenta un salto qualitativo rispetto ai modelli decisionali tradizionali basati sull'analisi storica.

Questa capacità di previsione e anticipazione è particolarmente importante e preziosa in un settore caratterizzato da un'offerta estremamente ampia e da una competizione feroce per l'attenzione limitata del pubblico. Quando i contenuti disponibili sono numerosissimi e continuano a crescere, il vero problema competitivo non è più soltanto averli a disposizione nel catalogo, ma renderli visibili nel momento giusto e alla persona giusta, massimizzando la probabilità di engagement. Netflix risponde a questa esigenza strategica attraverso sistemi di raccomandazione che trasformano i dati comportamentali in una sorta di guida personalizzata e dinamica per ciascun utente.

L'effetto di questo meccanismo di personalizzazione è duplice e genera valore su più livelli. Da un lato migliora significativamente l'esperienza di navigazione dell'utente, perché riduce

drasticamente il tempo e lo sforzo cognitivo necessario per trovare contenuti interessanti e pertinenti. Dall'altro rafforza la capacità dell'azienda di mantenere alto il livello di coinvolgimento degli abbonati nel tempo, limitando il rischio critico di abbandono del servizio (churn). In questo senso strategico, il sistema di raccomandazione non è un elemento accessorio o secondario, ma una componente strutturale e irrinunciabile del modello di business Netflix. Il caso Netflix mostra anche in modo chiaro come l'uso strategico dei dati non riguardi esclusivamente la fase distributiva e di fruizione, ma tocchi direttamente e profondamente la produzione di contenuti originali. Le scelte sui contenuti da produrre vengono prese tenendo conto in modo sistematico di informazioni raccolte sulla domanda effettiva, sui generi più seguiti, sulle caratteristiche narrative e stilistiche che sembrano generare maggiore interesse e coinvolgimento. Questo approccio consente di ridurre l'incertezza intrinseca e il rischio tipici delle decisioni creative in settori ad alto investimento, senza però annullarli del tutto. La creatività e l'intuizione artistica restano necessarie e insostituibili, ma vengono sostenute e informate da una base empirica molto più solida e affidabile.

Un punto rilevante e cruciale, da questo punto di vista analitico, è il rapporto complesso tra analisi quantitativa e processo decisionale. In un'impresa come Netflix, il dato non produce automaticamente e meccanicamente una scelta strategica. Fornisce però una base più robusta, oggettiva e verificabile per decidere, perché permette di osservare il comportamento reale e non dichiarato del pubblico e di confrontarlo sistematicamente con i risultati ottenuti in precedenza in contesti simili. È un passaggio metodologico importante, perché sposta il baricentro del processo decisionale dall'intuizione pura e dall'esperienza soggettiva a una logica ibrida in cui l'evidenza empirica assume un ruolo crescente e strutturale. Questo spiega perché il caso Netflix sia così frequentemente citato e studiato come esempio paradigmatico di organizzazione data-driven. Il valore competitivo non deriva soltanto dall'avere a

disposizione grandi quantità di informazioni grezze, ma dalla capacità organizzativa di inserirle dentro processi decisionali coerenti, ripetibili e migliorabili nel tempo. Netflix ha costruito buona parte della propria forza competitiva sostenibile proprio su questa integrazione profonda tra analytics avanzata, strategia aziendale e sviluppo continuo dell'offerta.

In definitiva, il caso aziendale permette di vedere in modo concreto e operativo ciò che nel capitolo teorico era stato delineato solo in termini generali e astratti. I big data, quando sono gestiti con continuità metodologica e letti con strumenti analitici appropriati, non rappresentano soltanto una risorsa tecnica o un costo infrastrutturale. Diventano un elemento trasformativo che modifica il modo stesso in cui l'impresa osserva il mercato, sceglie i contenuti da proporre o produrre e gestisce la relazione dinamica con i clienti. L'analisi approfondita del caso Netflix consente quindi di mettere in evidenza un aspetto fondamentale e trasversale: il vantaggio competitivo sostenibile non dipende soltanto dalla quantità assoluta di dati disponibili, ma dalla capacità organizzativa e tecnologica di tradurli in scelte utili, tempestive e allineate agli obiettivi strategici. In un mercato digitale molto dinamico e competitivo come quello dello streaming, questa capacità di traduzione operativa diventa decisiva per il successo. La piattaforma ha costruito il proprio modello di business su una relazione continua e circolare tra raccolta sistematica dei dati, interpretazione analitica dei comportamenti e adattamento dinamico dell'offerta. Non si tratta di un processo lineare e unidirezionale, ma di un ciclo virtuoso che si rinnova costantemente generando apprendimento organizzativo. Ogni interazione dell'utente produce nuova informazione, e ogni nuova informazione contribuisce a migliorare la qualità delle decisioni successive in un processo di affinamento progressivo.

Da questo punto di vista, Netflix rappresenta in modo esemplare la logica dell'impresa contemporanea orientata ai dati. L'azienda osserva continuamente ciò che accade sulla

piattaforma, elabora i segnali più rilevanti attraverso algoritmi sofisticati e li utilizza per intervenire in modo proattivo su esperienza utente, selezione dei contenuti e investimenti strategici. Il dato, in altre parole, non resta fermo e inerte nei database. Viene attivamente trasformato in una leva di governo operativo e strategico dell'impresa.

### **2.2.3 I BIG DATA NELLA PRODUZIONE DI CONTENUTI**

L'uso strategico dei big data nella produzione di contenuti originali rappresenta uno dei passaggi più innovativi e distintivi del modello di business Netflix. La piattaforma non si limita a distribuire film e serie già esistenti acquisiti da terzi. Decide di investire direttamente e in modo massiccio nella creazione di opere originali proprietarie, e in questo processo produttivo i dati assumono un ruolo decisivo e strutturale. Questa integrazione tra analisi quantitativa e creazione artistica costituisce una novità significativa nel settore dell'intrattenimento. Non si tratta di un approccio casuale o sperimentale. Netflix ha sviluppato nel tempo un sistema integrato che permette di orientare le scelte creative e strategiche con maggiore precisione analitica, riducendo i rischi tipici di un settore dove gli investimenti sono elevatissimi e i risultati profondamente incerti. Il caso Netflix dimostra che è possibile applicare metodologie data-driven anche a processi tradizionalmente guidati dall'intuizione artistica e dall'esperienza editoriale. Per capire in profondità come funzioni questo meccanismo decisionale, è utile partire dai dati che la piattaforma raccoglie ogni giorno su scala globale. Ogni abbonato lascia una traccia digitale continua e dettagliata: cosa cerca attivamente nella barra di ricerca, cosa guarda effettivamente, quanto tempo dedica a un contenuto specifico, in che punto esatto lo interrompe o abbandona, quali titoli valuta positivamente o negativamente attraverso il sistema di rating. Sono informazioni eterogenee per natura e formato, provenienti da milioni di utenti distribuiti in decine di paesi con culture e preferenze diverse.

Quando queste informazioni vengono aggregate, elaborate e analizzate con strumenti appropriati, offrono un quadro straordinariamente ricco e dettagliato delle preferenze del pubblico globale e locale. Non si tratta di numeri astratti o indicatori generici. Sono segnali comportamentali concreti che aiutano l'azienda a capire con precisione quali generi funzionano meglio in specifici contesti, quali attori o registi attirano più attenzione, quali format narrativi tengono incollato lo spettatore, quali elementi stilistici generano engagement.

La prima fase del processo decisionale è quella analitica e predittiva. Netflix usa questi dati comportamentali per costruire modelli predittivi sofisticati. Non basta sapere descrittivamente cosa è stato visto in passato. L'obiettivo strategico è stimare probabilisticamente la probabilità che un certo tipo di contenuto venga apprezzato in futuro da specifici segmenti di pubblico. Per fare questo, l'azienda considera simultaneamente variabili diverse e interconnesse: la durata media di visione per genere, il tasso di completamento degli episodi, le ricerche effettuate ma non soddisfatte, i contenuti simili che hanno avuto successo in passato, le correlazioni tra caratteristiche del contenuto e comportamenti di visione. Questo approccio analitico avanzato permette di passare da una logica decisionale puramente intuitiva a una logica basata su evidenze empiriche verificabili. Un caso emblematico e ampiamente studiato è la produzione della serie "House of Cards", considerata il primo grande successo originale Netflix. La piattaforma ha notato attraverso l'analisi dei dati che una fetta consistente e fedele degli abbonati apprezzava simultaneamente l'attore Kevin Spacey, il regista David Fincher e contenuti di tipo politico-istituzionale. Ha quindi deciso di combinare strategicamente questi tre elementi in un progetto originale ambizioso. La scelta non era un azzardo cieco o basato solo sull'istinto. Si basava su analisi quantitative che indicavano una probabilità statisticamente alta di successo. In termini di business, questo ha significato un investimento mirato di circa 100 milioni di

dollari per due stagioni, con un rischio calcolato e risultati che hanno superato le attese, generando milioni di nuovi abbonati.

Lo stesso schema metodologico si ripete in molte altre produzioni originali successive. I dati orientano non solo l'idea generale e il concept della serie o del film, ma anche dettagli più specifici e operativi. Ad esempio, Netflix può capire analiticamente se una serie funziona meglio con episodi brevi da 30-40 minuti o lunghi da 60 minuti, se il pubblico preferisce trame narrative lineari e semplici o complesse e articolate, se certi personaggi secondari generano maggiore engagement e discussioni sui social media. Questo livello di dettaglio analitico rende la produzione meno speculativa e più razionale. La creatività artistica resta fondamentale e insostituibile, ma viene sostenuta e informata da una base informativa solida e aggiornata.

Un altro aspetto rilevante del processo è il ruolo dei test preliminari e delle validazioni intermedie. Prima di lanciare una produzione completa e impegnativa, Netflix può valutare l'interesse potenziale del pubblico attraverso trailer, anticipazioni, teaser e metriche di engagement iniziali. Se i dati mostrano poco entusiasmo o reazioni negative, l'azienda può correggere il tiro modificando elementi del progetto o sospendere completamente il progetto. Questo approccio iterativo e basato su feedback riduce i costi inutili, evita investimenti su contenuti con bassa probabilità di successo e aumenta l'efficienza complessiva del processo produttivo.

La combinazione strategica tra dati quantitativi e intuizione creativa è ciò che rende il processo decisionale efficace e distintivo. I numeri e gli algoritmi non sostituiscono il giudizio umano dei creativi e dei manager. Forniscono però una guida analitica che rende le decisioni più razionali, trasparenti e giustificabili. In un settore come quello dei media e dell'intrattenimento, dove il fallimento di un singolo contenuto può costare decine di milioni di dollari, questa disciplina analitica è cruciale per la sostenibilità economica. Netflix ha

dimostrato concretamente che è possibile bilanciare analisi quantitativa rigorosa e visione imprenditoriale creativa, ottenendo risultati sistematicamente superiori alla media del mercato tradizionale.

Dal punto di vista teorico e concettuale, questo modello operativo si collega direttamente al concetto di "impresa data-driven" discusso in letteratura. Non si tratta semplicemente di avere grandi volumi di informazioni disponibili. Si tratta di usarle in modo sistematico, continuativo e integrato per orientare le scelte strategiche e operative a tutti i livelli organizzativi. Nel caso Netflix, i big data entrano fisicamente dentro il cuore del processo produttivo, modificando in modo profondo il modo in cui l'azienda immagina, finanzia, sviluppa e realizza i contenuti originali.

#### **2.2.4 LIMITI E TENSIONI DEL MODELLO DATA-DRIVEN**

Nonostante i successi evidenti e i risultati straordinari ottenuti, il modello data-driven adottato da Netflix presenta limiti strutturali e tensioni interne che meritano un'analisi critica e approfondita. Il primo rischio significativo è quello della standardizzazione e dell'omologazione creativa: un eccessivo e acritico affidamento ai dati storici e ai pattern passati può portare a produrre contenuti prevedibili, ripetitivi e poco innovativi, che replicano formule già sperimentate e rassicuranti senza lasciare spazio adeguato all'innovazione radicale e alla sperimentazione artistica.

La creatività umana resta un elemento insostituibile e qualitativamente diverso dall'analisi quantitativa. I dati possono suggerire descrittivamente cosa ha funzionato in passato, ma non sempre spiegano il "perché" profondo e culturale del successo né possono prevedere con certezza fenomeni culturali imprevisti o discontinui. Successi sorprendenti come "Squid Game" dimostrano che le hit più innovative e dirompenti spesso emergono da intuizioni creative che vanno oltre ciò che i dati storici suggerirebbero come probabile. Netflix è

consapevole di questo limite strutturale e cerca consapevolmente di bilanciare analisi quantitativa e intuizione qualitativa, sperimentando anche con format nuovi e rischiosi quando i numeri non sono del tutto favorevoli.

Un secondo limite riguarda l'interpretabilità e la qualità dei dati stessi. Le correlazioni statistiche identificate dagli algoritmi non sempre corrispondono a relazioni causali reali e verificabili, e i pattern identificati possono riflettere bias presenti nei dati storici o nel contesto sociale più ampio. Inoltre, i dati comportamentali mostrano oggettivamente cosa fanno gli utenti sulla piattaforma, ma non catturano necessariamente le motivazioni profonde, le sfumature qualitative dell'esperienza di fruizione o i fattori contestuali esterni. Questa incompletezza informativa richiede cautela nell'interpretazione e nelle decisioni derivate.

La tensione strategica tra exploration ed exploitation rappresenta un'altra sfida cruciale e permanente. Sfruttare sistematicamente ciò che funziona e che i dati confermano (exploitation) massimizza il ritorno sull'investimento nel breve periodo e riduce i rischi. Tuttavia, esplorare l'ignoto e sperimentare nuove direzioni (exploration) è essenziale per scoprire nuovi pubblici, nuovi generi, nuove forme narrative e mantenere viva la creatività e l'innovazione nel lungo periodo. Netflix gestisce consapevolmente questo equilibrio strategico accettando rischi calcolati su progetti innovativi e sperimentali, anche quando i dati storici non sono completamente favorevoli.

Infine, emergono questioni etiche e normative sempre più rilevanti relative alla privacy degli utenti e all'uso responsabile dei dati personali, specialmente in contesti regolatori sempre più stringenti e severi come il GDPR europeo e il Digital Markets Act. La sfida competitiva e reputazionale è mantenere un alto livello di personalizzazione dell'esperienza rispettando simultaneamente la trasparenza, il consenso informato e il controllo degli utenti sui propri

dati personali. Questo equilibrio delicato tra efficacia commerciale e responsabilità etica definirà sempre più il futuro del modello data-driven nel settore digitale.

## CONCLUSIONI

La presente tesi ha analizzato il ruolo dei big data nel supporto al processo decisionale aziendale, focalizzandosi sul caso emblematico di Netflix, piattaforma che ha ridefinito il settore dell'intrattenimento digitale attraverso un uso strategico e integrato di tecnologie analitiche avanzate. Il percorso si è articolato in due capitoli, offrendo prima una solida base teorica e poi un'applicazione concreta che ne evidenzia il potenziale trasformativo. Il primo capitolo ha delineato la definizione e le caratteristiche dei Big Data. Il modello delle 5V rappresenta il framework concettuale di riferimento, integrato poi dalla sesta V per catturare la dinamicità temporale e contestuale dei flussi informativi. Presente anche la sezione sulle applicazioni settoriali che ha dimostrato la trasversalità del fenomeno nei diversi ambiti.

Il secondo capitolo ha applicato i concetti affrontati nel primo capitolo al caso Netflix, illustrando come l'azienda sia passata da un modello di business focalizzato sul noleggio dei DVD a produttore globale di contenuti originali. L'azienda ha costruito gran parte del proprio successo sulla capacità di raccogliere, analizzare e utilizzare i dati generati dagli utenti per migliorare l'esperienza di fruizione dei contenuti, personalizzare il servizio offerto e orientare le scelte strategiche relative agli investimenti e alla produzione di contenuti originali. Il caso analizzato dimostra come il valore dei Big Data non dipenda esclusivamente dalla quantità di dati disponibili, ma soprattutto dalla capacità di trasformarli in conoscenza utile e in azioni coerenti con gli obiettivi aziendali.

Allo stesso tempo, l'analisi ha evidenziato che l'adozione di un approccio data-driven presenta anche alcuni limiti e criticità. Un utilizzo eccessivamente rigido dei dati può ridurre lo spazio per la creatività e l'innovazione, mentre la qualità dei dati raccolti e la corretta interpretazione delle informazioni prodotte rappresentano fattori essenziali per evitare decisioni inefficaci o distorte.

Alla luce delle considerazioni svolte, è possibile affermare che i Big Data costituiscono oggi una leva strategica fondamentale per il supporto al processo decisionale. Essi consentono alle aziende di comprendere meglio il contesto in cui operano, ridurre l'incertezza e individuare nuove opportunità di crescita e innovazione. Tuttavia, il loro valore non risiede esclusivamente nelle tecnologie utilizzate, ma nella capacità delle organizzazioni di integrare dati, competenze e visione strategica all'interno dei propri processi decisionali.

In prospettiva futura, il ruolo dei Big Data è destinato a diventare ancora più centrale grazie allo sviluppo dell'intelligenza artificiale, del machine learning e delle tecnologie di analisi avanzata. Le imprese che sapranno utilizzare queste risorse in modo efficace, responsabile e sostenibile saranno maggiormente in grado di affrontare le sfide di un'economia sempre più digitale e orientata ai dati. In questo scenario, il caso Netflix rappresenta un esempio significativo di come l'utilizzo strategico delle informazioni possa trasformarsi in un importante fattore di successo e di vantaggio competitivo nel lungo periodo.

## BIBLIOGRAFIA

-Laney D, 2001, 3D Data Management Controlling: Data Volume Velocity and Variety, Gartner, disponibile al seguente link: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2889936> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Gartner, 2013, Big datas definition consists of three parts not to be confused with three Vs, Forbes, disponibile al seguente link: <https://www.forbes.com/sites/gartnergroup/2013/03/27/gartners-big-data-definition-consists-of-three-parts-not-to-be-confused-with-three-vs/> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Mayer-Schonberger V, Cukier K, 2013, Big Data: A Revolution That Will Transform. How We Live Work and Think, Houghton Mifflin Harcourt; disponibile al seguente link: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1461025> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Kitchin R, 2014, Big Data new epistemologies and paradigm shifts, Big Data and Society, 1, 1, disponibile al seguente link: <https://kitchin.org/wp-content/uploads/2019/04/Big-Data-Society-2014-Kitchin-.pdf> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Laney D, 2001, 3D Data Management Controlling: Data Volume Velocity and Variety, Gartner, disponibile al seguente link: <http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Gartner 2013, Big datas definition consists of three parts not to be confused with three Vs, Forbes, disponibile al seguente link: <https://www.forbes.com/sites/gartnergroup/2013/03/27/gartners-big-data-definition-consists-of-three-parts-not-to-be-confused-with-three-vs/> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-IBM Institute for Business Value, 2014, The Four V's of Big Dat, IBM Corporation, diponibile al seguente link: <https://www.ibm.com/think/topics/big-data> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Hashem I A T et al, 2015, The rise of big data on cloud computing. Review and open research issues. Information Systems, 47, 98 – 115 , disponibile al seguente

link:

[https://www.researchgate.net/publication/264624667\\_The\\_rise\\_of\\_Big\\_Data\\_on\\_cloud\\_computing\\_Review\\_and\\_open\\_research\\_issues](https://www.researchgate.net/publication/264624667_The_rise_of_Big_Data_on_cloud_computing_Review_and_open_research_issues) (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Raghupathi W, Raghupathi V, 2014, Big data analytics in healthcare promise and potential, *Health Information Science and Systems*, 2, 1, 1 – 10, disponibile al seguente link: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4341817/> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Chen M, Mao S, Liu Y, 2014, Big data: A survey Mobile Networks and Applications, 19, 2, 171- 209, disponibile al seguente link: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2019784> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Wamba S F et al, 2015, Big data analytics and firm performance. Effects of dynamic capabilities, *Journal of Business Research*, 70, 356 – 365, disponibile al seguente link: <https://ideas.repec.org/a/eee/jbrese/v70y2017icp356-365.html> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-Manyika J et al, 2011, Big data The next frontier for innovation competition and productivity, McKinsey Global Institute, disponibile al seguente link: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1991814> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-T. H. DAVENPORT, J. G. HARRIS, *Competing on Analytics: The New Science of Winning*, Harvard Business School Press, Boston, 2007, disponibile al seguente link: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=3614759> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-C. A. GOMEZ-URIBE, N. HUNT, *The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation*, «ACM Transactions on Management Information Systems», New York, vol. 6, n. 4, 2015, art. 13, 19 pp, disponibile al seguente link <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2843948> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-X. AMATRIAIN, J. BASILICO, *Recommender Systems in Industry: A Netflix Case Study*, in F. RICCI et al. (a cura di), *Recommender Systems Handbook* (2<sup>a</sup> ed.), Springer, New York, 2015, pp. 385-419, disponibile al seguente link: [https://www.researchgate.net/publication/302473183\\_Recommender\\_Systems\\_in\\_Industry\\_A\\_Netflix\\_Case\\_Study](https://www.researchgate.net/publication/302473183_Recommender_Systems_in_Industry_A_Netflix_Case_Study) (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-C. A. GOMEZ-URIBE, N. HUNT, *The Netflix Recommender System*, disponibile al seguente link:  
<https://dl.acm.org/doi/10.1145/2843948> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-M. CHEN, S. MAO, Y. LIU, *Big data: A survey*, «Mobile Networks and Applications», New York, vol. 19, 2014, pp. 171-209, disponibile al seguente link:  
<https://dl.acm.org/doi/10.1007/s11036-013-0489-0> (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-X. AMATRIAIN, J. BASILICO, *Recommender Systems in Industry*, disponibile al seguente link:  
[https://www.researchgate.net/publication/302473183\\_Recommender\\_Systems\\_in\\_Industry\\_A\\_Netflix\\_Case\\_Study](https://www.researchgate.net/publication/302473183_Recommender_Systems_in_Industry_A_Netflix_Case_Study) (contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

-S. FOSSO WAMBA et al., *Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities*, «Journal of Business Research», Amsterdam, vol. 70, 2017, pp. 356-365, disponibile al seguente link:  
<https://www.sciarp.org/reference/referencespapers?referenceid=3479887>  
(contenuto consultato nel mese di maggio 2026)

