

Collana Systems Management

Sezione italiana – 10

**Orlando Troisi - Mara Grimaldi**

# **Data-Driven management: un framework multilivello**



**G. Giappichelli Editore**

## INTRODUZIONE

Nell'era digitale, le imprese dispongono della possibilità, impensabile fino a poco più di un decennio fa, di poter raccogliere grandi moli di dati sull'efficacia ed efficienza dei propri processi, sulle performance, sui gusti ed il comportamento dei consumatori. Data la loro enorme potenzialità in termini di valore e competitività, tali ingenti flussi di dati, i c.d. "Big data" hanno attirato l'attenzione degli studiosi a cavallo di svariati settori disciplinari (dall'informatica all'ingegneria al management e al marketing). L'analisi dei Big data consente alle imprese di estrarre valore rilevante a partire da fonti eterogenee generando nuovo valore e potenziale innovazione.

Nonostante il riconosciuto impatto della tecnologia e dell'analisi dei Big data sullo sviluppo dell'innovazione, la ricerca esistente si concentra sull'identificazione dei diversi strumenti e delle tecnologie intelligenti disponibili nei mercati attuali senza esplorare a fondo come gestire strategicamente i dati e favorire l'emersione di pratiche innovative.

Se è vero, dunque, che ai grandi dati corrisponde un grande impatto sul management ("Big data, big impact", Wamba et al., 2015), si può constatare che la totale assenza di dati può rappresentare per l'impresa una situazione migliore rispetto alla presenza di dati di scarsa qualità ("No data is better than bad data"). Pertanto, l'uso delle tecnologie nei processi delle imprese non consente di per sé lo sviluppo dell'innovazione. Anche a fronte dell'implementazione di una sofisticata architettura tecnologica, per incoraggiare la trasformazione dei dati in conoscenza ed innovazione, c'è bisogno di comprendere come ridefinire i modelli di business e ridisegnarli verso la corretta integrazione dei dati nelle strategie di impresa e nella gestione della supply chain.

Le più recenti teorie sui modelli di business esplorano come la progettazione dei prodotti-servizi, le esperienze di consumo e i processi di creazione del valore possano essere rafforzati grazie all'adozione di tecnologie intelligenti. In particolare, gli studi sull'innovazione nei modelli di business (business model innovation) concettualizzano come le odierne imprese complesse

dovrebbero ridefinire i loro modelli di business per assimilare strategicamente la tecnologia.

Tuttavia, nonostante la necessità di analizzare i processi di trasformazione digitale delle imprese, la ricerca sul tema non introduce una prospettiva sistematica che definisca le diverse dimensioni dei modelli di business atte a favorire l'innovazione e che esamini come le tecnologie siano in grado di riformulare la struttura aziendale, le strategie, i processi, le relazioni e la creazione del valore.

Dunque, il presente studio mira a indagare come gli attuali modelli di business dovrebbero essere rifocalizzati per coinvolgere l'analisi dei Big data nel processo di sviluppo dell'innovazione.

Sulla base di una rielaborazione degli studi sui modelli di business e sul Big data management, si evidenzia la necessità di rileggere il processo di creazione di valore basato sull'analisi dei dati attraverso l'applicazione di un orientamento che consideri i dati come asset strategico per la rifocalizzazione dell'impresa a tutto tondo: l'approccio data-driven. Grazie all'adozione di tale prospettiva, è possibile identificare come la crescente quantità di dati raccolti giornalmente possa essere inclusa strategicamente nell'orientamento dell'impresa per migliorare le decisioni e favorire l'innovazione.

Il lavoro, così, esplora come l'analisi dei Big data possa rimodellare le attività di design del modello di business per incoraggiare lo sviluppo dell'innovazione attraverso l'applicazione di un approccio data-driven. I principali obiettivi dello studio sono: 1) rilevare le dimensioni abilitanti per un efficace integrazione del mind-set data-driven all'interno dei processi di management; 2) indagare come tali dimensioni possano essere orientate strategicamente in vista dell'emersione dell'innovazione data-driven.

Grazie a una rielaborazione critica della letteratura sui modelli di business e sull'approccio data-driven, si introduce un framework a tre livelli per classificare i principali fattori abilitanti dell'innovazione nei modelli di business data-driven. Il lavoro avanza quindi la necessità di adottare una prospettiva multilivello atta a rileggere il complesso processo di data-driven management quale esito sinergico dell'inglobamento di una mentalità data-driven all'interno dei business model per la ridefinizione dei processi di creazione del valore in vista della trasformazione del dato in informazione e conoscenza.

La ricerca empirica si basa su uno studio di caso multiplo condotto attraverso l'analisi qualitativa dei contenuti per esplorare tre imprese italiane operanti in diversi settori: 1) agroalimentare; 2) farmaceutico; 3) automobilistico. Il framework multilivello, utilizzato come base teorica di partenza per condurre l'analisi dei tre casi, può essere inteso sia come strumento concet-

tuale utile agli studiosi di management che vogliono comprendere le dimensioni chiave del data-driven business management e della data-driven innovation che come strumento di pianificazione per i manager. Pertanto, il lavoro introduce un'agenda di ricerca che può incoraggiare i futuri studi sul tema a: 1) studiare i meccanismi per la creazione di valore nei data-driven business model; 2) rilevare le diverse strategie di data-driven management che ridefiniscono i modelli di business per sviluppare l'innovazione in modo sistematico.

In particolare, nel primo capitolo si definisce e si contestualizza il fenomeno dei Big data analizzandone l'impatto sul management. A partire da diverse prospettive di studio susseguitesi nel tempo, si identificano poi i principali ambiti di applicazione dei Big data: 1) il livello dei processi e la gestione della catena di fornitura (supply chain management, SCM); 2) il profilo decisionale dell'impresa; 3) il profilo strategico e i business model. Infine, si introduce il data-driven decision-making che verrà riconcettualizzato come approccio data-driven per configurare la necessità di rileggere la totalità delle strategie e dei processi di impresa (non solo quelli decisionali) alla luce della rilevanza strategica dei dati. Come notato nella concettualizzazione del passaggio dal focus tecnologico a quello strategico negli studi sui Big data, si rileva così la necessità di spostare dunque il luogo in cui risiedono i dati all'interno dell'impresa dalla sola infrastruttura tecnologica al core business e alle strategie di gestione. Il data-driven rappresenta pertanto un approccio funzionale ai processi, che richiede un ripensamento sia dell'orientamento strategico che della struttura organizzativa che del rapporto tra selezione e gestione delle risorse e l'infrastruttura tecnologica dell'impresa.

A partire da una rielaborazione critica della ricerca esistente, nel capitolo 2 sono individuati diversi approcci che enfatizzano nel tempo la rilevanza di determinati fattori coinvolti nel complesso processo di business modelling: 1) visione basata sulle risorse; 2) visione basata sulla tecnologia; 3) visione basata sulla promozione delle risorse umane; 4) visione sistemica. Dunque, si offre una panoramica delle definizioni di business model e delle sue diverse dimensioni offerte all'interno dei suddetti quattro approcci fino a concettualizzare la necessità di postulare un approccio data-driven ai business model per analizzare l'impatto dei Big data sui business model e sui relativi processi di creazione del valore e innovazione.

Alla luce della necessità di combinare i principi cardine dell'approccio data-driven (capitolo 1) con le principali dimensioni dei business model (capitolo 2) in una prospettiva sistemica che consenta di identificare i fattori abilitanti che possano aiutare le imprese a ridefinire i propri processi di management in ottica data-driven, il capitolo 3 si pone l'obiettivo di introdurre

un framework concettuale che agisca da strumento teorico per la classificazione delle macro-aree e delle dimensioni chiave da attivare per l'implementazione del data-driven management. Il framework, che farà da guida per il disegno di ricerca dell'analisi, è presentato con una disamina delle differenti sotto-dimensioni per ciascun livello e con la presentazione di proposizioni teoriche da validare tramite l'analisi.

Nel capitolo 4, allo scopo di applicare, dunque, il framework a specifici contesti di impresa il lavoro propone una ricerca empirica volta ad osservare: 1) le dimensioni abilitanti del data-driven management nei business model delle imprese contemporanee per la creazione del valore; 2) come l'implementazione dei data-driven business model e le relative strategie di creazione del valore possano dar vita all'innovazione data-driven.

Pertanto, si tenta di esplorare il modo in cui le attuali strategie e processi di management dovrebbero essere rifocalizzati per inglobare a monte l'analisi dei Big data e creare opportunità di innovazione. Sulla base di una prospettiva integrata le domande di ricerca vengono così formulate: 1) quali sono le dimensioni abilitanti per la ridefinizione dei processi di management in ottica data-driven?; 2) come orientare strategicamente le suddette dimensioni verso lo sviluppo dell'innovazione data-driven?

La ricerca empirica adotta la metodologia del caso di studio multiplo basata su un'analisi qualitativa del contenuto avente per oggetto tre imprese italiane operanti in diversi settori. I risultati sono elaborati e discussi grazie all'adozione del framework a tre livelli che permette di classificare le diverse strategie di data-driven management elaborate ed eseguite dalle imprese in questione per la ridefinizione dei propri modelli di business ed emerse dal confronto dei tre casi.

L'elaborazione del framework ha consentito non soltanto di disporre di uno strumento di analisi da poter applicare ai casi selezionati ma ha permesso altresì di poter arricchire e corroborare la bontà delle dimensioni in esso individuate a seguito dei risultati ottenuti, che hanno visto l'arricchimento degli elementi esistenti e l'emersione di ulteriori classificazioni.

L'analisi dei tre casi studio (nei settori agroalimentare, farmaceutico e automobilistico) può contribuire all'identificazione delle principali strategie di innovazione che le aziende data-driven possono applicare per riformulare i propri modelli di business e sfruttare le possibilità offerte dalle tecnologie di analisi dei Big data.

L'introduzione di un framework che definisca ed esplori le diverse dimensioni abilitanti dell'innovazione data-driven può produrre un avanzamento all'interno della ricerca contemporanea di management, all'interno della quale il fenomeno è affrontato per lo più da un punto di vista teorico.

Inoltre, una classificazione delle strategie di data-driven management necessarie per inglobare strategicamente i dati nei processi di impresa sin dalle prime fasi della progettazione può aiutare a comprendere come stimolare il coinvolgimento e la collaborazione degli stakeholder in progress e come monitorare proattivamente l'insorgenza di eventuali problemi in una logica di miglioramento continuo tesa allo sviluppo di potenziale innovazione. L'analisi proposta, pur pervenendo ad una prima validazione di tipo esplorativo del framework concettuale proposto, non consente di generalizzare le dimensioni identificate, contribuendo per lo più ad orientare le successive ricerche che vogliano proporre l'effettiva misurazione quantitativa o sviluppare future indagini qualitative sui data-driven business model.



## Capitolo 1

# I BIG DATA E L'APPROCCIO DATA-DRIVEN: DAL DECISION-MAKING ALL'ORIENTAMENTO STRATEGICO

**Sommario:** 1.1. La rivoluzione dei Big data. – 1.1.1. Small Data vs Big Data: quale integrazione? – 1.2. I riflessi manageriali dei Big Data. – 1.2.1. I processi: dal supply chain management alla creazione di valore. – 1.2.2. Le decisioni: dalle azioni guidate dai dati al miglioramento continuo. – 1.2.3. Le strategie: dai business model all'orientamento strategico. – 1.3. Data-driven decision-making: origine e tentativi definitivi. – 1.4. Una rilettura del data-driven quale approccio per il management strategico: verso una concettualizzazione.

### 1.1. La rivoluzione dei Big data

Nell'era digitale, la crescente disponibilità di un'enorme mole di dati che circonda le attività e i processi di impresa conduce all'inevitabile ridefinizione dei meccanismi che governano i sistemi economici, politici e sociali. Imprese, istituzioni pubbliche e organizzazioni no-profit dispongono al giorno d'oggi della possibilità di poter raccogliere, velocemente e spesso a fronte di investimenti minimi o nulli, una serie di dati a partire da fonti multiple ed eterogenee, che potenzialmente possono essere trasformati in informazioni e conoscenze preziose. In questo modo, la capacità di assumere decisioni efficaci in tempi rapidi (Chen et al., 2012; Loebbecke, Picot, 2015) e di raccogliere facilmente informazioni sulle performance delle imprese, sull'efficacia dei processi, sulla reputazione (D'Arco et al., 2019a), sui gusti e sui comportamenti degli utenti può essere migliorata sensibilmente con un impiego di risorse relativamente contenuto.

Le innumerevoli possibilità offerte dalla raccolta e analisi di enormi set di dati (i c.d. *Big data*, Laney, 2001; Diebold, 2012) possono potenziare il pro-



cesso decisionale, ridisegnando le strategie per la gestione delle informazioni e della conoscenza e aumentando il valore generato lungo l'intera catena del valore (Lee et al., 2014). Il concetto di Big data intende connotare l'esplosione della quantità (e, talvolta, della qualità) di dati disponibili e potenzialmente rilevanti all'interno dell'attuale società, tanto per i sistemi sociali quanto per i sistemi politici ed economici, da considerarsi come l'esito di progressi senza precedenti nelle tecnologie di memorizzazione, archiviazione e analisi dei dati.

In linea con l'evoluzione tecnologica, sociale e culturale scaturita a seguito dell'avvento dei Big data, svariate aree di ricerca scientifica (dalla computer science, alla biologia, alle scienze sociali e al management) sono state costrette a confrontarsi con tale fenomeno, alle volte beneficiandone, alle volte abusandone.

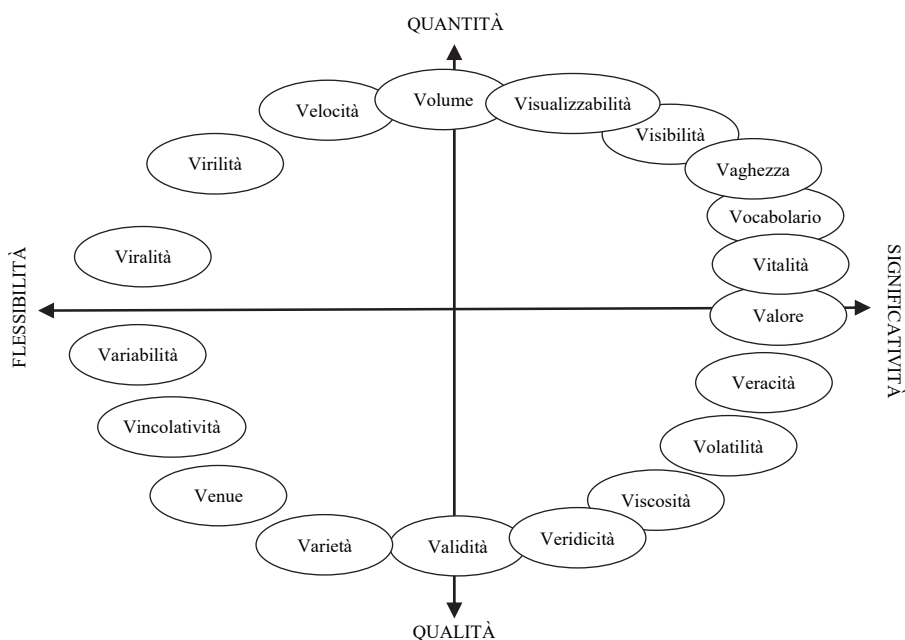
I Big data sono definiti secondo una serie di caratteristiche integrate che nel corso del tempo sono state arricchite sempre più, conducendo dal modello delle tre "V" individuato da Laney et al. nel 2000 (volume, velocità, varietà) a quello delle cinque "V" (volume, velocità, varietà, veridicità, valore, proposto, tra gli altri, da Gandomi, Heider, 2015) fino ad arrivare all'identificazione di ben diciannove caratteristiche con gli ultimi lavori di Maheshwari e Cartledge del 2016. Pertanto, i dati dovrebbero in primis: avere una certa dimensione, essere accumulati rapidamente, avere natura eterogenea (strutturata o non strutturata), essere affidabili ed essere portatori di significato utile. L'espansione dei primi modelli ha sottolineato come a delle caratteristiche per così dire di base si debba necessariamente associare la capacità dei dati di poter essere: fruibili e descrivibili sia visivamente che verbalmente (visualizzabilità, visibilità, vocabolario), reperibili a partire da diverse fonti (*venue*) e soggetti a molteplici interpretazioni (variabilità), collegabili ad altri dati (vincolatività), nonché validi, veritieri e non soggetti a bias (validità e veracità), distinguibili per il significato chiaro e immagazzinabili (vaghezza e volatilità), velocemente trasmissibili e condivisibili dagli utenti ma al tempo stesso resistenti all'interno del flusso (virilità, viralità e viscosità) ed infine utili a migliorare i processi decisionali delle imprese non soltanto nel breve termine (vitalità).

Come mostra la Figura 1, a partire dalla panoramica delle varie caratteristiche dei Big data proposte in letteratura nel corso del tempo, è possibile identificare quattro macro-aree da considerarsi come categorie guida nell'identificazione dei criteri imprescindibili che dei buoni dati dovrebbero possedere: 1) quantità; 2) qualità; 3) flessibilità; 4) significatività.

La dimensione quantitativa si riferisce alla capacità dei dati di soddisfare criteri numerici consentendo l'acquisizione di grosse moli di informazione

in tempi rapidi, mentre la qualità pertiene invece alla capacità del dato di recare informazioni attendibili. Laddove la quantità e la qualità sono riferibili a delle caratteristiche intrinseche del dato, la flessibilità e la significatività sono legate alla capacità del dato di poter essere opportunamente trasformato, mostrandosi nel primo caso malleabile ed adattabile a differenti obiettivi informativi e nel secondo caso portatore di un valore che possa andare a beneficio di chi lo interpreta reimpiegandolo sottoforma di conoscenza a supporto di determinate attività, azioni e/o processi.

**Figura 1. – Le principali caratteristiche dei Big data: dalle 5V alle 19V**



**Fonte:** elaborazione degli autori.

Se il profilo quali-quantitativo rimane dunque un pilastro essenziale per estrarre dati utili e affidabili (Laney, 2001; Mayer-Schonberger, Cukier, 2013), la “semplice” raccolta dei dati, pur sfruttando le migliori tecnologie disponibili sul mercato, non garantisce di poter trarre informazioni utili e, soprattutto, di estrarre conoscenza. Laddove il dato è una rappresentazione codificata di un’entità, una transazione, un evento, l’informazione può essere intesa come il risultato di un processo di analisi dei dati, mentre la cono-

scenza si ottiene quando le informazioni estratte vengono utilizzate e messe in pratica per prendere decisioni. Per garantire la corretta transizione dai dati alle informazioni utili per le imprese, costruendo conoscenze per migliorare le prestazioni, la dimensione della significatività, ovvero la capacità del dato di produrre in primis la “V” di valore, diviene fondamentale per far sì che la raccolta del dato grezzo possa dare vita all’identificazione di strategie e azioni informate, consapevoli e tempestive.

Ne consegue che la valutazione della bontà dei dati, e soprattutto le possibilità scaturenti da una loro analisi a vantaggio delle imprese, sia da considerare in riferimento a differenti profili di analisi. Per questo motivo, è necessario, più che qualificare le caratteristiche per così dire intrinseche del dato, analizzare come, dove e con quali strumenti questo debba essere applicato all’interno dei processi.

Come mostra la Figura 2, in letteratura è possibile identificare due diversi approcci allo studio dei Big data<sup>1</sup>, che evidenziano la molteplicità dei punti di vista a partire dai quali è possibile inquadrare la questione: 1) tecnologico: che comprende l’insieme di studi volti a descrivere le caratteristiche strutturali dei dati e a categorizzare i diversi tool per l’analisi; 2) strategico: che include i più recenti contributi mirati a ricomprendere il dato nel più ampio orientamento di impresa quale asset delle strategie.

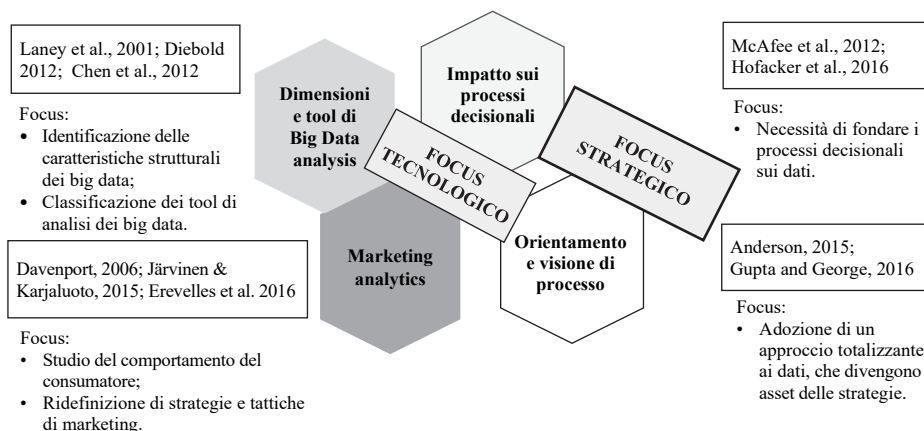
Il primo approccio (tecnologico) comprende due principali filoni (nella parte sinistra della Figura 2). In primis, è possibile ritrovare gli studi focalizzati sull’analisi delle caratteristiche dei Big data (su discusse, si vedano in tal proposito Laney, 2001; Diebold, 2012; Chen et al., 2012) e sulla classificazione delle tecniche di data mining per la loro analisi (Fan, Bifet, 2013). L’attenzione verso lo studio dei modelli di data mining ha lo scopo di illustrare alle imprese come esaminare dati strutturati e non strutturati per otte-

---

<sup>1</sup>L’identificazione dei due approcci e dei quattro filoni di ricerca è rielaborata a partire dai risultati di un precedente studio degli autori (Troisi et al., 2019a), in cui si realizza un’analisi della letteratura basata su un approccio scientometrico al fine di identificare il profilo scientifico (autori, contributi, argomenti più frequenti e relazioni tra loro) degli studi proposti dal 1990 ad oggi nell’ambito del business e del management sul tema dei Big Data. Mediante l’utilizzo del software VosViewer (Visualization of Similarities) di Van Eck e Waltman (2011; 2014) è stato possibile rilevare l’esistenza di diversi cluster tramite una mappatura della bibliografia che offre la possibilità di rilevare l’importanza di un dato concetto (in base alla sua dimensione), le relazioni tra concetti (quantificandone la distanza spaziale) e la loro forza (minore è la distanza, più intensa è la relazione che li lega). L’analisi è stata effettuata tramite Scopus, il più grande database di citazioni e abstract di letteratura peer-reviewed, che ha inizialmente restituito 2242 riferimenti. Successivamente, tramite VosViewer, si è ottenuta una lista di oltre mille contributi raggruppati nei diversi cluster.

nere informazioni che snelliscano i processi decisionali e ottenere preziosi spunti e idee innovative sulla base degli interessi degli utenti e cercando al contempo di preservare privacy e sicurezza (Pllana et al., 2011; Wu et al., 2014). Il secondo filone si focalizza invece sull'analisi delle possibilità offerte dagli analytics per il marketing management delle imprese. L'analisi dei consumatori, che rappresenta il perno della rivoluzione dei Big data, offre in primis nuove tecniche di analisi mirate a catturare dati sui gusti e sulle percezioni dei consumatori in tempo reale, consentendo di conoscere appieno le loro preferenze e di poterle anche prevedere, migliorando le capacità dinamiche e adattive delle imprese (Erevelles et al., 2016) ed accrescendo significativamente l'esperienza del cliente e la creazione di valore (Davenport, 2006; Järvinen, Karjaluoto, 2015).

**Figura 2. – I principali approcci allo studio dei Big data**



**Fonte:** elaborazione degli autori.

Il secondo approccio (strategico) sposta gradualmente l'attenzione dalla variabile strutturale e tecnologica al riconoscimento della necessità di inglobare i dati a monte delle strategie, quali risorsa chiave per creare e diffondere valore all'interno e all'esterno dell'organizzazione. Il primo filone di ricerca (nel riquadro esagonale in alto a destra in Figura 2) riguarda gli studi sull'impatto dei Big data sui processi decisionali di impresa e vi rientrano tutti quei contributi che pongono la necessità di basare le odierne decisioni sull'analisi dei dati piuttosto che su esperienza e intuizione (McAfee et al., 2012). Al fine di sfruttare al meglio le potenzialità dei Big data, le imprese necessitano di trasformare non soltanto i propri processi ma altresì i propri

orientamenti per avviare un processo evolutivo in cui la comprensione graduale del ruolo strategico dei Big data e l'istituzionalizzazione dei processi giocano un ruolo cruciale (Chen et al., 2012; Hofacker et al., 2016). Per questo motivo, l'ultimo filone di ricerca sui Big data pone l'accento sulla necessità di adottare un approccio totalizzante al dato come collante strategico delle varie operazioni, dei processi e dei reparti dell'impresa, che fa da perno alla cultura aziendale tutta. Adottando una visione di processo, dunque, le imprese non soltanto dovrebbero implementare un set variegato di tecnologie e tecniche di analisi dei dati, ma al tempo stesso basare le proprie strategie su determinati obiettivi in termini di analisi dei dati che identifichino il fabbisogno informativo delle imprese, stabilito in base alle proprie necessità strategiche, da soddisfare tramite ricerche specifiche basate sulla raccolta dei Big data (Anderson, 2015; Gupta, George, 2016).

L'analisi dei dati implica l'applicazione di un vasto set di tecnologie, dal cloud computing all'uso dei dispositivi mobile per tracciare e immagazzinare informazioni sugli utenti di un prodotto/servizio fino ad arrivare al machine learning per estrarre e analizzare dati, creando così un vero e proprio ecosistema tecnologico. Data la molteplicità di tecniche e strumenti a disposizione, identificati per lo più nel primo approccio allo studio dei Big data (tecnologico), le imprese dovrebbero cercare di gestire strategicamente l'uso della tecnologia per ottimizzare i processi, contrastare la complessità ed evitare il rischio di trasformare i vantaggi offerti dalle tecnologie di analisi dei dati in possibili minacce (Gandomi, Haider, 2015), come enfatizzato dagli studi inclusi nel secondo approccio (strategico).

Se è vero, dunque, che l'implementazione di una pur sofisticata architettura tecnologica basata sui Big data analytics può potenzialmente innalzare il vantaggio competitivo delle imprese, vi è l'urgenza di comprendere come le suddette tecnologie e tecniche di analisi (dalle ICTs, *information and communication technologies*, ai dispositivi mobile ai software e agli analytics) possano ridefinire i processi decisionali tanto delle organizzazioni (Neslin et al., 2006) quanto degli utenti/consumatori, che possono scambiare, co-creare e arricchire le proprie conoscenze reciprocamente. La crescente quantità di dati raccolti, selezionati e analizzati attraverso un vasto insieme di tecnologie all'interno degli ecosistemi odierni (dai sistemi di cloud computing ai dispositivi mobili per tracciare e archiviare le informazioni sui clienti al machine learning) dovrebbe essere gestita strategicamente per ottimizzare i processi di impresa, superare la complessità dell'ambiente turbolento odierno e mitigare il rischio di trasformare i vantaggi offerti dagli strumenti ICT in minacce (Chen et al., 2015; Gupta, George, 2016). In altre parole, uno degli assunti fondamentali sui quali poggiano i più recenti studi sui Big data è

che i cattivi dati possono dar vita ad esiti peggiori di quelli causati dall'assenza dei dati (Renshaw, 2003).

Per questo motivo, risulta quantomai opportuno analizzare non soltanto le caratteristiche intrinseche dei dati, ma altresì distinguere il criterio quantitativo dal criterio qualitativo per evitare l'erronea sovrapposizione tra la consistenza numerica di un dataset e sua significatività.

### 1.1.1. *Small Data vs Big Data: quale integrazione?*

A causa delle innumerevoli possibilità tecnologiche oggi esistenti per la raccolta e l'analisi dei dati e dell'iniziale enfasi posta sulle caratteristiche strutturali dei Big data (volume, velocità, viralità), in letteratura si è posta l'attenzione perlopiù sull'esplorazione del profilo quantitativo dei dati. I Big data sono arrivati dunque ad esercitare una superiorità per così dire "ideologica" sui c.d. "small data" (Miller, 2010; Kitchin, 2013; Lindstrom, 2016). I piccoli dati sono caratterizzati da "volume limitato, raccolta non continua, varietà ristretta e sono generalmente generati per rispondere a domande specifiche" (Kitchin, Lauriault, 2015, p. 463). Gli obiettivi e le caratteristiche degli small data sembrano essere apparentemente in contrasto con la natura dei Big data e ne è conseguito, quindi, che con l'avvento di questi ultimi, l'utilità dei dati di mole più esigua sia stata messa in discussione. L'opposizione Big data vs small data appare però fuorviante sul nascere, poiché i Big data sono caratterizzati da molto più del semplice volume e alcuni set di small data possono essere dotati al tempo stesso di dimensioni molto grandi<sup>2</sup> o di elevata variabilità e flessibilità (Kitchin, Lauriault, 2015). Dunque, gli small data, più che recare con sé caratteristiche opposte a quelle dei Big data, possono presentarsi come una combinazione delle caratteristiche di questi ultimi. Parallelamente, si può notare che ogni grande dataset (che è potenzialmente una raccolta di Big data) necessita in seguito alla raccolta di essere scremato per ottenere un campione ristretto e poterne dedurre risultati dotati di senso e applicabili su un insieme ristretto di variabili per assolvere determinati obiettivi di ricerca, indagare le caratteristiche di una popolazione, identificare alcune strategie o politiche per attuare cambiamenti o affrontare eventi imprevisti in un dato sistema (economico, naturale, sociale, politico).

Nonostante l'avvento dei Big data sembri porre l'accento sulla quantità, ponendo in secondo piano la rilevanza dei dati di minore entità, l'integrazione tra small data e Big data sembra essere una soluzione adeguata ad ef-

---

<sup>2</sup> Ad esempio, i set di dati del censimento hanno un volume elevato anche se mancano di velocità, varietà e flessibilità.

fettuare un proficuo utilizzo dei dati a supporto delle imprese e degli utenti.

L'aggregazione di grandi moli di dati in diversi e più piccoli insiemi di dati può migliorare la conoscenza dei fenomeni. Nei primi tentativi di definire la differenza tra Big data e small data e di affermare l'autonomia di questi ultimi, la letteratura ha ipotizzato che i piccoli dati dovessero convergere in grandi insiemi di dati (Kitchin et al., 2015). Alla luce dell'approccio strategico su identificato si può affermare che è attraverso una raccolta e un'analisi efficace dei Big data che gli small data possono essere generati per estrarre valore. I piccoli dati possono offrire approfondimenti tempestivi e significativi sugli eventi grazie ad una rielaborazione di quanto derivato dai Big data e possono essere organizzati visivamente per essere accessibili, comprensibili e utilizzabili per le attività quotidiane. Se è vero che i dati sono utili solo se manager, dipendenti, decisori politici, utenti e cittadini possono utilizzarli a supporto delle loro attività, allora gli small data possono essere considerati come un mezzo per estrarre utilità e valore dai Big data (Pollock, 2013) anziché essere qualificati come dati di valenza inferiore. La possibilità di trasformare grandi dati in più piccoli set di dati dall'accresciuto valore può offrire vantaggi non solo alle organizzazioni pubbliche e private, ma anche agli utenti finali che a partire dall'integrazione di small data e Big data possono estrarre output dalla grande accessibilità, disponibilità, comprensibilità e attuabilità, capaci di generare insight in linea con i propri bisogni.

Anche se raccogliere grandi quantità di dati da diverse fonti con una velocità inaspettata e spesso a basso costo può sembrare un'immediata fonte di opportunità e di vantaggio, è anche vero che la conoscenza basata sui dati può realmente avanzare solo se questi ultimi possono rispondere a limitate domande di ricerca, se possono essere scomposti in variabili dotate di senso per concettualizzare e attribuire valore alle informazioni estratte, mutandole così in conoscenza (Troisi et al., 2020). Una fruttuosa integrazione di Big data e small data, dunque, può attribuire un senso ai Big data mediante l'adozione di modelli collaborativi e distribuiti che implicano la trasformazione dei grandi dati in piccoli pacchetti di dati, più che la creazione di grandi monoliti di dati centralizzati, in modo tale da analizzare problemi in modo mirato e rispondere a bisogni specifici.

## **1.2. I riflessi manageriali dei Big Data**

Nonostante l'impatto totalizzante dei Big data sulla vita delle imprese, la necessità di esplorare tale fenomeno a partire da molteplici prospettive evidenzia come l'implementazione di un'infrastruttura tecnologica basata sui

data analytics, seppur composita, non possa garantire automaticamente il raggiungimento del vantaggio competitivo per le imprese. Come rappresentato in Figura 1, difatti, un proficuo sfruttamento dei dati può essere influenzato da numerose variabili (Gupta, George, 2016) e necessita al contempo di ridefinire, come mostra la Figura 2, non soltanto l'asset tecnologico dell'impresa, ma anche quello strategico, ovvero le capacità di analisi dei dati, l'atteggiamento e l'orientamento manageriale al dato (Kearns, Sabherwal, 2007; Chen et al., 2015). Le imprese dovrebbero così associare alla giusta dotazione tecnologica e alle capacità e competenze tecniche di analisi dei dati delle idonee strategie di gestione di tali tecnologie, includendo gli obiettivi di analisi dei dati a monte di tali strategie.

La rilevanza strategica del dato dovrebbe essere incorporata nel complesso processo decisionale di impresa a partire dall'intenzione manageriale di adottare strategie di analisi dei dati e di selezione delle giuste figure professionali che sappiano valorizzare l'implementazione di un'infrastruttura adeguata che supporti il processo tecnicamente. Quindi, non solo l'intero sistema informativo aziendale dovrebbe essere rivisto per favorire l'uso e la raccolta dei dati, ma vi è altresì la necessità a ciascun livello organizzativo di interiorizzare una cultura orientata ai dati. Alla luce della prospettiva integrata su analizzata (che tiene cioè conto del doppio focus tecnologico e strategico), i Big data possono essere qui definiti come il perno attorno al quale è disposto un insieme dirompente e integrato di tecnologie che riformula la business intelligence nei sistemi informativi aziendali e che coinvolge attività continue e circolari di ricerca, raccolta, organizzazione, elaborazione e archiviazione di dati.

Pertanto, come confermano gli ultimi filoni di ricerca sui Big data, risulta indispensabile l'adozione di un orientamento condiviso che tenga conto di una visione di processo per identificare la coerenza degli obiettivi dell'analisi dei dati con gli obiettivi strategici complessivi.

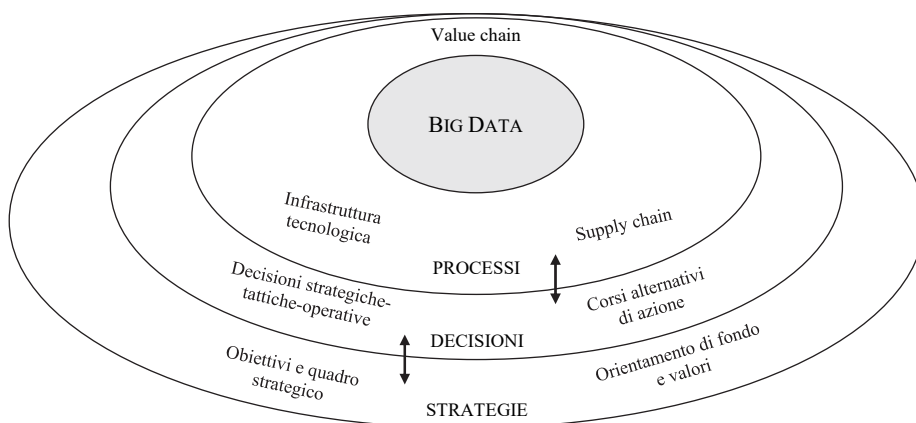
L'introduzione dei Big data nella vita delle imprese ha così un impatto dirompente, che conduce alla riformulazione dei processi di impresa e dei processi di gestione, esercitando un impatto sul decision-making in generale e sulle decisioni di marketing e management (Loebbecke, Picot, 2015). Per questo motivo, è necessario identificare i diversi ambiti di applicazione dei Big data e le diverse opportunità che questi, se calati a trecentosessanta gradi, offrono alla gestione dell'impresa, a partire dalla catena del valore fino ad arrivare ai processi decisionali (tanto di management quanto di marketing) e alle strategie e alla ridefinizione dei business model.

Dunque, il ruolo dei Big data a supporto del potenziamento dei processi di impresa va oggi inquadrato non più soltanto in riferimento ad una dimensione tecnologica ma va orientato alla comprensione di come i Big data pos-



sano essere integrati a monte delle strategie e raccordati alle attività, alle operazioni e al coordinamento delle diverse funzioni. Come mostra la Figura 3, a partire dalle quattro prospettive di studio sui Big data susseguitesesi nel tempo, è possibile notare che i principali ambiti di applicazione dei Big data ai processi di impresa (descritti singolarmente nei paragrafi che seguono) sono: 1) il livello dei processi e la gestione della catena di fornitura (*supply chain management*, SCM); 2) il profilo decisionale dell'impresa; 3) il profilo strategico e i business model.

**Figura 3. – I tre ambiti di impatto dei Big data**



**Fonte:** elaborazione degli autori.

In linea con la prospettiva integrata qui adottata, secondo la quale i dati vanno concepiti a partire da un duplice punto di vista tecnologico e strategico, è possibile rilevare la necessità di fondare le strategie dell'impresa su determinati obiettivi di analisi dei dati che verranno poi traslati in specifiche e coerenti decisioni che vertono a loro volta sia sul profilo strategico stesso che tattico e operativo. La trasformazione del dato grezzo in decisione trafigge il dato dal suo ruolo di leva chiave per la formulazione di strategie e per la definizione di decisioni a collante dei processi di impresa atto a coadiuvare la gestione della supply chain e a ridefinire l'intera catena del valore (dalle operations al consumo, alla distribuzione e alle attività secondarie).

Dunque, sulla scorta di tale visione sistemica basata sul dato come elemento onnipervasivo e trasversale alle dimensioni strategiche, decisionali e processuali delle imprese, di seguito verrà illustrata una disamina del potenziale impatto dei Big data nei suddetti tre ambiti.

### 1.2.1. *I processi: dal supply chain management alla creazione di valore*

Ancor prima della diffusione della Big data analysis, all'incirca all'inizio del corrente secolo, per allinearsi alla crescente evoluzione tecnologica, le imprese hanno intrapreso processi di digitalizzazione della supply chain, applicando le nuove tecnologie ai diversi reparti dell'impresa, a partire dalla fornitura e dalla produzione fino ad arrivare alla distribuzione e alla ridefinizione delle relazioni con i clienti e gli utenti finali.

Per molto tempo, la gestione della catena di fornitura si è basata sull'uso di tecniche statistiche, software e database per ottimizzare il possibile divario tra domanda e offerta, gestire più efficacemente i processi, la movimentazione di merci, l'approvvigionamento e il magazzino. Inoltre, il potenziamento del sistema informativo avviato dal continuo rinnovamento delle ICTs ha consentito nel tempo di incrementare sempre di più l'efficacia e l'efficienza delle performance della catena di fornitura.

Dunque, l'uso di analytics nella gestione della supply chain e nell'ottimizzazione dei flussi informativi non è una novità (Caputo et al., 2007; Souza, 2014). Tuttavia, lo sviluppo dei Big data ha permesso l'emersione di nuove opportunità (Wang et al., 2016). Tra le diverse caratteristiche dei Big data su analizzate, in particolare, la qualità risulta essere particolarmente rilevante nel contesto della gestione della supply chain. Le tecniche di monitoraggio e controllo della qualità dei dati sono sempre più sofisticate (Hazen et al., 2014) e le nuove tecniche di analisi dei dati consentono oggi alle imprese di utilizzare i Big data per ottenere un vantaggio competitivo migliorando le proprie capacità di innovazione della supply chain (Tan et al., 2015).

I tre principali tipi di analisi dei dati a supporto della catena di fornitura, che è possibile arricchire con l'apporto dei Big data, sono: l'analisi descrittiva, l'analisi predittiva e l'analisi prescrittiva (Tiwari et al., 2018).

L'analisi descrittiva esplora lo stato in cui la supply chain si trova in un determinato momento, identificando l'insorgere di eventi e provando a rintracciarne i motivi. Lo scopo è identificare opportunità e problemi utilizzando il sistema di elaborazione analitica online (*On-Line Analytical Processing*, OLAP) e strumenti di visualizzazione supportati da informazioni in tempo reale e tecnologia di reporting (ad esempio GPS, RFID, codice a barre delle transazioni). Le statistiche descrittive sono utili per monitorare i livelli di scorta in magazzino, i costi sostenuti per cliente e le variazioni di anno in anno delle vendite. Esempi comuni di analisi descrittive sono i report che forniscono informazioni e storici sulla produzione e sugli acquisti, sulle operazioni, le vendite, i dati finanziari, l'inventario. Risulta quindi evi-

dente come l'applicazione dei Big data analytics a tale tipo di analisi possa innalzare l'interattività e la velocità di analisi esaminando in tempo reale grosse moli di dati e fornendo feedback tempestivi ai vari reparti.

L'analisi predittiva analizza e prevede, invece, la situazione futura in cui potrà trovarsi la supply chain, mediante tecniche di simulazione. Intercettare il futuro e poter prevenire determinati eventi, esplorandone anzitempo i motivi, può offrire alle imprese un'elevata flessibilità e proattività che le rende in grado di contrastare la complessità ambientale, seppur con un certo margine di errore. Può avere ad oggetto la previsione del comportamento dei clienti e dei modelli di acquisto, l'identificazione delle tendenze nelle attività di vendita, la previsione della domanda di approvvigionamento, dalle operazioni e dai record di inventario.

L'analisi prescrittiva cerca invece di guidare il corso degli eventi futuri per comprendere come influenzarne l'andamento, identificando decisioni alternative basate su analisi descrittive e predittive mediante l'uso di simulazione o tecniche decisionali multi-criterio. Gli scopi principali sono l'ottimizzazione della produzione ed una migliore gestione e programmazione dell'inventario. L'analisi prescrittiva è relativamente complessa da amministrare nel corso delle attività quotidiane ma se correttamente implementata può avere un grande impatto sul modo in cui le imprese prendono le decisioni.

Uno dei settori che ha trasformato più pesantemente i propri processi per adeguarsi alle esigenze della digitalizzazione ed inglobare l'analisi dei Big data è il comparto agroalimentare. I leader di mercato in tutto il mondo (Nestlé, Kellogg's, Mondelēz) hanno attivato un'architettura tecnologica composta da algoritmi basati su intelligenza artificiale e machine learning per aumentare la rotazione dei prodotti, ridurre gli sprechi e incoraggiare i clienti a preferire i beni con la data di scadenza più vicina. Le best practices del settore agroalimentare in Italia (Amadori, Parmalat) hanno lanciato un software (SinfoOne) per gestire la trasformazione digitale dei processi industriali creando un sistema integrato di *smart factory* basato su piattaforme Agile<sup>3</sup>

---

<sup>3</sup> Lo sviluppo di software "agile" si fonda sull'idea di sviluppo iterativo, in cui i requisiti e le soluzioni evolvono attraverso la collaborazione di componenti interfunzionali auto-organizzati. Tali software facilitano e migliorano la capacità di pianificare, monitorare e gestire lo sviluppo del ciclo produttivo, fornendo dati in tempo reale, incorporando i primi feedback dei clienti e facilitando la facile collaborazione tra i team di sviluppo. Dunque, i sistemi agile possono apportare vantaggi lungo l'intera catena del valore in termini di rapidità, qualità e prevedibilità, migliorando inoltre l'attitudine del sistema organizzativo a rispondere al cambiamento.

e su nuovi strumenti per ERP (*Enterprise Resource Planning*<sup>4</sup>). Attraverso questo sistema le imprese possono sviluppare innovazione continua, monitorando l'intera filiera e coinvolgendo tutti i dipartimenti che possono favorire così la proposta di soluzioni innovative (dalla ricerca e sviluppo alla gestione della qualità, al marketing). La piattaforma, che permette anche di raccogliere dati sui comportamenti di acquisto dei consumatori attraverso la sentiment analysis, è supportata da Salesforce, un sistema di cloud computing che raccoglie informazioni in tempo reale lungo la catena del valore e migliora la digitalizzazione del Continuous Replenishment Planning<sup>5</sup> (CRP).

Dunque, i Big data possono esercitare grande impatto non soltanto sulla supply chain, sui comparti della fornitura, produzione e distribuzione, ma in generale sulla più ampia catena del valore (Porter, 1985), sulla logistica e le vendite (tra le attività primarie, ad esempio) e sull'approvvigionamento e l'infrastruttura tecnologica (tra le attività secondarie, ad esempio), arrivando a riformulare non soltanto i processi produttivi in sé ma altresì i processi di generazione del valore.

Come mostra la Figura 4, nell'ambito dei processi, i Big data possono influenzare in particolare i seguenti comparti: 1) approvvigionamento; 2) magazzino e inventariato; 3) fornitura; 4) design del prodotto; 5) produzione; 6) logistica; 7) risorse umane.

---

<sup>4</sup>La pianificazione delle risorse aziendali (ERP) si riferisce a quel processo basato su un insieme di software che consente alle organizzazioni di gestire le attività di impresa quotidiane come contabilità, approvvigionamento, gestione dei progetti, gestione del rischio e conformità e operazioni della catena di approvvigionamento. Una suite ERP include anche la gestione delle prestazioni aziendali, un software che aiuta a pianificare, prevedere e creare report sui risultati finanziari di un'organizzazione. Tali sistemi sono oggi potenziati alle nuove tecnologie cloud, Agile e all'intelligenza artificiale.

I sistemi ERP collegano insieme una moltitudine di processi di impresa e consentono il flusso di dati tra di loro. Raccogliendo i dati transazionali provenienti da più fonti, tali sistemi eliminano duplicati e forniscono l'integrità dei dati.

Oggi, i sistemi ERP di nuova generazione, cioè potenziati dai Big data analytics, sono fondamentali per la gestione di migliaia di imprese di tutte le dimensioni e in tutti i settori.

<sup>5</sup>Il rifornimento continuo è una strategia in cui le imprese condividono le informazioni sull'inventario con i fornitori, consentendo questi ultimi di rifornire automaticamente l'inventario quando necessario. L'automazione del rifornimento delle scorte aiuta a ridurre i costi logistici e di magazzino e allinea la produzione alla domanda. Tale processo porta con sé dei vantaggi anche per i fornitori, che possono pianificare efficacemente la produzione. Inoltre, questa strategia elimina la necessità di generare ordini di acquisto, semplificando così l'elaborazione degli ordini.