

# DATA DRIVEN MANAGEMENT

*Gestire l'impresa partendo dai dati dei processi*





# Data driven management

Gestire l'impresa partendo dai dati dei  
processi

**A cura di Giacomo Petrini, Alessandro  
Gandolfo e Gianpiero Negri**

**2024**

## **Data driven management**

Gestire l'impresa partendo dai dati dei processi

**Edizione 1 del 29 marzo 2024.** Disponibile solo in formato digitale sui siti dei partner del progetto.

### **Gli autori**

[Giacomo Petrini \(cap. 3, 5\)](#), [Gianpiero Negri \(cap. 3, 5, 7\)](#), [Alessandro Gandolfo \(cap. 3, 6\)](#), [Matteo Carrara \(cap. 3\)](#), [Alessio Menta \(cap. 3\)](#), [Marco Frosolini \(cap. 8\)](#), [Matteo Bernazzi \(cap. 4\)](#), [Debora Donati \(cap. 4\)](#), [Pietro Cirone \(cap. 4\)](#), [Andrea Mastorci \(cap. 4\)](#), [Davide Bianchi \(cap. 4\)](#), [Alessandra Celardo \(cap. 4\)](#), [Eleonora Salvadori \(cap. 4\)](#), [Diletta Centonze \(cap.4\)](#)

### **A cura di Giacomo Petrini, Alessandro Gandolfo e Gianpiero Negri**

Consorzio Universitario in Ingegneria per la Qualità e l'Innovazione  
Piazza Carrara, 19 - 56126 Pisa  
[www.consorzioquinn.it](http://www.consorzioquinn.it)  
Tel. +39 050 2201232 / e-mail [segreteria@consorzioquinn.it](mailto:segreteria@consorzioquinn.it)  
PEC [consorzioquinn@pec.it](mailto:consorzioquinn@pec.it)

Coordinamento editoriale e progetto grafico [Laura Bertilorenzi](#), [Niccolò Viale](#)

**Parole chiave:** dati; misurazione; gestione; performance; controllo

**ISBN:** 9791221057195

# Indice

01	<b>PREMESSA</b>	8
1.1	L'era del Data Driven Management: Sfide e opportunità per il futuro del business	8
02	<b>INTRODUZIONE</b>	9
03	<b>L'EVOLUZIONE DELLA DATA SCIENCE</b>	11
3.1	Excursus storico sull'evoluzione della Data Science	11
3.2	Data management & Data analysis	23
3.3	Data driven management	34
04	<b>LO STATO DELL'ARTE DELL'ADOZIONE DEL DATA DRIVEN MANAGEMENT</b>	44
4.1	Le lezioni apprese sul campo	44
4.2	Caso 1 – Il punto privilegiato delle grandi aziende	45
4.3	Caso 2 – I Digital twin quali palestre virtuali per mettere alla prova le capacità di ottimizzazione	48
4.4	Caso 3 – La cultura della misura come base del Data driven management	51
4.5	Caso 4 – A metà del guado	53
4.6	Caso 5 – Dai fogli Excel all'integrazione degli applicativi	55
4.7	Caso 6 – Il cambiamento di proprietà quale driver d'innovazione nell'approccio ai dati	57
4.8	Caso 7 – L'importanza dei dati nelle aziende make-to-order	60
05	<b>CASI STUDIO DI BEST PERFORMER</b>	62
5.1	Inquadramento	62
5.2	Il caso Safilo Group spa	62
5.3	Il caso Fracarro Radioindustrie srl	66
06	<b>DATA DRIVEN MARKETING</b>	69
6.1	Introduzione	69
6.2	I dati e la loro rilevanza	70
6.3	Dati, scelte e decisioni aziendali	70
6.4	Il Data driven marketing	71
6.5	L'approccio Data driven	73
6.6	Big data e marketing analytics	74
6.7	Conclusioni	75
6.8	Bibliografia	77
07	<b>L'IMPATTO DELLA PERSONA NELL'APPROCCIO DATA DRIVEN</b>	81
7.1	Chiave di lettura del capitolo	81
7.2	Le dinamiche comportamentali	81
7.3	Il sistema di gestione dei dati	84
7.4	La definizione del processo decisionale	86
7.5	Bibliografia	87

08	<b>CONSIDERAZIONI FINALI: DIPENDENZA DAI DATI?</b>	88
8.1	Riferimenti	91
09	<b>RIFERIMENTI</b>	92
9.1	Bibliografia	92
9.2	Sitografia	97
010	<b>INDICE FIGURE, GRAFICI E TABELLE</b>	98



## 01 PREMESSA

### 1.1 L'era del Data Driven Management: Sfide e opportunità per il futuro del business

In un'epoca in cui il ritmo dell'innovazione tecnologica è così rapido da sfidare persino la nostra capacità di adattamento, il mondo industriale è costantemente alla ricerca di modi per rimanere pertinenti, competitivi e resilienti. In questa corsa senza sosta verso il futuro, il ruolo dei dati è diventato fondamentale come mai prima d'ora. Questa pubblicazione vuole essere un contributo al panorama del *Data driven management*, soprattutto per il suo approccio centrato sulla persona e le esperienze operative. Troppo spesso ci si concentra esclusivamente sulla tecnologia e sui dati stessi, trascurando il fattore umano che gioca un ruolo cruciale nel successo o nel fallimento di qualsiasi iniziativa aziendale.

Il *Data driven management* non può prescindere dall'attenzione alle persone e ai processi di cambiamento organizzativo. È imperativo riconoscere che dietro ogni macchinario integrato, ogni processo, ogni server lavorano persone con le proprie competenze, preoccupazioni e resistenze al cambiamento. Senza un adeguato supporto e coinvolgimento delle persone, ogni sforzo volto all'implementazione di soluzioni basate sui dati rischia di essere vano. In questo contesto, la formazione e l'accompagnamento del personale emergono come elementi cruciali. La trasformazione culturale richiesta dal passaggio ad un approccio *Data driven* non può avvenire senza un impegno costante nell'apprendimento continuo e nell'*empowering* dei membri dell'organizzazione. Dobbiamo investire nelle competenze necessarie per interpretare correttamente i dati, prendere decisioni informate ed integrare il *Data driven thinking* nel tessuto stesso della cultura aziendale.

Questa pubblicazione riflette la filosofia del Consorzio QUINN e vuol essere un invito a riflettere sulle implicazioni umane dietro l'adozione di nuove tecnologie e pratiche aziendali. È un richiamo all'importanza di costruire una cultura organizzativa che valorizzi il potenziale dei dati senza trascurare il valore e il benessere delle persone che li utilizzano.

Con l'augurio che ciò che leggerete possa essere non solo una fonte di conoscenza ed ispirazione, ma anche uno strumento per guidare il cambiamento in un mondo sempre più orientato ai dati e sempre più umano.

Prof. Marcello Braglia  
Presidente QUINN



## 02 INTRODUZIONE

Il percorso di digitalizzazione di dati e processi è ormai un aspetto chiave di sviluppo economico e sociale. I vantaggi offerti dal Digitale si concretizzano nel migliore accesso ai servizi o nella maggiore efficienza operativa che costituiscono i fattori abilitanti dell'aumento di produttività e competitività.

Nonostante gli eventi drammatici degli ultimi anni, la pandemia da Covid-19 o la guerra in Ucraina che hanno messo a dura prova il nostro sistema economico e sociale, la 54<sup>a</sup> edizione del Rapporto "Il Digitale in Italia" mostra un mercato digitale in crescita (+2,4%) che nel 2022 ha superato i 77 miliardi di euro guidato principalmente da Cloud, Cyber, Big Data e servizi IT.

Queste statistiche sono prova del fatto che il Digitale non è lo strumento di appoggio temporaneo che è servito per superare la crisi del distanziamento sociale, bensì costituisce un elemento integrante dell'operatività di imprese, privati e pubblica amministrazione. I dati contribuiscono alla creazione di ambienti di lavoro intelligenti e allo sviluppo di modelli di business sostenibili ed efficaci che si traducono in migliori risultati anche nelle performance aziendali.

Tuttavia, resta ancora molto da fare per completare il percorso di digitalizzazione. Le aziende non sfruttano del tutto il potenziale che i dati possono offrire come supporto al processo decisionale e la cultura digitale resta ancorata ad un approccio strumentale in cui l'attenzione è rivolta più alla tecnologia che alla persona responsabile dell'interpretazione dei dati e del processo decisionale. Ciò è anche dovuto alla limitata disponibilità di modelli ed esempi a cui le aziende possano ispirarsi per passare dalle attuali pratiche decisionali (basate sull'esperienza e sull'intuito personale) a decisioni basate sui fatti e guidate dai dati.

Il presente documento si pone l'obiettivo di dare un contributo utile a colmare il gap di conoscenza e favorire la diffusione di una più corretta e consapevole cultura del Digitale.

Il capitolo 3 ripercorre l'evoluzione storica della *Data Science* integrandola con il quadro definitorio utile alla comprensione dei contenuti successivi. Il capitolo 4 offre uno spaccato dello stato dell'arte dell'adozione del *Data driven management* attraverso l'esposizione di casi di studio aziendali a differenti livelli di implementazione. Il capitolo 5 riporta la testimonianza di *Best Performer* aziendali di rilevanza internazionale, mentre il capitolo 6 riporta un'analisi verticale nell'ambito del marketing.

Infine, il capitolo 7 si focalizza sull'impatto della persona, in particolare del decisore, in una implementazione di successo di un sistema di supporto alle decisioni basato sui dati.

Le conclusioni nel capitolo 8 raccolgono il distillato dei principali concetti e contenuti del documento.

## 03 L'EVOLUZIONE DELLA DATA SCIENCE<sup>1</sup>

### 3.1 Excursus storico sull'evoluzione della Data Science

#### 3.1.1 Introduzione

Un sensore collegato ad Internet applicato su di un qualsiasi dispositivo o macchinario dà origine ad un enorme e continuo flusso di dati. Le aziende che non sono in grado di raccogliere ed elaborare tali quantità di dati si trovano in una posizione di grande debolezza nei confronti dei concorrenti che, invece, sono attrezzati per farlo.

È questo lo scenario che ha portato la *Data Science* ad affermarsi.

Queste elaborazioni ed interpretazioni sono difficili da realizzare utilizzando solo analisi e metodi statistici, per questo la *Data Science*<sup>2</sup> si è affermata come approccio interdisciplinare in grado di coinvolgere diverse discipline per riuscire ad impiegare i dati nel modo più produttivo possibile (Sarker, 2021).

Il termine *Data Science* è stato utilizzato per la prima volta da Peter Naur<sup>3</sup> nel 1960. Sempre Naur nel 1974 utilizza l'espressione "*Data Science*" nella prefazione del suo libro, in cui fu definita come «*the science of dealing with data, once they have been established, while the relation of the data to what they represent is delegated to other fields and sciences*» (Naur, 1974).

Tuttavia, solo nel 1996 il termine è apparso in un documento pubblico in cui è stata definita ufficialmente la *Data Science* e da quel momento fu adottato dalla comunità internazionale per indicare l'approccio interdisciplinare per gestire ed elaborare i dati.

Già nel 1968, era stato introdotto il termine "*Datalogy*" sempre da Naur, con il significato di "*the science of data and of data processes*". Il percorso evolutivo dalla *data analysis* alla *Data Science*, infatti, è iniziato nel marzo 1962 nell'ambito della comunità statistica e matematica. In particolare, il matematico John Tukey introdusse per la prima volta il termine *data analysis* nel suo lavoro *The future of data analysis*, nel quale lo studioso presentava questa scienza, allora poco nota, che si basava sullo studio dei dati.

Successivamente fu posta maggior enfasi sull'impiego dei dati. Questo ha contribuito a sviluppare quella che dal 1989 sarà definita "*Data driven discovery*" (Sarker, 2021) allo scopo di ampliare le aree tecniche della statistica, attraverso

---

<sup>1</sup> Autori: Alessio Menta, Matteo Carrara, Alessandro Gandolfo, Gianpiero Negri, Giacomo Petrini

<sup>2</sup> La scienza dei dati è, infatti, una disciplina che consente di elaborare e interpretare enormi volumi di dati raccolti da un numero crescente di dispositivi.

<sup>3</sup> Informatico danese e vincitore del Premio Turing, è uno dei pionieri dell'informatica (25/10/1928 – 03/01/2016).

l'ausilio della *Data Science*. Grazie a questo piano, termini come *data mining* e *data discovery* sono stati utilizzati non solo nell'informatica, ma anche in altre discipline, facendo emergere la multidisciplinarietà tipica della scienza dei dati.

Nel 2013 nasce in Europa, l'Associazione Europea per la *Data Science* (EuADS), che da quel momento ha iniziato a svolgere un ruolo importante nel diffondere l'utilizzo di tale disciplina, soprattutto in ambito aziendale.

Oggi si tengono, con frequenza, numerosi eventi come workshop e convegni, sia a livello nazionale che internazionale, allo scopo di diffondere l'analisi e l'acquisizione dei dati (Mike e Hazzan, 2023).

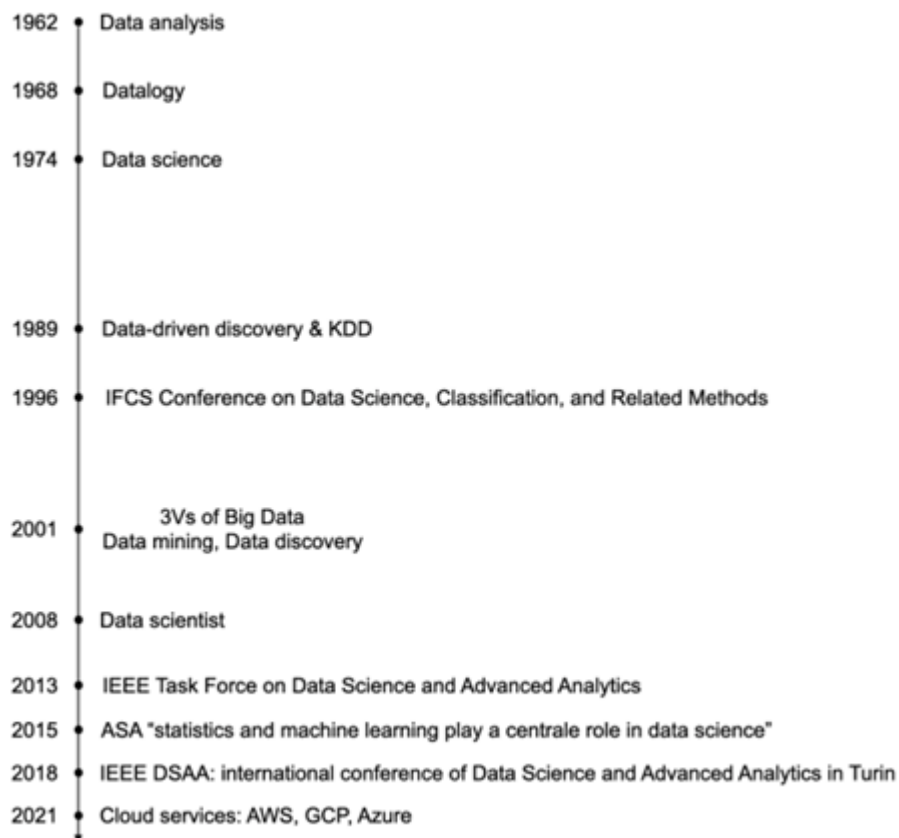


Figura 1 - Evoluzione Data Science. Nostra elaborazione da fonte (Cao, 2017).

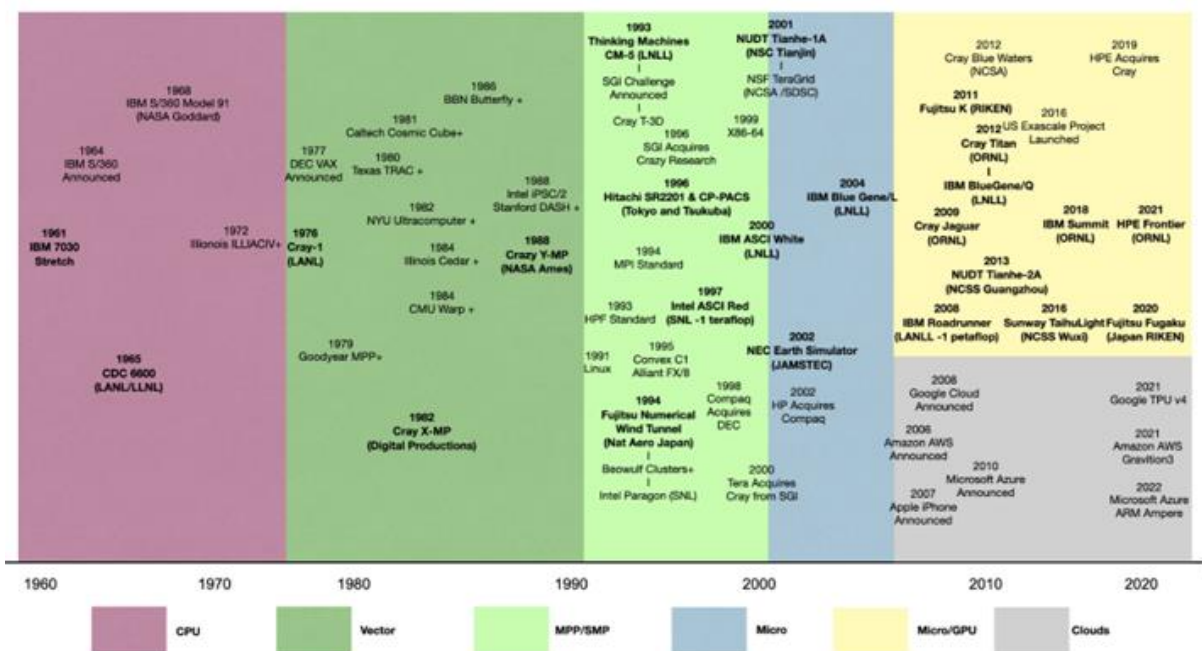


Figura 2 - Evoluzione capacità computazionale. Nostra elaborazione da fonte (Daniel Reed, 2023).

### 3.1.2 Definizione di Data Science

I dati rappresentano la risorsa naturale per la *Data Science*, ovvero la “materia prima” da cui elaborare teorie ed estrarre valore. La *Data Science* ha profondamente cambiato il paradigma scientifico<sup>4</sup> integrando conoscenze e competenze di varie discipline, come informatica, matematica e statistica (Loukides, 2012).

I ricercatori riconoscono tre differenti livelli di integrazione tra due o più discipline (Mike e Hazzan, 2023):

- Multidisciplinarietà - è il livello più basso di integrazione; nell’educazione multidisciplinare bisogna sviluppare conoscenze e competenze in ciascuna disciplina separatamente.
- Interdisciplinarietà - rappresenta un livello più alto di integrazione; dopo aver appreso conoscenze e abilità in ogni disciplina separatamente, è possibile effettuare connessioni tra le discipline in grado di risolvere i problemi che richiedono di applicare metodi e strumenti di diverse discipline.
- Transdisciplinarietà - i confini tra le diverse discipline trascendono fino a creare un approccio olistico.

<sup>4</sup> Il primo paradigma scientifico che si instaurò migliaia di anni fa si basa sulla scienza empirica; il secondo paradigma scientifico applicato centinaia di anni fa, è il paradigma teorico; il terzo paradigma scientifico è stato introdotto diversi decenni fa ed è il paradigma computazionale; il quarto paradigma scientifico è l’esplorazione dei dati (Gray, J. *EScience – A transformed scientific method*). (Mike e Hazzan, 2023)

Questi differenti tipi di integrazione sono messi in pratica da un esperto del dominio di interesse per analizzare grandi masse di dati con l'obiettivo di estrarre conoscenza e facilitare la loro comprensione (Gokalp, 2021).

La *Data Science* ha, infatti, suscitato crescente interesse in un'ampia gamma di discipline: «*Data Science is the new generation of statistics, is a consolidation of several interdisciplinary fields, or is a new body of knowledge*» (Graham, 2012).

In realtà, il termine *Data Science* deriva dalla statistica (Koby Mike, 2023). Gli statistici hanno promosso l'aggiornamento della statistica alla *Data Science* come disciplina più ampia.

Questo si può rintracciare in una serie di azioni:

- Jeff Wu già nel 1997 paragonò la statistica alla scienza dei dati con l'intenzione di spostare il focus dalla raccolta, modellizzazione, analisi, comprensione, risoluzione dei problemi ad un orientamento su grandi quantità di dati complessi, analizzabili attraverso un approccio empirico fisico e attraverso la valorizzazione della conoscenza.
- Successivamente nel 2001 William S. Cleveland suggerì di modificare il campo della statistica in scienza dei dati per ampliare le principali aree di lavoro tecnico della statistica, concentrandosi sull'informatica e sulla collaborazione con i computer *scientists*.
- Infine, nel 2015 fu rilasciato da alcuni membri dell'ASA (*American Statistical Association*)<sup>5</sup> che statistica e *machine learning* giocano un ruolo fondamentale nella *Data Science*.

Sulla base di quanto affermato sopra, possiamo presentare alcune definizioni di *Data Science*:

- 1) Da una prospettiva disciplinare, la *Data Science* è un nuovo campo interdisciplinare che sintetizza e costruisce basandosi su statistica, informatica, comunicazione, gestione e sociologia per studiare i dati e i loro ambienti, al fine di trasformare i dati in intuizioni e decisioni (Sarker, 2021).
- 2) Il prodotto di dati è il risultato atteso dai dati e può consistere in una scoperta, una previsione, un servizio, una raccomandazione, un'intuizione, un pensiero, uno strumento o un sistema. Gli ultimi *data products* sono conoscenza, intelligenza, saggezza e decisione (Loukides, 2012).

Le due definizioni possono essere viste in una scala crescente di complessità e complementarità: nella prima, si mette in evidenza una caratteristica essenziale della *Data Science*, ovvero, la multidisciplinarietà, sottolineando quali siano le materie coinvolte oltre la statistica e l'informatica e identificando come obiettivo principale quello di trasformare i dati in decisioni; nella seconda, si fa un ulteriore passo avanti, definendo l'output del procedimento di *Data Science* attraverso il

---

<sup>5</sup> Nata nel 1839 a Boston, ASA ha l'obiettivo di promuovere le pratiche e professioni statistiche per informare public policy e migliorare i sistemi di welfare.

concetto di *data product* inteso come il risultato del processo di analisi dei dati che conduce l'organizzazione a prendere decisioni.

### 3.1.3 Il processo DS (OSEMN)<sup>6</sup>

Un problema aziendale normalmente dà inizio al processo di *Data Science*. Una volta che il problema è stato definito, il *data scientist* può risolverlo utilizzando il processo di *Data Science* indicato con l'acronimo OSEMN (AWS):

#### O – Ottenere dati

I dati possono essere preesistenti o acquisiti. I *data scientist* possono estrarre dati da database interni o esterni, dal software CRM aziendale, dai social media oppure acquistarli da fonti di terze parti affidabili. In questa fase iniziale è fondamentale capire quali sono i dati da ottenere per risolvere il problema.

#### S – Scrubbing dei dati

Lo *scrubbing* o pulizia dei dati, è il processo con il quale si puliscono e filtrano i dati per averli a disposizione nel modo più accurato possibile. Consiste nella gestione dei dati mancanti, nella correzione di eventuali errori presenti nei dati e nella rimozione di eventuali valori anomali (*outliers*). Alcuni esempi di pulizia dei dati sono:

- correzione di errori di ortografia o di spazi aggiuntivi non necessari;
- correzione di imprecisioni nelle formule matematiche o rimozione di virgole da grandi numeri.

#### E – Esplorazione dei dati

I *data scientist* conducono un'analisi esplorativa dei dati preliminare per pianificare ulteriori strategie di modellazione dei dati. A seconda dell'accuratezza del modello, le organizzazioni possono fare affidamento su questi *insight* per il processo decisionale aziendale.

#### M – Modellazione dei dati

Gli algoritmi *software* e di *machine learning* vengono utilizzati per ottenere informazioni più dettagliate, prevedere i risultati e prescrivere le operazioni più adeguate. Il modello di dati può essere perfezionato più volte per migliorare la qualità dei risultati.

#### N – Interpretazione dei risultati

I *data scientist* collaborano con analisti e aziende specializzate per convertire le informazioni di dettaglio sui dati in operazioni. Creano grafici e diagrammi per rappresentare tendenze e previsioni. La sintesi dei dati aiuta le parti interessate a comprendere e implementare i risultati in modo efficace.

---

<sup>6</sup> <https://www.datascience-pm.com/osemn/>

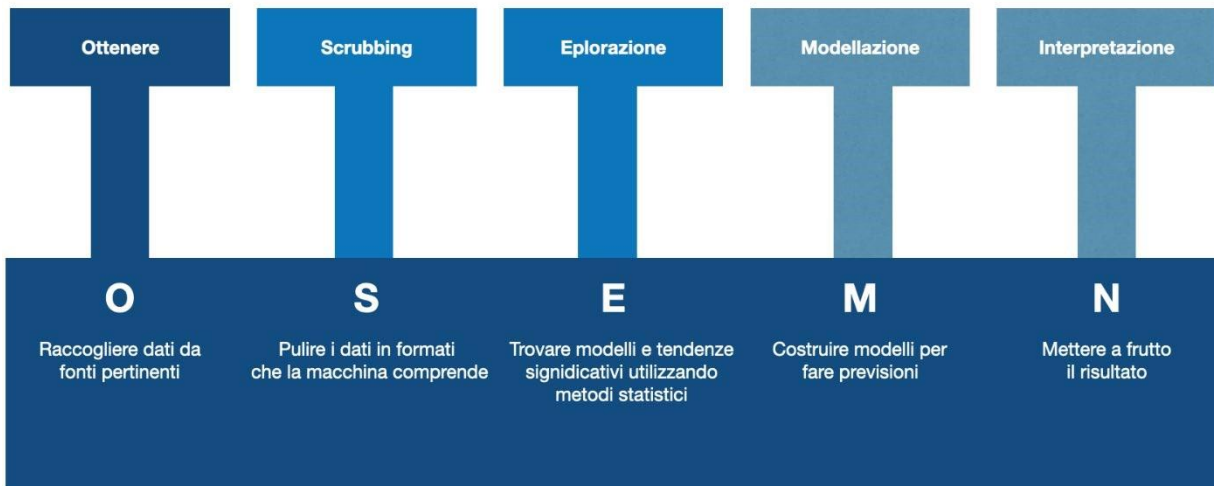


Figura 3 - Processo OSEM N. Nostra elaborazione.

### 3.1.4 Vantaggi, obiettivi, sfide e opportunità

La *Data Science* e la ricerca sui *Big Data* ha suscitato notevole interesse sia da parte della comunità scientifica che del management. Per la prima volta è stato possibile osservare e misurare il comportamento umano su scala globale (Dhar, 2014). Lo scopo principale di questi sforzi è acquisire dati per comprendere di cosa hanno bisogno gli individui. Tuttavia, questo è possibile solo attraverso strutture per acquisire e gestire i dati, creando interfacce accessibili e fruibili per tutti.

Oggi, l'obiettivo principale delle imprese è utilizzare i dati per anticipare le scelte degli attori presenti sui mercati e prevedere i futuri scenari attraverso l'analisi predittiva e prescrittiva, che fornisce rispettivamente indicazioni su "cosa accadrà" e su "come e perché accadrà" (Whittemore, 2017).

L'analisi predittiva utilizza, infatti, dati storici per effettuare previsioni accurate sui modelli che potrebbero verificarsi in futuro e utilizza tecniche come il *machine learning*, la previsione, l'abbinamento di schemi e la modellazione predittiva (Whittemore, 2017).

L'analisi prescrittiva non solo è in grado di prevedere ciò che potrebbe accadere, ma suggerisce anche la risposta ottimale a tale risultato. Può analizzare le potenziali implicazioni di scelte diverse e suggerire la serie di operazioni più adeguata.

Sono molte le sfide che la *Data Science* deve affrontare per sfruttare al massimo le sue potenzialità.

Uno dei problemi principali della *Data Science* è capire in che forma, a che livello e in che misura i dati esistono e in che modo tali complessità interagiscono e si integrano tra loro. Una volta individuati i giusti dati e capiti i legami che intercorrono tra essi, sono necessari ulteriori sforzi che consistono nello sviluppare sistemi in grado di archiviare e gestire big data e nell'identificare e



rispettare le questioni sociali, come la privacy delle informazioni e la sicurezza. Per fare questo le organizzazioni devono ottenere la fiducia da parte dei loro stakeholders così da poter trattare ed elaborare i loro dati personali.

Superati questi ostacoli, un'ulteriore sfida per le aziende è identificare e specificare il valore, l'impatto e l'utilità che i dati hanno nei differenti contesti in cui sono identificati.

Infine, una volta ricavate le informazioni necessarie dall'analisi dei dati, la sfida conclusiva consiste nello sviluppare teorie e sistemi di supporto decisionale che consentano la generazione di decisioni basate sui dati e, quindi, di azioni che vadano a determinare la gestione e la governance aziendali (Sarker, 2021).

### 3.1.5 Il Data scientist

Nel 2004 il Dr. Usama Fayaad fu nominato *Chief Data Officer* di Yahoo, nomina che ha dato origine ad una nuova figura professionale, il *Data Science Professional*, chiamato successivamente *Data scientist*.

Il termine *Data scientist* fu, infatti, introdotto nel 2008 da D.J. Patil e Jeff Hammerbacher, che al tempo erano rispettivamente i "*Data and analytical efforts*" presso LinkedIn e Facebook.

Il *Data scientist* è una figura professionale altamente specializzata nella gestione e nell'analisi dei dati, il cui compito è quello di estrapolare il maggior numero di informazioni dai dati raccolti per creare valore aggiunto per l'azienda.

La *Data Science*, come osservato nei paragrafi precedenti, consiste in un approccio multidisciplinare in grado di far cooperare statistica, informatica e altre discipline come la *domain knowledge*<sup>7</sup>. Allo stesso modo al *Data scientist* sono richieste conoscenze nei tre seguenti domini di competenza:

- Statistica; acquisizione, trattamento, elaborazione ed analisi dei dati;
- Informatica; programmazione ed utilizzo di software per la gestione e l'analisi dei dati (gestione di basi di dati e database);
- Business (o *domain knowledge*).

Il *Data scientist*, attraverso questo approccio multidisciplinare tipico della *Data Science*, garantisce integrità e accessibilità ai dati, estraendo informazioni utili per fornire conoscenza, previsione e supporto al processo decisionale.

Oggi il *Data scientist* è infatti considerato «*The sexiest job of the 21st century*», così come sottolineato in un articolo della *Harvard Business Review* nel 2012 (Patil e Davenport, 2012).

Anche per quanto riguarda la figura del *Data scientist* le definizioni sono numerose e ne riportiamo alcune (Sarker, 2021) (Grazia Vicario, 2019):

---

<sup>7</sup> Competenza nei processi aziendali e conoscenza delle problematiche di interesse specifico

- *US National Science Board* definisce il *Data scientist* come «*the information and computer scientists, database and software engineers and programmers, disciplinary experts, curators and expert annotators, librarians, archivists, and others, who are crucial to the successful management of a digital data collection*»<sup>8</sup> ;
- In un report dell' *US Committee on science of the national science and technology council*, *Data scientists* sono definiti come «*scientists who come from information or computer science backgrounds but learn a subject area and may become scientific data curators in discipline and advance the art of Data Science. Focus on all parts of data life cycle*»;<sup>9</sup>
- *The Joint Information Systems Committee* definisce il *Data scientist* come «*people who work where the research is carried out, or, in the case of data centre personnel, in close collaboration with the creators of the data and may be involved in creative inquiry and analysis, enabling others to work with digital data, and developments in data base technology*». <sup>10</sup>

Il *Data scientist* ha il compito di fare scoperte mentre naviga all'interno dei dati. Questi soggetti si trovano a loro agio nel mondo digitale, riuscendo a trattare grandi quantità di dati da cui ricavano possibili analisi.

Nell'attuale panorama competitivo, caratterizzato da continue sfide e cambiamenti e dove i dati non smettono mai di fluire, la figura del *Data scientist* è fondamentale, poiché aiuta i responsabili decisionali a sfruttare questo flusso continuo di dati per ricavarne informazioni ad hoc per prendere decisioni migliori.

I *Data scientists* sono consapevoli di affrontare alcuni limiti tecnici legati alla difficoltà intrinseca dei dati che per loro natura sono spesso difficili da tradurre in informazioni, ma nonostante questo cercano di implementare continuamente le loro abilità nella ricerca di nuove soluzioni.

Per fare questo però devono possedere determinate qualifiche che sono la base per poter svolgere tale ruolo (Vicario e Coleman, 2019) (Patil e Davenport, 2012):

- Capacità di pensare in modo analitico, creativo e con prospettiva futura;
- Possedere ampie basi in statistica, matematica, analisi, informatica, ingegneria, fisica, ricerca operativa, intelligenza artificiale;
- Capacità di implementare e risolvere problemi dell'infrastruttura big data;
- Conoscenza dell'interazione uomo-computer ed esperienza in ingegneria del software;
- Esperienza nell'estrazione ed elaborazione dei dati;

---

<sup>8</sup> Organo consultivo politico, formatosi negli Stati Uniti il 10 maggio 1950, con lo scopo di coadiuvare il congresso e il presidente in materia di ricerca scientifica ed ingegneristica e questioni educative.

<sup>9</sup> È un consiglio del ramo esecutivo degli Stati Uniti, formatosi il 23 novembre 1993, con l'obiettivo di coordinare la politica scientifica e tecnologica tra i rami del governo federale.

<sup>10</sup> Società senza scopo di lucro del Regno Unito, che fornisce servizi di rete e IT a sostegno di istituti di istruzione superiore e di ricerca.

- Eccellente abilità nella comunicazione scritta e verbale, nonché elevate abilità organizzative.

Nonostante le competenze analitiche e le qualifiche personali necessarie per svolgere il ruolo di *Data scientist*, non sarebbe possibile gestire l'enorme flusso di dati che si trovano di fronte senza l'ausilio di strumenti digitali. Tra gli strumenti più importanti per sostenere il *Data scientist* nelle sue funzioni abbiamo (Mariotti, 2015):

- Infrastrutture cloud che consentono di immagazzinare e gestire enormi moli di dati;
- Integrazione dati/applicazioni;
- *Analytics*;
- Programmazione, sviluppare algoritmi in grado di adattarsi al problema; sono necessari per risolvere problemi troppo difficili da affrontare con programmi standard;
- *Business intelligence reporting*;
- *Project management*;
- *Social network analysis*.

Per sviluppare queste abilità e implementare gli strumenti di cui il *Data scientist* ha bisogno, è necessario uno scambio reciproco tra mondo accademico e dati, coinvolgendo in particolare le aziende che saranno i principali destinatari di tale sapere. Le università sono la chiave di volta per promuovere l'interazione tra imprese e *Data Science* attraverso la creazione di percorsi didattici e la supervisione di progetti post-lauream e tirocini, allo scopo di creare le figure professionali necessarie per svolgere il ruolo di *Data scientist*.

### 3.1.6 L'evoluzione della Data Science

È in corso un dibattito continuo riguardo l'evoluzione della *Data Science*.

Grazie agli sforzi della comunità scientifica, la *Data Science* si svilupperà costruendo le sue fondamenta scientifiche, la sua struttura disciplinare, i suoi sistemi teoretici e i propri strumenti tecnologici ed ingegneristici, distinguendosi come una scienza autonoma e indipendente (Sarker, 2021).

I primi decenni tra la fine del '900 e i primi anni 2000, in cui il concetto di *Data Science* si è formato ed affermato, hanno portato la comunità scientifica ad accettare questa nuova disciplina.

I prossimi anni, estenderanno ulteriormente i campi di interesse della *Data Science*, con l'obiettivo di promuovere e consolidare il suo tratto caratteristico: la multidisciplinarietà.

Le principali sfide e sviluppi per la *Data Science* mirano a (Sarker, 2021):

- Sviluppare un *data brain*<sup>11</sup> in grado di riconoscere, comprendere, analizzare ed apprendere dati dall'ambiente in modo autonomo e senza bisogno dell'intervento umano;
- Ampliare i sistemi concettuali, teorici e tecnologici per la scienza dei dati basandosi principalmente sulla multidisciplinarietà, innovazione ed istruzione;
- Inventare nuovi metodi di rappresentazione dei dati, ad esempio algoritmi in grado di alleviare la complessità dei dati con l'obiettivo di renderli più facilmente maneggevoli;
- Creare nuovi sistemi di immagazzinaggio, accesso e gestione sfruttando le potenzialità del cloud che è in grado di rendere l'archiviazione e la gestione dei dati più semplice e veloce;
- Automatizzare la gestione dei dati attraverso lo sviluppo di sistemi intelligenti come *Internet of Things*;
- Formare ed investire sulla figura del *Data scientist*, qualificato per risolvere problemi legati alla *Data Science*;
- Sviluppare le capacità multidisciplinari del *Data scientist* in modo da utilizzare la collaborazione interdisciplinare nel risolvere i complessi problemi legati alla *Data Science*;
- Sviluppare la *Data driven Decision Making*, con l'obiettivo di prendere decisioni basate sull'analisi rigorosa ed accurata dei dati anziché solo sull'intuizione dei manager (Vicario e Coleman, 2019) (Dhar, 2014).

Come si può vedere dalle sfide che le aziende vogliono affrontare nei prossimi anni, la *Data Science* sta spostando progressivamente il focus.

Inizialmente le analisi venivano eseguite con funzione prettamente descrittiva (monitoraggio dei risultati) e diagnostica (identificare e correggere problemi contingenti).

Oggi, invece, le finalità stanno diventando sempre più di tipo predittivo (i dati e gli algoritmi permettono di anticipare situazioni future) e prescrittivo (l'intelligenza artificiale suggerisce e attiva meccanismi di risposta ad eventuali criticità, si va verso l'automatizzazione delle procedure) (Vicario e Coleman, 2019).

Tutto questo si scontra in molti casi con l'inadeguatezza dell'offerta di personale qualificato, i *Data scientists*, il cui numero non è al momento sufficiente per un cambiamento così radicale e repentino nelle imprese (Grazia Vicario, 2019). Per questo anche lo sforzo delle Università nel muoversi in questa direzione, creando corsi che siano pertinenti alla materia, diventa fondamentale.

Ma questo non basta, le aziende hanno bisogno di aiuto per capire la rilevanza centrale che i dati e i *Data scientists* possono avere nelle loro organizzazioni, per fare in modo che non diventino semplici percorsi accademici privi di utilità. Per fare questo l'unico modo è presentare casi di studio in grado di dimostrare

---

<sup>11</sup> Aiutare i clienti a far crescere il proprio business attraverso l'applicazione di tecnologie di analisi e la gestione di dati che producono risultati misurabili.

concretamente alle aziende i benefici che possono ottenere e gli obiettivi che possono raggiungere. In un mondo in cui i dati sono in continua evoluzione e in cui si connettono perfettamente al nostro quotidiano, nel lavoro, nell'istruzione, nell'economia e nel divertimento. Per fare in modo però che siano funzionali al raggiungimento dei nostri obiettivi sempre più sforzi devono essere portati avanti dai governi, dalle imprese, dal mondo accademico ma anche dalle istituzioni private per cercare di convertire i dati in decisioni e per promuovere lo sviluppo e la ricerca della *Data Science* e della *Data Analysis* (Zhu, 2016) (Goodman, 2014) (Davenport, 2021).

### 3.1.7 Bibliografia della Data Science

Ariane Whittemore, P. F. (2017). Leveraging Data Analytics as a force Multiplier. The Journal of the American Society of Forces Comptroller.

AWS, A. (s.d.). Cos'è il Data Science? Amazon AWS.

Cao, L. (2017, Giugno). Data Science: A Comprehensive Overview. ACM Computing Surveys , p. 42 pagine .

D.J.Patil, T. H. (2012, Ottobre 17). Data scientist: The Sexiest Job of the 21st Century. Harvard Business Review.

Daniel Reed, D. G. (2023, Febbraio). HPC Forecast: Cloudy and Uncertain. Communications of the ACM.

Davenport, T. C. (2021, Marzo 8). 4 ways to democratize Data Science in your organization . Harvard Business Review.

Dhar, R. A. (2014, Settembre). Big data, Data Science, and Analytics: The opportunity and Challenge for IS Research. Information Systems Research.

Gokalp, M. O. (2021, Giugno 17). Assessment of process capabilities in transition to a Data driven organisation: A multidisciplinary approach. IET.

Goodman, A. (2014, Settembre/Ottobre). Evolution of symposia on the interface of computing and statistics defines Data Science to be the interface. Wiley Periodicals, inc.

Graham, M. J. (2012). The Art of Data Science .

Grazia Vicario, S. C. (2019, Agosto 28). A review of Data Science in business and industry and a future view . Applied Stochastic Models in Business & Industry.

Hey and Trefethen, L. C. (2003). Data Science: A Comprehensive Overview.

Koby Mike, O. H. (2023, Febbraio). What is Data Science? Blog@cacm.

Loukides, M. (2012). What is Data Science? O'Reilly Media.

Mariotti, M. (2015, Dicembre). Economic Record . The Economic society of Australia .

Naur, P. (1974 ). Concise Survey of Computer Methods . Petrocelli Books .

Sarker, I.H. (2021). Data Science and Analytics: An Overview from Data-Driven Smart Computing, Decision-Making and Applications Perspective. Sn Computer Science, 2.

Timothy Morey, T. F. (2015, Maggio). Customer data: designing for transparency and trust. Harvard Business Review.

Tony Hey, S. T. (2009). The Fourth Paradigm: Data-intensive Scientific Discovery. Microsoft Pr.

Zhu, I.-Y. S. (2016, Agosto). Big data and dat science: What should we teach?

## 3.2 Data management & Data analysis

### 3.2.1 Introduzione

Le imprese sono nel pieno della quarta rivoluzione industriale (Industria 4.0), la trasformazione digitale, che sta cambiando radicalmente l'approccio interpretativo del business. Negli ultimi decenni, infatti, è cresciuta esponenzialmente l'importanza dei dati. In seguito all'aumento della loro disponibilità, facilità di accesso e varietà, i Big data hanno assunto il ruolo di driver guida delle imprese, che li utilizzano quotidianamente per migliorare l'efficienza del processo produttivo, ridurre i costi di produzione e, in generale, per migliorare l'efficacia del proprio processo decisionale. Tuttavia, a fronte di tali vantaggi, le imprese si scontrano con la difficoltà di elaborare i dati di cui dispongono in un unico sistema integrato (Cao, *Data Science: A Comprehensive Overview*, 2017).

Per superare questi ostacoli l'analisi statistica non è sufficiente perché non è in grado di gestire le enormi quantità di dati che le imprese producono e che devono interpretare. Per questo si è affermato il concetto di *Data Analytics*<sup>12</sup>.

La *Data Analytics* si pone come obiettivo quello di supportare le performance aziendali. È stato dimostrato che l'utilizzo dei dati all'interno di un'azienda porti maggiori vantaggi in termini di riduzione dei costi, di capacità di prendere decisioni più rapide e di sviluppare nuovi prodotti e servizi, rispetto ai concorrenti che non li utilizzano (Vicario e Coleman, *A review of data science in business and industry and a future view*, 2019).

Per utilizzare al massimo i vantaggi della *Data Analytics* è necessario sviluppare una *data strategy* che consenta di utilizzare al meglio gli *Advanced Analytics*<sup>13</sup> per ricavare dai dati tutte le informazioni di cui l'organizzazione necessita, indipendentemente dal fatto che tali dati siano strutturati o destrutturati.

Infine, un altro tema dibattuto è come potrebbe evolvere la *Data Analytics*, con i rispettivi vantaggi che sosterranno le aziende nella loro crescita e lo sviluppo di nuove tecnologie in grado di facilitare i processi di analisi e di gestione, basti pensare alla diffusione del cloud che consente di gestire vaste masse di dati; senza tralasciare i problemi e le preoccupazioni riguardanti le policy sulla privacy e la sicurezza dei dati e la carenza di personale qualificato che dovranno essere affrontati dalle imprese per ottenere il massimo beneficio dall'utilizzo dei dati.

---

<sup>12</sup> Processo di analisi dei dati al fine di trovare tendenze e trarre conclusioni sulle informazioni che contengono.

<sup>13</sup> Insieme di azioni e strumenti che permettono l'analisi dei dati. In particolare, gli *Advanced Analytics* prevedono la modellazione predittiva, i metodi statistici, il machine learning, le tecniche di process automation e la business intelligence.

## 3.2.2 Cos'è la data analytics?

### Evolution of big data

Nonostante i big data siano emersi solo in epoca recente, l'attività di raccolta e archiviazione di grandi quantità di dati risale ai primi anni '50 (Lee, 2017). Successivamente, tra i primi anni '50 e la metà degli anni '90, la disponibilità di dati è cresciuta lentamente per l'elevato costo di computer, storage e reti di dati (Lee, 2017). I dati erano altamente strutturati, soprattutto per supportare i sistemi informativi operativi e transazionali. Nei primi anni '90 l'avvento del *world wide web* (WWW) ha determinato la crescita esplosiva della disponibilità di dati, fornendo un impulso decisivo allo sviluppo del big data analytics. Dall'avvento del WWW, si è registrata un'evoluzione in tre fasi (Lee, 2017):

#### Big data 1.0 (1994-2004)

Big Data 1.0, questo periodo inizia nel 1994 con la comparsa dell'e-commerce, durante il quale le aziende online sono state le principali fonti di contenuti web. In questa prima fase sono state sviluppate tecniche di *web mining*<sup>14</sup> per analizzare le attività online degli utenti.

Il *text mining* è una tecnica di intelligenza artificiale che elabora il linguaggio naturale (NLP) consentendo di trasformare il testo libero, non strutturato, in informazioni utili per raggiungere gli obiettivi aziendali. Sebbene esistessero già tecniche di estrazione di dati, la loro applicazione per il *web mining* era ancora molto limitata durante la fase dei Big Data 1.0 (Lee, 2017).

#### Big data 2.0 (2005-2014)

La fase Big Data 2.0 è guidata dal Web 2.0 e dai social media. L'espressione Web 2.0 fa riferimento al periodo in cui gli utenti hanno iniziato ad interagire con i siti web. In seguito alla popolarità raggiunta dai social media tra i consumatori, le aziende hanno imparato a sfruttarli per sviluppare e mantenere contatti diretti e frequenti con i consumatori ad un costo molto basso.

Attraverso i social media le aziende comprendono meglio i propri clienti, e possono sviluppare campagne di marketing incentrate sull'offerta di prodotti e servizi in grado di soddisfare le esigenze e gli interessi di target specifici.

---

<sup>14</sup> Il Web mining consiste nell'applicazione di tecniche di data mining per consentire l'estrazione di informazioni utili dal contenuto delle pagine web. La capacità di tenere traccia dei clic del mouse, delle ricerche e dei modelli di navigazione dei singoli utenti consente di fornire servizi personalizzati agli utenti (Lee, 2017).



## Big data 3.0 (2015 ---)

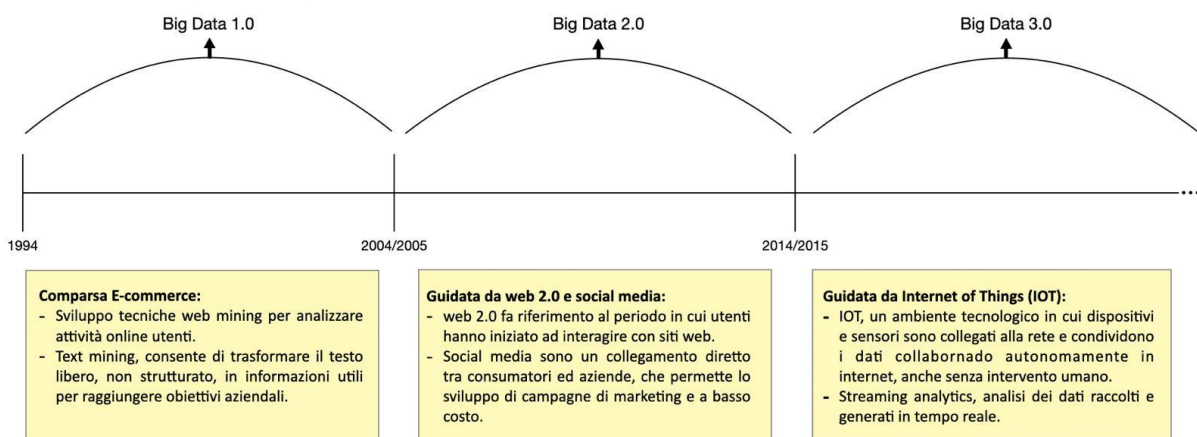


Figura 4 - Evoluzione dei Big Data. Nostra elaborazione.

La fase Big Data 3.0 comprende i dati caratteristici delle precedenti fasi Big Data 1.0 e Big Data 2.0. Le principali fonti di Big Data 3.0 sono le applicazioni IoT (Internet of Things) che generano dati sotto forma di immagini, audio e video. L'IoT si riferisce a un ambiente tecnologico in cui dispositivi e sensori sono collegati alla rete e condividono i dati collaborando autonomamente in Internet, anche senza l'intervento umano. Con la rapida crescita dell'IoT, i dispositivi e i sensori connessi diventano le fonti primarie di generazione ed acquisizione dei big data, superando i social media. Questo ha portato allo *streaming analytics*. L'analisi dello streaming prevede l'analisi dei dati raccolti e generati in tempo reale. L'analisi in streaming viene utilizzata non solo per monitorare le condizioni esistenti, ma anche per prevedere eventi futuri.

## 1

## 3.2.3 Definizioni

Vediamo di seguito alcune definizioni dei termini chiave della nostra ricerca.

- «*Analytics in modern day business can be best defined as engaging in use of data –structured or unstructured, with formal analysis – statistical or machine learning, to arrive at learnings that help in making better business decisions*» (Agrawal, 2014).

Il risultato dell'analisi moderna è più spesso un risultato probabilistico, in quanto l'analisi aiuta a generare probabilità per vari risultati, invece di suggerirne uno deterministico con certezza (Agrawal, 2014).

I termini "big data" e "big data analytics" sono usati spesso come sinonimi (Maltby, 2011).

Siemens e Long (2011), definiscono i big data come «insiemi di dati la cui dimensione va oltre la capacità dei tipici strumenti software di database di

acquisire, archiviare, gestire e analizzare» e Chen, Chiang e Storey (2012), li chiamano «set di dati (...) così grandi e complessi da richiedere tecnologie di archiviazione, gestione, analisi e visualizzazione avanzate e uniche». Queste definizioni mostrano che gli autori pensano ai big data in termini di come vengono analizzati e non di quanto spazio occupano.

Altre definizioni sui big data. Patrick Russom (2011) scrive che per essere classificati come big data i dati devono possedere le tre V: *Volume*, *Variety* e *Velocity*. I big data non sono solo “grandi”, ma sono anche “vari” e possono essere organizzati in modo strutturato o non strutturato. La “velocità” si riferisce alla rapidità con la quale vengono prodotti, generati. Uno dei motivi per cui si assiste alla realizzazione di archivi di dati sempre più grandi è che oggi si possono generare molto più rapidamente rispetto al (recente) passato (Maltby, 2011) (Tsai et al., 2015).

La *Data Analytics* è diventata una componente importante della gestione aziendale, grazie alla capacità di analizzare tutti i tipi di dati (real-time, storici, strutturati, non strutturati, qualitativi) per individuare modelli e generare idee per supportare la presa di decisioni (Agrawal, 2014) (Maltby, 2011). La *Data Analytics* è applicabile in tutti i settori e può aiutare a prevedere e gestire le interruzioni, ottimizzare i percorsi, fornire un servizio-clienti proattivo, prendere decisioni intelligenti (Maltby, 2011). Il processo di Data Analytics consiste nell'estrarre, gestire e analizzare le informazioni contenute nei dati utilizzando processi di acquisizione predeterminati e funzionali. La *Business Analytics* è una sottocategoria della *Data Analytics* e consiste nel processo di acquisizione e analisi dei dati aziendali per migliorare il processo decisionale strategico (Maltby, 2011) (Whittemore et al., 2017). Alcuni operatori di *Data Analytics*<sup>15</sup> sono: la raccolta, la selezione, la preelaborazione, la trasformazione, il data mining, la valutazione e l'interpretazione.

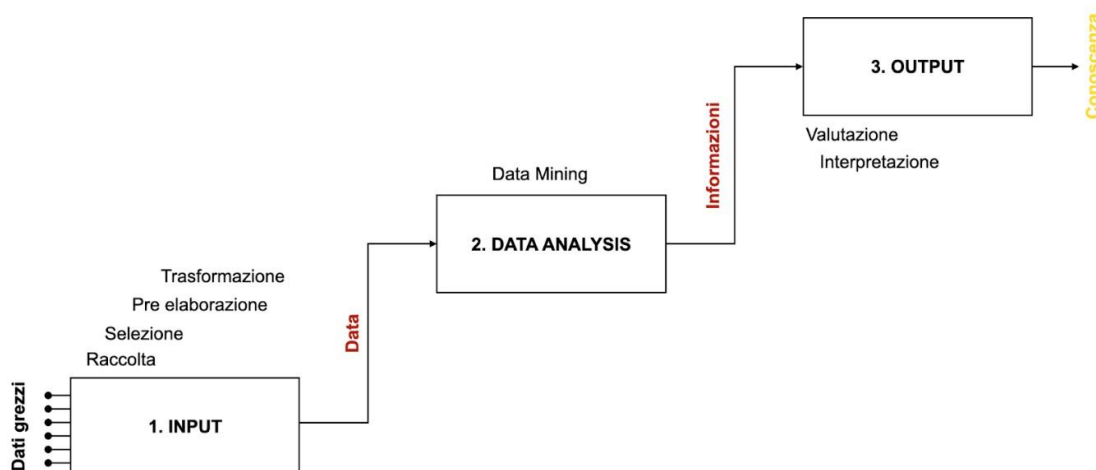


Figura 5 - Processo di trasformazione dei dati. Nostra elaborazione da (Tsai et al., 2015).

<sup>15</sup> Sono operazioni che permettono di riassumere il processo KDD (Knowledge Discovery in Database). Tramite questi operatori è possibile costruire un sistema completo di analisi dei dati.

## Diversi tipi di Data Analytics (analisi descrittiva, diagnostica, predittiva, prescrittiva)

La Data Analytics si basa su 4 tipi di analisi dei dati: descrittiva, diagnostica, predittiva e prescrittiva. Di seguito è fornita una sintetica spiegazione di ognuno di questi tipi di analisi, precisando come ciascuna di esse possa essere utilizzata per prendere decisioni e ottimizzare i processi decisionali.

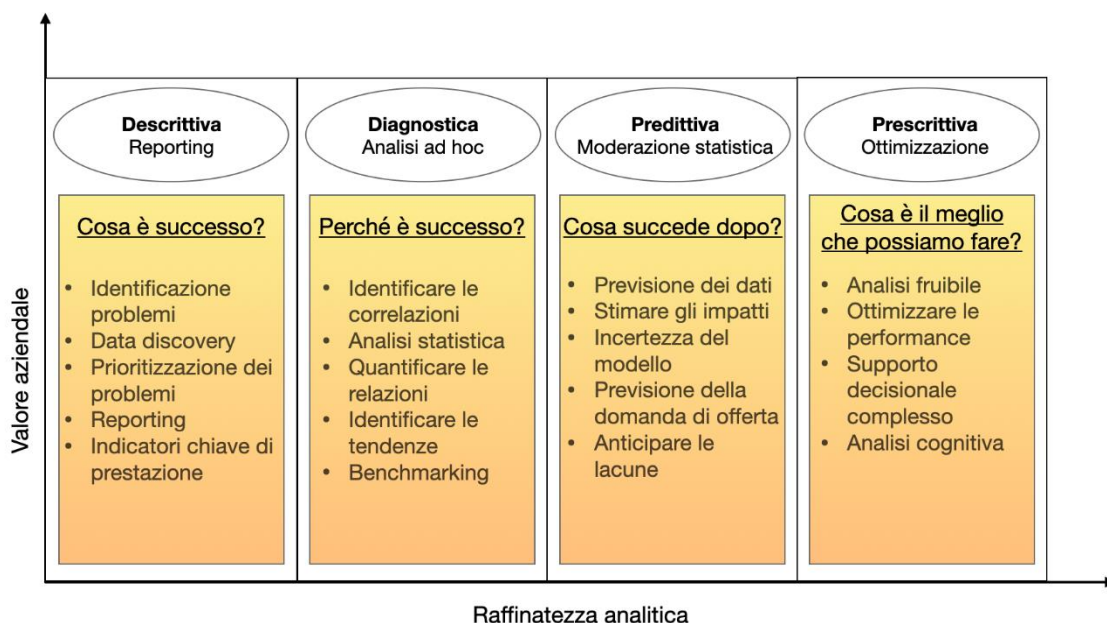


Figura 6 - Fondamenti Data Analytics. Nostra elaborazione da (Whittemore et al., 2017) (Tsai et al., 2015).

L'analisi descrittiva è il metodo tradizionalmente più usato all'interno delle organizzazioni allo scopo principale di fornire report utili per prendere decisioni. Esempi di questo tipo di analisi possono essere i conteggi di inventario, gli indicatori numerici dei livelli di produzione, la spesa media per cliente e le variazioni annuali delle vendite. L'analisi descrittiva fornisce, quindi, informazioni su "cosa è successo". È opportuno che ogni azienda prima di svolgere analisi più avanzate inizi con l'analisi descrittiva, poiché questo le consente di migliorare le proprie conoscenze per sfruttare maggiori possibilità di analisi senza dedicarsi esclusivamente allo sviluppo di report.

L'analisi diagnostica, invece, utilizza maggiormente l'analisi per fornire maggiori informazioni sul "perché" si è verificato un determinato evento.

L'analisi predittiva consente di fare un ulteriore passo avanti grazie all'utilizzo di modelli statistici. Questo tipo di analisi cerca di prevedere "cosa potrebbe accadere in futuro" sulla base dei dati attualmente disponibili. Ad esempio, l'analisi predittiva può prevedere il comportamento dei clienti e i guasti delle apparecchiature. Grazie a questa capacità di anticipare il futuro, l'analisi

predittiva è uno strumento fondamentale per migliorare i processi interni dell'organizzazione.

L'analisi prescrittiva, infine, è la forma più evoluta e complessa di analisi dei dati. È uno strumento fondamentale per ottimizzare i processi in quanto prescrive come intervenire per risolvere un problema o sfruttare un'opportunità. Questo è possibile perché consente di effettuare l'analisi dei diversi esiti a cui una decisione può portare, in modo da scegliere il più vantaggioso (il migliore) per l'organizzazione. L'analisi prescrittiva, in pratica, rappresenta l'estensione dell'analisi predittiva, poiché dopo aver determinato cosa potrebbe accadere in futuro, questo tipo di analisi suggerisce le possibili azioni per superare i problemi e sfruttare i vantaggi che derivano da determinate situazioni (Whittemore et al., 2017).

### 3.2.4 Strumenti di data analytics (business intelligence, reporting, analisi predittiva, machine learning, data mining)

In seguito ai progressi del settore informatico, l'analisi dei dati ha subito una importante accelerazione, passando da software che si concentravano sulla capacità di reporting a strumenti di analisi più sofisticati, come l'*online analytical processing* (OLAP), strumento in grado di fornire strumenti software per analizzare velocemente e in modo interattivo grandi quantità di dati.

Il *Conjoint Software* è un altro strumento specifico di analisi dei dati che si è sviluppato grazie alla informatizzazione della metodologia analitica e che utilizza la tecnica di analisi congiunta per comprendere la struttura delle preferenze dei consumatori. Oltre a questi sono stati sviluppati altri software per analizzare i dati che hanno contribuito allo sviluppo dell'industria dell'analisi dei dati.

Oltre a questi strumenti esistono quelli definiti *Advanced Analytics*, che possono essere applicati ai big data e in cui diversi tipi di tecnologie interagiscono per ricavare il massimo valore dai dati aziendali:

- *Machine Learning*. è una sottocategoria dell'intelligenza artificiale. Permette di produrre in modo rapido e automatico modelli in grado di analizzare i dati più complessi, fornendo risultati adeguati. Grazie a questo sistema che consente di ottenere risultati rapidi ed efficienti, un'azienda ha maggiori possibilità di cogliere opportunità e risolvere problemi.

Uno degli obiettivi principali del *machine learning* è imparare automaticamente a riconoscere modelli complessi e prendere decisioni intelligenti basate sui dati (ChatGPT<sup>16</sup>) (Manyika 2011) (Maltby, 2011).

---

<sup>16</sup> Rimandiamo alla lettura di un articolo della Harvard Business Review "ChatpGPT Is a Tipping Point for AI" (Mollick, 2022)

- *Data Management*. per essere analizzati i dati devono essere di valore<sup>17</sup> e gestibili. Quando ci si trova a trattare grandissime quantità di dati in entrata e in uscita, è necessario stabilire percorsi ripetibili che garantiscono elevata qualità dei dati.
- *Data Mining*. questa tecnologia permette alle aziende di esaminare grandi quantità di dati. Grazie a questo sistema è possibile filtrare i dati, eliminando quelli superflui e concentrando le forze sui dati rilevanti per estrarre il massimo valore da essi ed aiutare l'organizzazione nel proprio processo decisionale (Picciano, 2012) (Maltby, 2011).
- Hadoop è un software *open source* che consente di elaborare enormi quantità di dati utilizzando *hardware commodity*<sup>18</sup> su cui memorizzarli.
- *Analytics in memory*. offre agli utenti la possibilità di visualizzare le informazioni all'interno di grafici e tabelle, ma anche di interagire in tempo reale con queste analisi visuali, grazie alla loro progettazione che consente di liberarsi di tutto ciò che non è necessario. L'*analytics in memory* è, infatti, l'espedito più diffuso per rendere istantaneo il funzionamento di database o altre applicazioni.
- Analisi predittiva: utilizza dati e algoritmi statistici per identificare la probabilità di risultati futuri sulla base dei dati storici. In questo momento, dando informazioni su quello che accadrà in futuro, le aziende potranno sentirsi più sicure nel prendere la decisione migliore per i propri business.
- *Text mining*. consente di analizzare i dati testuali provenienti dal web, campi di commento, libri e altre fonti testuali per scoprire intuizioni di business che non erano visibili a prima vista. Il text mining consente di analizzare grandi quantità di informazioni per scoprire nuove informazioni e relazioni tra i termini.

---

<sup>17</sup> Un dato è di valore quando risponde precisamente alle problematiche che l'organizzazione si trova ad affrontare.

<sup>18</sup> È un dispositivo informatico o un componente IT che permette di elaborare vaste quantità di dati a basso costo.

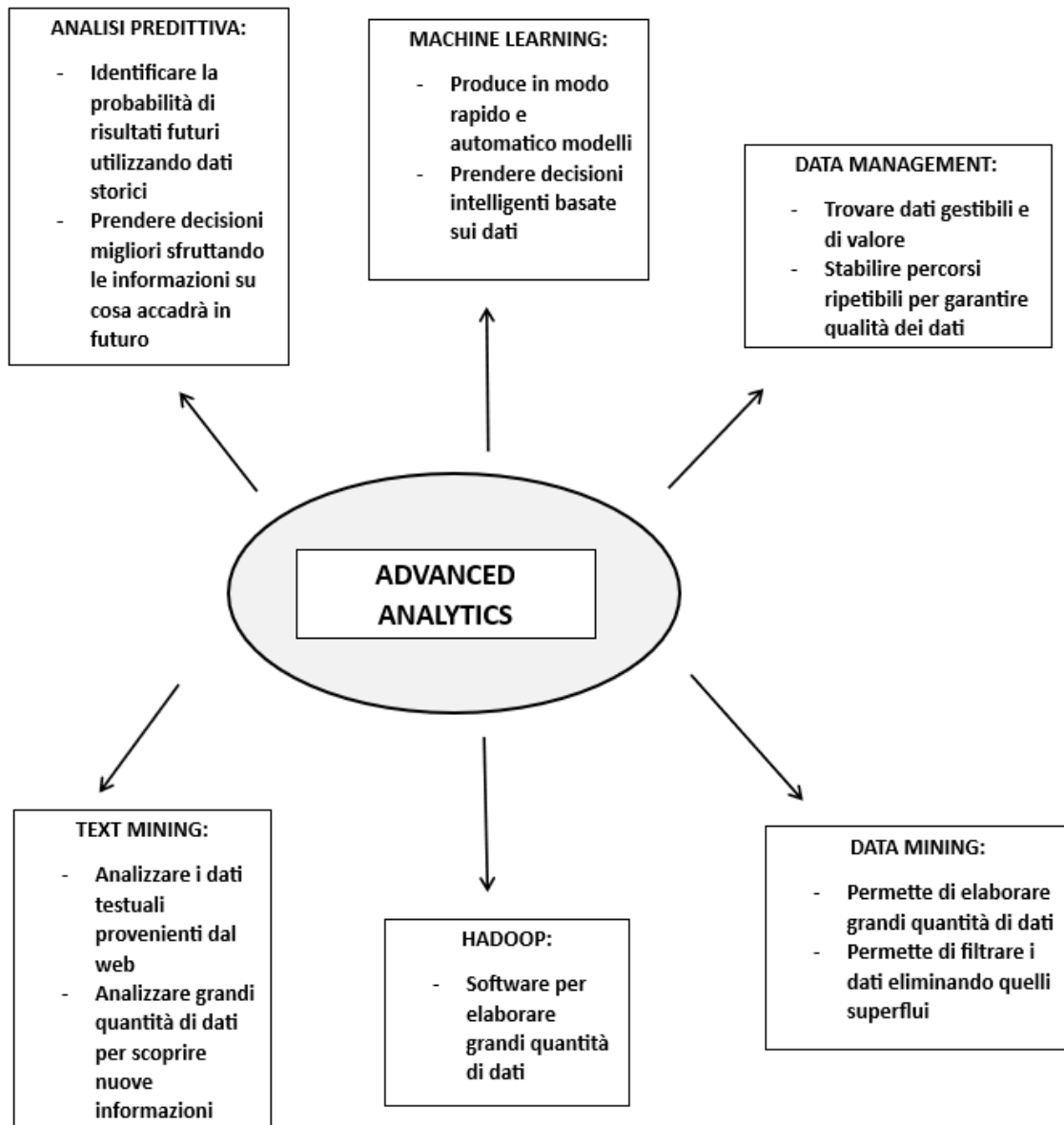


Figura 7 - Advanced Analytics. Nostra elaborazione.

## Vantaggi della Data Analytics

I big data producono un impatto molto consistente sulle aziende e sui loro processi decisionali. I big data, infatti, rappresentano un enorme potenziale per le aziende per quanto riguarda soprattutto la creazione di nuove attività, lo sviluppo di nuovi prodotti, servizi e nel miglioramento delle operazioni aziendali (Laken, 2019). L'analisi dei big data può:

- 1) creare vantaggi attraverso, ad esempio, risparmi sui costi;
- 2) migliorare il processo decisionale e la qualità di prodotti e servizi;

3) generare vantaggi in termini di personalizzazione del marketing, migliore definizione dei prezzi, riduzione dei costi operativi e miglioramento del servizio clienti.

I big data analytics, inoltre, sono fondamentali per le organizzazioni, in quanto offrono velocità ed efficienza, consentendo alle aziende di reagire tempestivamente ai problemi attraverso decisioni rapide e di cogliere le opportunità che si presentano (Lee, 2017).

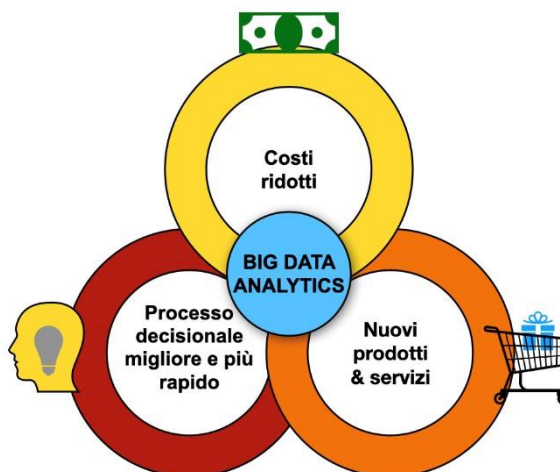


Figura 8 - Importanza dei Big Data Analytics. Nostra elaborazione da "[https://www.sas.com/it\\_it/insights/analytics/big-data-analytics.html](https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/big-data-analytics.html)"

Vediamo di seguito alcuni dei possibili vantaggi.

### ***Personalization marketing***

Analizzando e integrando i big data provenienti da fonti diverse, le aziende possono fornire ai propri clienti consigli personalizzati su prodotti/servizi ed altre offerte promozionali. Per esempio, le aziende *fintech innovative*<sup>19</sup> hanno iniziato ad utilizzare i dati dei social media per valutare il rischio di credito e le esigenze di finanziamento dei potenziali clienti o per fornire loro nuovi tipi di prodotti finanziari.

### ***Better pricing***

L'analisi dei big data raccolti dalle interazioni con i clienti consente alle aziende di stabilire prezzi adeguati e massimizzare i risultati. Sears utilizza i big data per stabilire i prezzi e offrire coupon personalizzati agli acquirenti più fedeli (Lee, 2017).

### ***Cost reduction***

I big data permettono di ridurre i costi operativi di molte aziende. Secondo Accenture (2016), le aziende che utilizzano l'analisi dei dati nelle loro operazioni sono in grado di reagire rapidamente ed efficacemente ai problemi della supply

<sup>19</sup> Sono aziende innovative, che offrendo servizi nuovi e mirati, svolgono un ruolo centrale nella digitalizzazione del mercato finanziario.



chain. L'analisi dei big data porta a migliori previsioni della domanda, monitoraggio in tempo reale durante le spedizioni e a una gestione della rete di distribuzione ottimizzata. Questo è reso possibile grazie allo sviluppo di nuove tecnologie per la gestione dei dati come il cloud, che consente di archiviare enormi quantità di dati senza gravare eccessivamente sui costi.

### ***Improved customer service***

L'analisi dei big data può integrare i dati provenienti da diversi canali di comunicazione (ad es. telefono, e-mail, messaggi istantanei) e supportare il personale del servizio clienti nella comprensione dei problemi dei clienti e nell'affrontare e risolvere rapidamente i problemi. L'analisi dei big data può essere utilizzata anche per analizzare le transazioni in tempo reale, rilevare attività fraudolente e informare tempestivamente i clienti di potenziali problemi.

### 3.2.5 Come si svilupperà la data analytics

L'analisi dei dati, inclusa quella dei big data, può aiutare le aziende nella loro crescita. Attraverso la trasformazione dei dati in informazioni possono trarre vantaggi come: decisioni più rapide ed efficienti, maggiore produttività e sviluppo di nuovi prodotti. Le aziende hanno la possibilità di scoprire modi sempre nuovi per trarre ulteriori benefici dalla data analytics come la presa di decisioni automatizzate e in tempo reale (Vicario e Coleman, A review of data science in business and industry and a future view, 2019).

Tuttavia, le aziende devono affrontare sfide nell'integrazione dei dati storici in nuove sorgenti di dati e devono connettere le sorgenti tradizionali a un *data warehouse*<sup>20</sup> in cloud. Per sfruttare le potenzialità della *Data Analytics*, infatti, le aziende avranno bisogno di una piattaforma capace di integrare i dati storici con nuovi dati e tutto questo sarà possibile solo tramite l'utilizzo del cloud che consente alle organizzazioni di gestire enormi quantità di dati senza impattare eccessivamente sui costi (Laken, 2019).

Per fare questo gli studiosi dovrebbero esplorare un'ampia gamma di prospettive teoriche al fine di comprendere la relazione tra l'analisi dei dati e le prestazioni aziendali in modo da facilitare l'integrazione. Tali relazioni si possono comprendere facendo riferimento alla catena del valore di Porter e soprattutto dando importanza all'allineamento dei big data alla cultura e al clima organizzativo (Lee, 2017).

Però l'analisi dei big data comporta dei problemi e delle preoccupazioni che dovranno essere affrontate se si vuole raggiungere il suo potenziale.

Molti big data contengono informazioni su clienti e altri tipi di utenti. Le persone sono preoccupate per come possono essere utilizzate le informazioni che le

---

<sup>20</sup> Un data warehouse è un sistema aziendale utilizzato per l'analisi e il reporting di dati strutturati e semi-strutturati provenienti da molteplici origini. Un data warehouse è adatto sia per analisi ad hoc sia per il reporting personalizzato ed è in grado di archiviare i dati attuali e storici in una posizione centralizzata ed è progettato per offrire una visione a lungo termine dei dati nel tempo.



riguardano; quindi, le aziende devono avere la capacità di garantire la sicurezza di queste informazioni (Si veda l'attuale dibattito in merito all'utilizzo di ChatGPT<sup>21</sup>).

Nonostante ciò, questa realtà dei big data in cui si trovano le aziende è vasta, complessa, globale e destinata a durare.

### 3.2.6 Bibliografia su Data analysis

Agrawal, D. (2014, Settembre 15). Analytics based decision making . Journal of Indian Business Research.

Ariane Whittemore, P. F. (2017). Leveraging Data Analytics as a Force Multiplier. The Journal of the American Society of Military Comptrollers.

Cao, L. (2017, Giungno). Data Science: A Comprehensive Overview. ACM Computing Surveys.

Chilton, J. (2023, Aprile 21). The New Risks ChatGPT Poses to Cybersecurity. Harvard Business Review.

Chun-Wei Tsai, C.-F. L.-C. (2015). Big data analytics: a survey. Journal of big data , p. 32.

Grazia Vicario, S. C. (2019, Agosto 28). A review of Data Science in business and industry and a future view. Applied Stochastic Models in Business and Industry.

Laken, S. B. (2019). History, Evolution and Future of Big Data and Analytics: A Bibliometric Analysis of Its Relationship to Performance in Organizations. British Journal of Management.

Lee, I. (2017). Big data: Dimensions, evolution, impacts, and challenges. Elsevier.

Maltby, D. (2011, Ottobre 9-13). Big Data Analytics.

Mollick, E. (2022, Dicembre 14). ChatGPT Is a Tipping Point for AI. Harvard Business Review.

---

<sup>21</sup> Rimandiamo alla lettura di un articolo della Harvard Business Review "The New Risks ChatGPT Poses to Cybersecurity" (Chilton, 2023)

## 3.3 Data driven management

### 3.3.1 Introduzione

Le imprese si trovano a dover affrontare la transizione digitale, che consiste in una rivisitazione dei processi utilizzando tecnologie digitali, con l'obiettivo di renderli più efficienti sia in qualità che in quantità.

Governare tale evoluzione tecnologica consiste nello sviluppare in autonomia modelli di business e approcci all'innovazione in grado di far fronte alle nuove esperienze in cui ogni impresa può trovarsi, sempre con l'obiettivo di ottimizzare e valorizzare i risultati da raggiungere, interfacciandosi con i vari contesti del sistema di appartenenza.

È questa l'ottica su cui si basano le aziende *Data driven*, ovvero le imprese che cercano di prendere decisioni in base ai dati e alle informazioni di cui dispongono e non in base a dinamiche soggettive o intuizioni personali dei manager dell'azienda (Gokalp et al., 2021).

In questo contesto il fulcro di tutto diviene la relazione specifica che c'è tra dati e decisioni.

Per essere realmente un'organizzazione *Data driven* è necessario affrontare vari step che consentono di poter adottare tale strategia all'interno di un'azienda, tra cui il primo e più importante step, consiste nello scegliere i giusti dati. Questo passaggio è fondamentale perché oggi è relativamente facile raccogliere enormi quantità di dati, grazie allo sviluppo dei sistemi informatici; tuttavia, per arrivare a corrette decisioni non è necessaria la quantità, ma la qualità di tali dati (Bean, 2021).

Sono molti i vantaggi di cui beneficia un'organizzazione guidata dai dati. È stato dimostrato, infatti, in vari settori che i manager che sfruttano le strategie *Data driven* ottengono risultati migliori (anche in termini di innovazione di prodotto e di processo oltre che riduzione costi) rispetto ai loro colleghi che ancora non lo fanno (Sheshandri Chatterjee, 2020), perché con questo approccio ai dati le aziende sono in grado di sfruttare l'elaborazione in tempo reale ed è maggiore il vantaggio di una strategia basata sulla tempestività (Fawcett, 2013).

Tuttavia, è importante ricordare che i dati non sono tutto. Sono molte le sfide che le aziende devono affrontare in questo contesto. In particolare, le aziende necessitano di tecniche e competenze che siano in grado di mettere i dati al loro servizio. I brand hanno bisogno di essere sostenuti nella definizione di una nuova cultura nelle organizzazioni aziendali, che consenta loro di ridisegnare ruoli e processi, sviluppando ed introducendo nuovi approcci e professionalità sulla gestione ed interpretazione dei dati, in modo da creare strategie creative e ad ampio raggio che consentano alle aziende di raggiungere i propri risultati (Jalona, 2020).

Le strategie *Data driven* possono avere conseguenze importanti per le organizzazioni. Le aziende, infatti, hanno compreso l'importanza e il potenziale dei dati intelligenti<sup>22</sup>. Le organizzazioni più mature hanno già sviluppato le competenze necessarie e stanno intraprendendo un nuovo percorso per cambiare i processi in ottica *Data driven*. Anche nelle piccole medie imprese sta crescendo l'interesse verso il tema e gli investimenti, seppur in uno scenario di complessivo ritardo dal punto di vista di sviluppo delle competenze (Fawcett, 2013).

### 3.3.2 Definizione di Data driven

La *Data driven company* è un'azienda guidata dai dati e che considera la gestione dei dati (*data management*)<sup>23</sup> un pilastro strategico del proprio business. Essere *Data driven* significa farsi guidare dai numeri, avere un approccio basato sui dati, per prendere decisioni informate, basate su fatti oggettivi e non su sensazioni personali. La tecnologia digitale in questo contesto è fondamentale (Fawcett, 2013).

Adottare l'approccio *Data driven* significa valorizzare il tesoro dei Big Data nelle imprese e utilizzare in modo efficace i dati nel processo decisionale. Nel marketing, per esempio, l'analisi dei dati dei clienti (*Customer Analytics*) permette alle attività di digital marketing di trainare la crescita dell'azienda, costruendo relazioni più significative e durature con i clienti (anticipando i loro gusti e comportamenti).

Più in profondità, essere guidati dai dati significa saper sfruttare la vasta mole di informazioni che si ha a disposizione, avvalendosi ad esempio, di strumenti di analisi avanzati, di soluzioni di intelligenza artificiale e di sistemi di *Data management*. L'obiettivo è prendere decisioni basate sulla raccolta e sull'analisi dei dati, automatizzare i processi aziendali e affinare le strategie di marketing.

«Le organizzazioni *Data driven* prendono ogni decisione strategica sulla base dell'interpretazione dei dati e dell'analisi utilizzando approcci della *Data Science*» (Gokalp et al., 2021).

Le organizzazioni utilizzano sempre più principi, algoritmi e metodologie della *Data Science* per sviluppare prodotti software nell'analisi dei dati. Per fare questo i *Data scientist* e i *Data Engineer* stanno diventando una figura fondamentale dei team di sviluppo software. Anche se le principali barriere da affrontare per il successo delle organizzazioni *Data driven* sembrano essere le sfide culturali, come la gestione del cambiamento e la formazione del personale (Gokalp et al., 2021).

Per fare in modo che la nostra organizzazione ottenga dei risultati è necessario «prendere decisioni corrette in misura maggiore di quelle sbagliate durante la

---

<sup>22</sup> I dati intelligenti sono la parte dei big data utili all'azienda, selezionati ed elaborati per rispondere su misura agli obiettivi strategici.

<sup>23</sup> Consiste nel raccogliere, conservare e utilizzare i dati in modo sicuro, efficiente ed economico, consentendo di prendere decisioni e azioni per massimizzare i vantaggi di una organizzazione.

vita aziendale» (Glazer, 2020). Questo oggi dovrebbe essere più semplice grazie agli strumenti tecnologici oggi disponibili (intelligenza artificiale, *internet of things*, etc.), ma, nonostante ciò, molte aziende non sfruttano tali strumenti basandosi ancora sull'intuito personale dei manager, è qui che deve intervenire il *Data driven Decision Making*.

Quando ci troviamo in un contesto in cui i dati forniscono l'esito della situazione è molto rischioso non basarsi su essi e nel lungo periodo questo genererà sicuramente costi maggiori per le aziende e minori risultati (Glazer, 2020).

Sfruttare i dati diviene quindi fondamentale, ma «c'è una grande differenza tra comprendere l'importanza dei dati e renderli una priorità per l'organizzazione», (Glazer, 2020). Le strategie *Data driven* si muovono proprio in questo secondo contesto assicurando all'azienda di raggiungere i migliori risultati.

### 3.3.3 Come adottare una strategia Data driven

La rivoluzione dei dati sta cambiando molti aspetti della società. Coloro che ottengono maggiori vantaggi sono le aziende che stanno sfruttando i benefici che scaturiscono dall'utilizzo dei dati e in particolare dalle strategie *Data driven Decision Making* (West, 2020). Tuttavia, per attuare queste strategie le aziende devono modificare le proprie strutture organizzative e i propri *mindset*, coltivando una cultura che miri in quella direzione.

In particolare, le organizzazioni devono compiere vari step prima di arrivare a fruire dei dati correttamente e con significativi vantaggi:

- 1) **“Scegliere i giusti dati”** (West, 2020); è molto facile oggi disporre di grandi quantità di dati grazie alla potenza di calcolo raggiunta dai computer. Per evitare di essere sopraffatte da tali enormi mole di dati, le organizzazioni devono predeterminare ciò di cui hanno davvero bisogno e quindi devono stabilire con precisione le domande a cui rispondere attraverso i dati. Una volta identificati i problemi, le organizzazioni dovrebbero catalogare i dati disponibili e determinare il processo di raccolta. La raccolta dei dati deve essere trattata come una qualsiasi decisione aziendale, soffermandosi sull'analisi costi-benefici, secondo la quale se i costi per estrarre ed analizzare i dati superano i benefici che ne derivano, devono essere ricercate fonti alternative (Gupta, 2021) (Bean, 2021).
- 2) **“Identificare i giusti strumenti”** (West, 2020); anche in questo contesto gli strumenti a disposizione delle organizzazioni sono numerosi, la difficoltà sta nell'identificare i “giusti” strumenti a seconda delle situazioni da affrontare e della maturità digitale dell'azienda. Le tecnologie che permettono l'integrazione, analisi e presentazione delle informazioni aziendali sono collettivamente riferite alla *Business Intelligence* (BI). I sistemi di *Business Intelligence* sono fondamentali nelle organizzazioni che vogliono essere guidate dai dati perché sono in grado di collezionare i

dati sia da fonti interne che esterne. Gli strumenti di BI sono molteplici e possono essere integrati tra loro in modo da rendere i dati più facilmente interpretabili e, quindi, in grado di fornire informazioni più precise. Le organizzazioni possono utilizzare i dati raccolti e analizzati attraverso le tecniche di BI (data mining, analisi statistica, etc.) per osservare in tempo reale ciò che sta accadendo internamente e per rendere l'organizzazione più flessibile, testando i vari scenari e analizzando le probabilità di successo di ognuno di essi (Bean, 2021) (Gupta, 2021).

- 3) **“Sviluppare esperienza nell'utilizzo dei dati”** (West, 2020); la componente umana è necessaria per analizzare i dati e fornire informazioni, ma non sempre le organizzazioni dispongono di personale esperto. In base alle caratteristiche dei dipendenti presenti in azienda si possono identificare quelli che, seguendo un'apposita formazione, possiedono le abilità per essere formati per lavorare con i dati (Bean, 2021).
- 4) **“Affrontare la decentralizzazione dei dati”** (West, 2020); quando le organizzazioni non sono integrate, cioè quando i dati risiedono in sistemi distinti, è necessario uno sforzo maggiore per la loro estrazione e analisi. Allo stesso tempo, però, integrare i sistemi di tutta l'organizzazione può essere un compito proibitivo in termini di costi; per questo le organizzazioni dovrebbero automatizzare i processi e trovare un modo per prendere una decisione che tenga conto di tutti i dati disponibili (Gupta, 2021).
- 5) **“Garantire integrità ai dati”** (West, 2020); per garantire una solida governance dei dati può essere utile identificare una persona deputata al controllo. Per questo si sta affermando nelle organizzazioni la figura del *Chief Data Officer* (CDO).
- 6) **“Creare una cultura aziendale basata sui dati”** (West, 2020); L'azienda stessa, attraverso i suoi vertici, deve incoraggiare la curiosità ed assumere le decisioni più critiche utilizzando i dati, dimostrando che l'infrastruttura decisionale basata sui dati sia essenziale (Waller, 2020).
- 7) **“Agire in tale direzione”** (West, 2020); molte organizzazioni non riescono ad agire sfruttando i propri dati. Il processo decisionale basato sui dati deve avere l'intento di guadagnare approfonditamente dai dati prendendo decisioni basate su questi e non tanto sulle mere intuizioni dei manager.

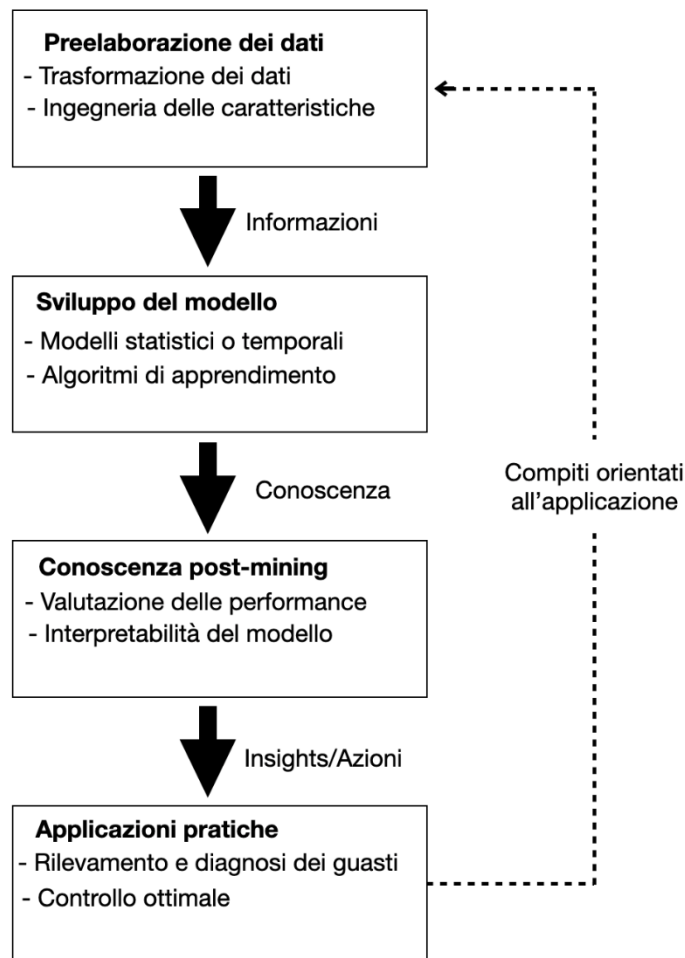


Figura 9 - Sviluppo strategia Data driven. Nostra elaborazione da fonte (Cheng Fan, 2020).

### 3.3.4 Come sviluppare una cultura Data driven

Enormi quantità di dati hanno il potenziale per garantire una fase di innovazione nelle aziende, sviluppando nuove idee basate su di essi. Le aziende negli ultimi dieci anni hanno accumulato dati utilizzando i moderni sistemi di *blockchain*, intelligenza artificiale, *internet of things* e *cloud computing*, investendo nello sviluppo di tali nuove tecnologie e in specialisti di settore, con la speranza di soddisfare meglio i clienti, di semplificare le operazioni e di chiarire la strategia aziendale. Nonostante ciò, molte aziende non sono state in grado di sviluppare una cultura *Data driven*, infatti, in questi casi è difficile che i dati siano la base per la presa di decisioni (Sheshandri Chatterjee, 2020).

I maggiori ostacoli per lo sviluppo di organizzazioni *Data driven* non sono di natura tecnica, infatti nell'ultimo decennio le aziende hanno investito costantemente in soluzioni di *Big Data management* e di Intelligenza Artificiale per diventare più *Data driven* (il 91,9% delle aziende riferiscono che il ritmo degli investimenti sta accelerando mentre il 62% riporta investimenti in Intelligenza Artificiale ed utilizzo dati superiori a 50 milioni) (Bean, 2021), ma sono prevalentemente di natura culturale (il 92,2% ritiene le sfide culturali il maggior

impedimento al successo di una strategia basata sui dati) (Bean, 2021). È infatti relativamente semplice descrivere come inserire i dati in un processo decisionale. Il compito difficile è rendere questo procedimento normale ed automatico per i dipendenti; questo è possibile attraverso il cambio di mentalità, non sempre facile da realizzare (Waller, 2020).

Le aziende devono considerare i dati come un patrimonio aziendale della loro organizzazione. I dati sono presenti in qualsiasi organizzazione e devono essere gestiti in ogni suo punto, dalla produzione al consumo. La trasformazione aziendale basata sui dati è un processo a lungo termine che richiede pazienza e ingenti sforzi da parte delle organizzazioni (Bean, 2021):

«Il digitale non può essere solo una squadra. Tutti nell'organizzazione devono sviluppare una mentalità digitale» (Jalona, 2020).

La cultura *Data driven*, infatti, si sviluppa ai livelli direttivi delle aziende e si propaga in tutta l'organizzazione; per far sì che questo accada ogni azienda dovrebbe nominare un *Digital Officer*<sup>24</sup> per ogni *Business Unit*. Sono infatti i top manager che ancorano le loro decisioni ai dati, perché l'importante è che ogni scelta sia provata e basata sull'evidenza. È quindi fondamentale in questo contesto, comunicare in che modo i dati stanno producendo vantaggi per i dipendenti e migliorando i progetti (Jalona, 2020).

I leader, inoltre, possono esercitare un potente effetto sui dipendenti, scegliendo cosa misurare e quali metriche i collaboratori devono utilizzare. Per metrica si intende la strategia da mettere in atto: se per esempio, l'azienda può trarre profitto anticipando le variazioni di prezzo dei concorrenti, la metrica che utilizzerà è «accuratezza predittiva nel tempo»<sup>[OBI][OBI]</sup>.

Passando al livello sottostante quello direzionale, molto spesso i *Data scientist* si trovano imprigionati all'interno dell'azienda, con il risultato che il legame con gli imprenditori è scarso. L'analisi non può sopravvivere o fornire valore se opera separatamente dal resto dell'azienda. La soluzione consiste, quindi, nel ridefinire i ruoli tra imprenditori e *Data scientist*, rendendo i confini tra le due mansioni meno rigidi (Waller, 2020).

Altra questione fondamentale per un'azienda che intende basare le sue decisioni sui dati è risolvere rapidamente i problemi di accesso ai dati di base. Le persone all'interno delle organizzazioni, nonostante la forte spinta a democratizzare l'accesso ai dati, si trovano costrette a lottare per ottenere anche i dati più basilari. Le migliori aziende utilizzano un semplice accorgimento per superare questo problema, garantiscono l'accesso universale solo a pochi blocchi di dati alla volta, in modo da garantire la velocità del processo (Waller, 2020).

Per sfruttare appieno i vantaggi derivanti dall'utilizzo dei dati è necessario quantificare anche l'incertezza e identificare i problemi aziendali, misurando solo ciò che è veramente importante per l'organizzazione. Per fare questo è necessario

<sup>24</sup> Il Chief Digital Officer è il responsabile delle procedure di informatizzazione dei processi interni, ovvero dell'introduzione di nuovi strumenti che possano migliorare la comunicazione e rendere più fluido il processo produttivo.

verificare l'affidabilità dei dati che l'organizzazione tratta e come attraverso tali dati si possano sviluppare modelli affidabili di presa di decisioni, tenendo conto anche delle dinamiche che nei dati non sono incorporate (Bean, 2021).

Per addestrare il personale nell'utilizzo di strumenti e concetti analitici, la formazione specializzata dovrebbe essere offerta *just in time*, consentendo ai dipendenti di sviluppare ed ampliare le proprie abilità nel momento stesso in cui risultano necessarie, in modo che la formazione non rimanga uno sterile insieme di procedure che al momento del bisogno rischiano di non essere apprese perché svolte troppo tempo prima. I dipendenti, inoltre, devono avere la possibilità di utilizzare i dati in autonomia in modo da apprendere nuove competenze e sviluppare nuovi metodi di lavoro (Waller, 2020) (Jalona, 2020).

Infine, i *Data scientist* molto spesso devono compiere scelte con diversi compromessi, poiché ai problemi analitici raramente c'è una soluzione univoca. Una buona idea è quella per cui i team dovrebbero spiegare come hanno affrontato il problema, quali alternative hanno considerato, cosa hanno capito di tale analisi e perché hanno scelto un determinato approccio, in modo che si offra all'interno dell'azienda una visione più profonda dei modelli risolutivi e di quali siano i motivi che ci spingono ad adottare determinati comportamenti, in modo da promuovere il cambiamento verso un'organizzazione *Data driven* attraverso l'esempio, l'introduzione di nuove abitudini e creando aspettative su cosa significhi effettivamente radicare le decisioni nei dati (Waller, 2020).

Possiamo concludere che sviluppare una cultura basata sui dati che consenta di aggiungere valore alla propria organizzazione significa: «Coinvolgere il personale in una mentalità *Data driven*, cioè comunicare come i dati possono essere utilizzati per aiutare i dipendenti ad avere successo<sup>[OBJ][OBJ]</sup>. Stabilire una mentalità basata sui dati è solo il primo step per un'organizzazione, che deve essere in grado di mantenerla affinché diventi parte integrante della cultura aziendale. Raggiunto questo obiettivo, la mentalità aziendale agirà come una forza proattiva in grado di generare cambiamento nell'organizzazione e in grado di comprendere quali siano i miglioramenti da apportare.

### 3.3.5 Vantaggi di un'azienda Data driven

Il *Data driven* è un processo decisionale basato sui dati, che utilizza i dati raccolti grazie alle tecnologie di elaborazione delle informazioni per sviluppare, ad esempio, strategie di vendita più efficaci, al fine di comprendere i bisogni dei customer, analizzare le loro esigenze ed offrire esperienze personalizzate (Almazmomi e Ilmudeen e Qaffas, 2021).

L'analisi dei dati viene utilizzata per perfezionare i processi aziendali, per identificare i migliori consumatori, selezionare il prezzo ideale, calcolare il miglior percorso della catena di approvvigionamento o scegliere la persona migliore da assumere (LaValle et al., 2011).



Pertanto, i big data e l'analisi aziendale hanno un impatto su quasi ogni aspetto del processo decisionale, dell'analisi strategica e delle previsioni delle organizzazioni (Almazmomi e Ilmudeen e Qaffas, 2021).

La capacità di analisi dei dati è importante per valutare le opportunità sul mercato e posizionarsi strategicamente, dato l'aumento esponenziale della competitività generata da mercati sempre più connessi e complessi. Può essere utile per analizzare le dinamiche e le tendenze del mercato; fare previsione sui mercati; elaborare informazioni strategiche; elaborare modelli di prezzi; elaborare benchmark di performance; validare modelli finanziari; identificare acquirenti e rivenditori; comprendere le tendenze e le opportunità locali; sviluppare la roadmap aziendale (Appelbaum et al., 2017).

Inoltre, fornisce preziose informazioni per ottimizzare i processi aziendali, per esplorare nuovi mercati, nuovi prodotti e nuovi clienti. La ricerca e i giusti dati possono fornire una migliore comprensione delle esperienze, delle aspettative, dei comportamenti, dei punti deboli e della motivazione dei clienti. I dati possono essere utilizzati per valutare le esigenze del cliente; segmentare, targettizzare e costruire la *customer journey*<sup>25</sup> (LaValle et al., 2011).

Per offrire valore strategico e vantaggio competitivo, le capacità di analisi aziendale dovrebbero essere preziose, rare e inimitabili e avere il supporto dell'organizzazione (Santiago Rivera e Shanks, 2015). L'analisi dei big data è aumentata enormemente nell'ultimo decennio e la sfida principale per l'azienda è capire come utilizzarla per creare valore aziendale e ottenere il vantaggio competitivo (Behl, 2020). In questo contesto, un approccio *Data driven* permette di sviluppare la *business roadmap*, valutare le esigenze dei clienti; creare input di dati per modelli, previsioni e ipotesi; qualificare la performance di crescita rispetto al mercato; acquisire tendenze specifiche del settore (Vidgen et al., 2017).

Infine, consente di rafforzare le strategie di *go-to-market*. I dati consentono di creare una strategia per definire i clienti ideali, posizionare il prodotto per il lancio. Alcune attività che un'azienda *Data driven* può mettere in atto per rafforzare il *go-to-market* sono: comprendere la *customer journey*, costruire o rafforzare la *Brand Awareness*<sup>26</sup>; generare domanda; creare materiale strategico a supporto delle vendite; validare la *roadmap* quando si entra in nuovi mercati; creare contenuti mirati per la campagna di marketing (Kumar e Chattarman, 2013) (Almazmomi e Ilmudeen e Qaffas, 2021).

### 3.3.6 Sviluppi futuri

Il vero potenziale della gestione dei servizi che si basano sui dati è ancora in gran parte inesplorato, e apre la strada per la ricerca futura, ma "presto l'economia dei dati diventerà semplicemente l'economia" (Howe, 2021).

<sup>25</sup> Customer Journey è il percorso che compie il cliente durante la relazione con un'azienda. (percorso d'acquisto)

<sup>26</sup> La notorietà di una marca indica il grado di conoscenza di una marca da parte del pubblico di riferimento.

Molte aziende basano già le loro decisioni aziendali sull'utilizzo dei dati. Nonostante ciò, mentre collegare tramite l'utilizzo dei dati la *supply chain* con cui interagisce l'organizzazione è un'impresa piuttosto facile, diventa molto più difficile utilizzare i dati dei clienti a causa della complessità delle normative in materia di privacy.

La pandemia ha amplificato l'urgenza di trattare anche i dati sui clienti e tante imprese si sono mosse in tale direzione generando risultati finanziari migliori e costruendo un vantaggio competitivo. La sfida è quindi quella di iniziare a utilizzare i dati senza compromettere la privacy e la sicurezza.

La maggior parte delle aziende raccoglie molti dati sui clienti ma anche sui processi interni che possono essere sfruttati per sviluppare approfondimenti e indagini. Per estrarre valore da tali dati, però, è necessario che essi siano facilmente accessibili. Grazie alle nuove tecnologie di archiviazione e di gestione dati, come il *cloud computing*, è possibile rendere i dati più accessibili senza che vengano trasferiti, risolvendo uno dei problemi più complessi, il rispetto delle restrizioni al trasferimento dei dati, come quello imposto dal Regolamento generale sulla protezione dei dati (Kumar e Chattarman, 2013).

In questo modo, imprese e clienti possono essere collegati attraverso i dati così da generare ulteriori approfondimenti senza sacrificare la riservatezza delle persone. Collegamenti che consentono alle aziende di attuare strategie mirate e quindi implementare i propri risultati.

I consumatori conducono vite complesse, ma sono sempre connessi tramite tv, smartphone, e-mail, si può dire siano onnipresenti per cui affinché i dati siano davvero utilizzabili devono essere omni-canale. Per questo le aziende dovranno creare infrastrutture per sfruttare i dati in più luoghi. Le aziende, in questo modo, saranno in grado di coinvolgere le persone "giuste" così da poter ottenere risultati migliori grazie all'accuratezza dei suoi approcci per raggiungere il pubblico (Almazzomi e Ilmudeen e Qaffas, 2021).

Allo stesso modo le aziende sono sempre più smart: sia i processi primari che quelli di supporto generano dati che rappresentano una miniera di informazione per la gestione delle organizzazioni. Soluzioni quali software quali ERP, CRM, MES e SCM – solo per citare fra quelle più diffuse – nascono per capitalizzare le informazioni prodotte all'interno dell'azienda e nella sua interazione con tutti gli stakeholder.

Nei prossimi anni le aziende continueranno ad investire in tecnologie e formazione per sviluppare organizzazioni maggiormente incentrate sui dati, focalizzando l'attenzione sulla cultura aziendale, motore chiave in questo sviluppo, sulla regolamentazione privacy e sicurezza dei dati.

### 3.3.7 Bibliografia sul Data driven

Anjala S. Krishen, M. P. (2019, Maggio 9). Data driven decision making: implementing analytics to transform academic culture . Springer Nature Limited .

Bean, R. (2021, Febbraio 5). Why is it so hard to become a Data driven company? Harvard Business Review.

Cheng Fan, D. Y. (2020, Settembre 3). Advanced data analytics for enhancing building performances: from Data driven to big Data driven approaches . Building thermal, Lighting, and Acoustics Modeling .

Fawcett, F. P. (2013, Marzo). Data Science and its relationship to big data and Data driven decision making. Data Science and Big Data .

Glazer, R. (2020, Febbraio 21). Are you using your data, or just collecting it? Harvard Business Review.

Gokalp, M. O., Kayabay, K., Gokalp, E., Kocyigit, A., & Eren, P. E. (2021, Marzo 4). Assessment of process capabilities in transition to a Data driven organisation: A multidisciplinary approach. IET soft.

Gupta, R. B. (2021, Giugno 15). Legacy Companies Need to Become More Data driven - Fast. Harvard Business Review .

Howe, S. (2021, Marzo 29). It's time to take control of your company's Data driven future. Harvard Business Review.

Jalona, S. S. (2020, Febbraio 28). Building a Data driven Culture from the ground up. Harvar Business Review.

Najah Almazmomi, A. I. (2021, Luglio 9). The impact of business analytics capability on Data driven culture and exploration: achieving a competitive advantage. An International Journal .

Redman, J. L. (2020, Marzo 3). Use Data to Accelerate Your Business Strategy. Harvard Business Review .

Sheshandri Chatterjee, R. C. (2020, Novembre 19). Does Data driven culture impact innovation and performance of a firm? An empirical examination. Springer Science+Business Media .

V. Kumar, V. C. (2013, Gennaio 30). Data driven services marketing in a connected world. Journal of Service Management .

Waller, D. (2020, Febbraio 06). 10 Steps to Creating a Data driven Culture. Harvard Business Review.

West, E. H. (2020, Aprile). Becoming a Data driven Decision Making Organization. CPA Journal.

## 04 LO STATO DELL'ARTE DELL'ADOZIONE DEL DATA DRIVEN MANAGEMENT<sup>27</sup>

### 4.1 Le lezioni apprese sul campo

In questo capitolo verranno esposti una serie di casi studio aziendali che sono vere e proprie testimonianze riguardo l'impatto reale o potenziale del *Data driven Management*. Vedremo come le aziende attraverso l'utilizzo di questo approccio abbiano trasformato i dati grezzi in conoscenza, abbracciando soluzioni avanzate di analisi dati e apprendimento automatico per guidare le proprie strategie e operazioni.

I casi studio presentati in questo capitolo rappresentano una varietà di contesti e sfide. Dal settore delle telecomunicazioni all'industria manifatturiera, passando per il mondo dell'agricoltura e della tecnologia, esploreremo le diverse applicazioni e i risultati ottenuti da queste aziende grazie al *Data driven Management*.

Attraverso l'analisi di questi casi studio, miriamo a fornire una panoramica completa dei benefici e delle sfide dell'adozione del *Data driven Management*, nonché a offrire preziose lezioni apprese dalle esperienze di queste aziende.

Verranno messi in evidenza i miglioramenti portati da tale approccio, tra cui una maggiore competitività, identificazioni di nuove opportunità di lavoro, migliore gestione del rischio e una crescita sostenibile, lasciando spazio anche ai limiti e gli ostacoli che le aziende si trovano ad affrontare a causa di una conoscenza non completa riguardo la cultura del dato. Bassa consapevolezza, scarsa informazione e infrastrutture obsolete risultano essere chiari ostacoli all'utilizzo dell'approccio *Data driven*.

Sebbene le aziende riconoscano l'importanza di introdurre sistemi all'avanguardia di monitoraggio dei processi e si stiano muovendo attraverso sovvenzioni e finanziamenti, se il management non comprende il vero valore dei dati un approccio *Data driven* non sarà possibile.

Ancora una volta le testimonianze dal mondo produttivo ci confermano l'importanza del fattore umano nel percorso di cambiamento connesso all'adozione del *Data driven management*.

---

<sup>27</sup> Autori: Matteo Bernazzi, Debora Donati, Pietro Cirone, Andrea Mastrorci, Davide Bianchi, Alessandra Ceraldo, Eleonora Salvadori, Diletta Centonze – QUINN

## 4.2 Caso 1 – Il punto privilegiato delle grandi aziende

### 4.2.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda presa in esame, appartenente al settore bancario, è una società facente parte di una *holding* multinazionale, che opera come erogatore di servizi finanziari.

Nel 2020, la *corporate* ha deciso di avviare un progetto di approvvigionamento strategico attuato tramite l'esternalizzazione dei processi di supporto condotti in tutte le sedi aziendali. L'azienda, sfruttando la sua presenza in numerose aree geografiche mondiali, ha avviato un programma di modernizzazione, digitalizzazione, ottimizzazione e standardizzazione dei processi di supporto aziendale quali, ad esempio la fatturazione e approvvigionamento, che sono stati oggetto dell'esternalizzazione.

### 4.2.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

Le decisioni prese a livello *country*, vengono prese su base dati solide. A valle del progetto di esternalizzazione, è stato promosso un progetto di razionalizzazione dei sistemi IT, con lo scopo della standardizzazione dei processi e dei sistemi informativi tra le *country* riducendo le customizzazioni e facilitando la raccolta e la condivisione dei dati su scala mondiale.

L'obiettivo della *corporate* è quindi la promozione dell'utilizzo di sistemi centralizzati dai quali poter estrarre gli stessi dati oggettivi per ogni paese.

Le aree aziendali appartenenti alla filiale coinvolta nel progetto, quali *sales*, *presales*, *order*, acquisti e *delivery* utilizzavano inizialmente il sistema *custom* per la gestione del flusso di immagazzinamento dei dati registrando ogni attività da loro compiuta ed ogni informazione utile per il team a valle dell'intero flusso di processo. Tuttavia, in questo modo non era possibile effettuare delle analisi comparate tra i differenti *country*. Allo scopo di avviare il monitoraggio delle prestazioni dei provider è stata richiesto l'incremento dell'utilizzo del sistema di gestione del *workflow* operativo presente all'interno dei *Salesforce* e l'uso di SAP come un unico strumento gestionale per l'immagazzinamento dei dati e informazioni aziendali. Nello specifico, il monitoraggio delle prestazioni di prova ha avuto le seguenti finalità:

- Cambiare le prestazioni di provider per intervenire in caso di scostamento delle prestazioni effettive rispetto a quelle attese;
- Quantificare benefici e criticità derivanti dalla gestione esternalizzata dei processi;

- Confrontare le prestazioni attuali con quelle precedenti all'esternalizzazione per prendere in considerazione il ritorno alla gestione in country di alcuni processi;
- Confrontare le prestazioni tra le varie countries per individuare aree di miglioramento o *best practice* da applicare.

Per perseguire le finalità richieste, è stato istituito un sistema di indicatori da misurare e tenere sotto controllo, analizzando i dati raccolti per mezzo dei sistemi IT. Fra questi, i principali indicatori analizzati sono stati:

- Tempo medio di completamento delle attività in autonomia;
- Numero di ordini cliente inseriti in un dato periodo di tempo;
- Produttività del fornitore = 
$$\frac{\text{ordini processati}}{\text{ordini entrati} + \text{backlog ordini accumulati}}$$
- Totale incassi in relazione agli ordini di un certo periodo.

Tali indicatori sono stati monitorati nel "*day by day*" per intervenire tempestivamente, aggiustando il tiro per anticipare il verificarsi di situazioni critiche, con fini di reportistica per l'eventuale riprogettazione dei processi e riassegnazione delle attività.

Ecco alcuni esempi di casi che si sono verificati a seguito del monitoraggio dati:

- 1) Incremento del *backlog* di ordini: tenendo sotto controllo la produttività del fornitore nel *day by day* è stato riscontrato un aumento vertiginoso del *backlog* di ordini da gestire;
- 2) Insufficiente autonomia del fornitore nel gestire i *task*: prendendo in esame le assegnazioni dei *task* a sistema è stato riscontrato in numerosi casi che questi venivano gestiti dal personale interno aziendale, invece che dai provider di servizi, come da accordi contrattuali;
- 3) Prestazioni insoddisfacenti: i dati raccolti a fini di reportistica hanno evidenziato un deterioramento delle prestazioni della filiale italiana se confrontati con la situazione precedente all'esternalizzazione dei processi, nonché con gli SLA concordati;
- 4) Confronto con le prestazioni delle altre country: l'utilizzo di una medesima base dati attraverso l'impiego di sistemi standardizzati ha abilitato il confronto tra le prestazioni dei provider di servizi nella altre *country* in cui questi operavano gestendo i medesimi processi, ma con risorse differenti.

### 4.2.3 Il ruolo delle tecnologie nella gestione dei processi aziendali

Per perseguire l'obiettivo prefissato dalla corporate seguendo un approccio basato sui dati si è reso necessario l'utilizzo di sistemi centralizzati a livello globale al fine di raccogliere i dati nello stesso modo in ogni paese, così da uniformare il valore in termini di significato del dato e consentire il più possibile la standardizzazione dei processi.

Ciò ha abilitato l'ottenimento di dati univoci e consistenti nei quali il rischio di duplicazione incoerenza tra gli stessi è molto basso.

#### 4.2.4 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

L'adozione di un approccio *Data driven* è stato un processo complesso molto articolato all'interno dell'azienda in oggetto. Il problema principale che si è riscontrato ha riguardato la dismissione del sistema *custom* che consentiva agli utenti interni alla filiale dell'azienda la possibilità di applicare qualsiasi tipo di logica.

La resistenza al cambiamento, in questo senso, è stata molto forte in quanto il sistema standardizzato costringeva a processi preconfigurati a sistema e non prevedeva la possibilità di campi note che aiutassero a gestire in modo strutturato le eccezioni che si verificano. Ciò ha determinato il secondo problema principale: la mancata *adoption* completa.

Per far fronte a queste problematiche è stato necessario richiedere specificamente agli utenti che inserissero manualmente i dati fondamentali in modo tale da ottenere i risultati richiesti. Il *Data entry* e la registrazione di dati/informazioni a sistema, infatti, consente di:

- dare all'utilizzatore a valle della propria attività le informazioni necessarie per proseguire con i propri *task*;
- condurre analisi a consuntivo che permettano di dare una vista oggettiva di quanto effettuato per determinare l'andamento delle attività;
- monitorare i *provider* e determinare le loro prestazioni in modo tale da verificare il mantenimento degli SLA concordati e agire qualora questi non siano rispettati.

In quest'ottica, un approccio *Data driven* è risultato fondamentale per la gestione del contratto secondo gli SLA definiti e ha consentito la possibilità di provvedimenti che difficilmente sarebbero stati dimostrabili senza l'utilizzo di una solida base dati.

## 4.3 Caso 2 – I Digital twin quali palestre virtuali per mettere alla prova le capacità di ottimizzazione

### 4.3.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda oggetto di questo caso è attiva nel settore dei servizi logistici relativi alla distribuzione delle merci per mercato *consumers* nazionale e internazionale.

All'interno dell'azienda, definita da qui in avanti il Cliente, vengono raccolti gli ordini di prodotti appartenenti a varie categorie merceologiche provenienti dai diversi punti vendita e trasformati in ordini per i fornitori.

Il progetto ha riguardato in particolar modo il reparto dedicato alla lavorazione dei prodotti deperibili.

### 4.3.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

Il segmento delle attività aziendali con cui ci siamo interfacciati in sede di progetto, a causa della deperibilità dei prodotti processati, è caratterizzato da processi che seguono una logica di tipo "pull" abbastanza estrema.

Il lavoro svolto all'interno del reparto è caratterizzato da una forte variabilità:

- stagionalità di alcuni prodotti;
- stagionalità di alcuni punti vendita;
- variabilità di tipo ciclico all'interno della settimana.

Questa variabilità, unita alla necessità di far sostare i prodotti all'interno del magazzino il minor tempo possibile, rende estremamente difficile l'adozione di un approccio *Data driven* "avanzato" nell'attività quotidiana di gestione degli ordini.

Il Cliente raccoglie quotidianamente una grande quantità di dati utilizzati per alcuni tipi di analisi: monitoraggio della attività quotidiane, composizione di massima della sala di preparazione merci, accoppiamento di tre punti vendita e conseguente associazione dei mezzi di trasporto per la consegna e l'utilizzo di un modello simulativo per lo studio di un nuovo layout in grado di ottimizzare le prestazioni del processo.

La prima analisi indicata sopra, di tipo descrittivo, avviene tramite l'utilizzo di appositi cruscotti e con un tale livello di dettaglio dei dati da consentire il monitoraggio minuto per minuto delle attività svolte dai singoli operatori all'interno del reparto.

Il secondo tipo di analisi, di tipo predittivo, sfrutta la conoscenza storica dei volumi degli ordini (per periodo e per giorno della settimana) per generare una prima composizione della sala in cui verranno lavorati i prodotti, con le quantità



di massima di unità di stoccaggio da posizionare a terra per ogni punto vendita che dovrà essere rifornito.

La terza analisi riguarda la programmazione delle consegne in un'ottica di ottimizzazione del numero di mezzi utilizzati e km percorsi senza perdere di vista i vincoli di orario.

L'ultimo punto riguarda invece quanto è stato eseguito in sede di progetto, con un'analisi di tipo prescrittivo. Attraverso la creazione di modelli simulativi è stata creata prima di tutto una riproduzione dei processi AS-IS all'interno del reparto per così poter andare a simulare scenari TO BE di ottimizzazione dei processi in forma digitale.

### 4.3.3 Il ruolo delle tecnologie nella gestione dei processi aziendali

Fino a pochi mesi fa le attività svolte all'interno del reparto erano interamente analogiche con pochi mezzi tecnologici utilizzati in modo limitato come supporto alle attività e come strumenti di raccolta dati, ad esempio lettori di codici a barre e palmari da utilizzare per lettura e inserimento di informazioni.

Si è visto che il Cliente, durante lo svolgimento delle sue attività, raccoglie una grande quantità di dati. Questa grande quantità di dati si è rivelata estremamente utile per ottenere quelli necessari alla creazione del modello simulativo digitale, pur trattandosi di dati spesso "sporchi", che hanno richiesto un certo grado di elaborazione per poter essere utilizzati, e in un caso definiti poco affidabili anche dallo stesso Cliente.

Nel caso specifico la creazione del gemello digitale è stata quindi possibile perché vi era predisposizione alla raccolta dei dati connaturata con la natura del servizio. Il passo chiave è stato quindi lavorare sulla qualità dei dati come elementi di input al modello.

### 4.3.4 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

Si sono riscontrate alcune problematiche relative all'adozione di una gestione maggiormente incentrata sull'analisi dei dati.

Innanzitutto, se si cerca un monitoraggio *end-to-end* dei prodotti dal momento in cui vengono ordinati dal negozio al momento in cui vengono caricati sui mezzi di trasporto per la spedizione risulta immediatamente evidente un certo scollamento.

Una seconda criticità riguarda il tracciamento delle unità di stoccaggio provenienti dal fornitore che entrano a magazzino: vengono infatti registrati e raccolti a sistema i diversi prodotti che compongono una consegna, ma manca una raccolta strutturata di informazioni sulla loro distribuzione in pallet.

Nel caso specifico è necessario focalizzare l'attenzione su quali siano i più grandi ostacoli ad una gestione maggiormente basata sull'analisi dati che derivano dalle caratteristiche del servizio erogato:

- le stagionalità di prodotti e carichi di lavoro;
- la variazione nel volume di ordini tra un giorno della settimana e l'altro;
- la deperibilità dei prodotti e la conseguente necessità di adottare una logica pull con tempistiche estremamente ridotte.

Come considerazione finale abbiamo la conferma della necessità di personalizzare sempre l'approccio al *Data driven management* alle caratteristiche dell'organizzazione, analizzando sia i processi di generazione che la qualità dei dati a disposizione.

## 4.4 Caso 3 – La cultura della misura come base del Data driven management

### 4.4.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda è operante nel settore del Fashion Leather Goods, in particolare produttore di pelletteria con propri brand e con brand della GDO. Il caso studio in questione riguarda un'area produttiva facente parte dell'azienda ma con dinamiche e peculiarità specifiche: il Laboratorio dove nascono i modelli. Tale area produttiva si articola in due reparti: taglio e preparazione.

Negli ultimi anni il Laboratorio ha visto una crescita di personale in concomitanza all'aumento di volume da produrre e di una maggiore complessità dei prodotti in lavorazione.

La tendenza di crescita rapida ha avuto un impatto sul Laboratorio stesso che si è trovato in difficoltà a gestire un nuovo assetto organizzativo, si sono verificati ritardi sulle consegne, ed è aumentato il numero di WIP. Per questo motivo l'azienda ha sentito la necessità di attivare un progetto che migliorasse le performance.

### 4.4.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

All'inizio si pensava che il problema principale fosse quello di non avere abbastanza capacità produttiva. Per analizzare le effettive cause che causavano ritardi nelle consegne e verificare l'effettiva esattezza dell'ipotesi con dati numerici, sono stati quindi progettati degli indicatori per misurare e tenere sotto controllo l'intero processo produttivo.

Dal cruscotto venivano estratti dei report settimanali sugli andamenti e diffusi ai vari livelli aziendali selezionando, in base all'interlocutore, gli indicatori più parlanti.

Dopo qualche mese di raccolta e analisi dati è stato possibile dimostrare come il problema dei ritardi e degli accumuli di WIP non fosse dovuto alla non sufficiente capacità produttiva ma all'organizzazione del lavoro nei reparti di Laboratorio.

L'analisi e successiva condivisione dei dati ha comportato l'orientamento dell'azienda verso una riorganizzazione del processo produttivo.

Tale scelta strategica è stata presa dal team manageriale dell'azienda e quindi implementata sul Laboratorio.

#### 4.4.3 Il ruolo delle tecnologie nella gestione dei processi aziendali

Nella realtà descritta oltre all'utilizzo di file Excel è presente una soluzione gestionale nata proprio per supportare le imprese della moda nei loro processi chiave.

Malgrado le potenzialità del sistema, ad oggi è utilizzato solo per controllare le giacenze a magazzino e l'intero reparto è gestito con file Excel che contengono l'elenco dei prodotti da produrre e i macro-avanzamenti.

Sebbene tutti i responsabili si dichiarino favorevoli all'introduzione di soluzioni tecnologiche più evolute come dispositivi lettori di codici a barre per il tracciamento dell'avanzamento della produzione, nel momento in cui sono stati chiamati a confrontarsi e utilizzare dati strutturati hanno dimostrato una certa resistenza

#### 4.4.4 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

Uno dei principali ostacoli incontrati è stato quello di trasmettere ai responsabili dell'area, l'importanza di prendere decisioni e intervenire sulla base dell'analisi dati.

Sebbene fosse riconosciuto il valore e l'oggettività del dato, anche dopo aver avuto dimostrazione di come la loro lettura aiutasse a interpretare correttamente la realtà produttiva, non sono riusciti ad assimilare e fare propria la nuova modalità di lavoro.

Inoltre, la "paura" della misura ha avuto un ruolo cruciale, in una realtà non abituata a confrontarsi con numeri. Il concetto di misurazione delle prestazioni, se non opportunamente accompagnato da informazioni e formazioni alle risorse coinvolte sullo scopo e l'utilizzo dei dati, ovvero se non basato su un percorso di *change management*, rischia di essere interpretato nell'accezione negativa di misurare ovvero di controllare le inefficienze dei singoli.

## 4.5 Caso 4 – A metà del guado

### 4.5.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda di cui parleremo in questo caso studio è nata circa vent'anni fa ed è attiva nel settore dell'elettronica. L'azienda si occupa sia di produzione di macchinari che di *service*. Negli ultimi anni, complice l'aumento di domanda di prodotto l'azienda ha visto raddoppiare il suo fatturato e aumentare il numero dei suoi dipendenti.

### 4.5.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

Per mantenere la competitività sul mercato l'azienda si è posta l'obiettivo di misurare e monitorare le prestazioni; i dati infatti vengono raccolti secondo diverse modalità in base alla tipologia di dato sotto esame: estrapolazione automatica delle macchine e dai CAD- CAE, segnalazioni raccolte dalle parti interessate interne o esterne attraverso moduli creati appositamente.

La selezione dei dati viene fatta con l'obiettivo di rappresentare le tematiche critiche per l'andamento aziendale che si possono clusterizzare in qualità del prodotto e gestione dei processi aziendali. Il dato più rilevante riguardo la qualità del prodotto è fornito dal tracciamento della non conformità e dei reclami riscontrati sia nel servizio che nella consegna dei macchinari. L'analisi viene accompagnata da report per la gestione dei rilievi.

Il secondo aspetto su cui soffermarci è dato dalla gestione dei processi. Nello specifico, vengono analizzati dati relativi ai seguenti ambiti: commerciale, design e testing, approvvigionamenti, gestione ambientale. L'azienda ha definito il flusso di analisi del dato per quello che prevede:

- Raccolta dei dati secondo le modalità tipiche del processo, effettuata in modo continuo dal processo *owner*;
- Elaborazione con strumenti informatici, effettuata in modo continuo con la partecipazione del responsabile;
- Stratificazione in tipologie e classi tipiche del processo, finalizzata alla reportistica, che viene redatta dai manager delle varie funzioni su base semestrale;
- Riesame del management in cui i report vengono confrontati con parametri standard aziendali e, se necessario, viene redatto un piano di azione funzionale alla riduzione dello scostamento tra performance effettive e performance obiettivo.

### 4.5.3 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

Le resistenze principali nei confronti del cambiamento possono essere ricondotte a una cultura del dato non completa, nello specifico possiamo individuare due macro-problematiche:

- Predisposizione alla gestione reattiva del dato: ciò significa che la gestione delle informazioni reperibili dall'analisi dei dati è spesso legata ad un evento, come una non conformità emessa dal cliente. Allo stato attuale la non completa implementazione dell'analisi predittiva non consente un'ottimizzazione dei processi ed una previsione delle possibili modalità di guasto;
- Assenza di un supervisore unico nella gestione dei dati: nel *middle management* aziendale non è presente un responsabile che si occupi in maniera esclusiva dell'implementazione di questo aspetto e della formazione agli operativi.

Dalla trattazione emerge quindi come l'azienda analizzata, pur avendo chiarito modalità e strumenti per la corretta gestione di un approccio *Data driven*, non abbia al momento adottato le procedure nella loro interezza.

Le cause di questo percorso a metà verso il *Data driven management* sono riconducibili all'oggettiva difficoltà di conciliare le attività quotidiane legate ad una produzione in continua crescita, con attività valutate come non prioritarie, che non danno risultati tangibili a breve termine in quanto finalizzate al miglioramento della gestione aziendale. Il passaggio ad una reale *Data driven management* deve infatti prevedere l'adozione di una strategia coerente con questo obiettivo che al momento è ancora in fase di maturazione.

## 4.6 Caso 5 – Dai fogli Excel all'integrazione degli applicativi

### 4.6.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda nasce come fornitore di semilavorati stampati, affronta una serie di cambiamenti e diventa fornitore strategico di componenti per società leader in diversi settori produttivi.

Oggi è una realtà specializzata nella lavorazione di materiali, revisione e riparazione di componenti.

Negli ultimi anni i volumi di produzione sono aumentati facendo emergere esigenze di spazi e di maggiore controllo sia negli avanzamenti di produzione e tracciabilità che di controllo dei costi di commessa. In particolare, viene segnalata la difficoltà di tenere sotto controllo i costi della produzione non prototipale con forti rischi di erosione dei margini fissati.

Per dare una risposta strutturata alle esigenze emerse, il *management*, ha ritenuto necessario avviare un processo di evoluzione organizzativa dell'azienda che consolidi gli importanti cambiamenti già avviati.

### 4.6.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

Per rispondere alle esigenze di cambiamento del mercato globale e per far fronte alle difficoltà emerse a causa della pandemia, l'azienda ha dovuto per forza di cose acquisire know-how e competenze gestionali per aumentare la competitività trasformandosi in Fabbrica Digitale e cambiare le modalità di lavoro.

Tutti i dati raccolti sono stati analizzati strutturando fogli di calcolo di appoggio per l'alimentazione di Indicatori di Performance definiti dal Management. Questo ha permesso di gettare le fondamenta per un approccio di *decision making* basato sui dati e non sull'intuito dei manager.

Perseguire l'approccio *Data driven* ha permesso di:

- attivare il processo di Controllo di Gestione;
- realizzare Dashboard di KPI per il Management;
- integrare l'App di raccolta dati in produzione e l'ERP aziendale.

### 4.6.3 Abilitazione all'approccio Data driven: il dettaglio della Dashboard

Il progetto ha previsto specifici step seguiti dall'azienda per l'implementazione della Dashboard:

- Scelta dei dati;

- Identificazione dei giusti strumenti;
- Esperienza nell'uso dei dati;
- Integrità del dato;
- Cultura aziendale basata sui dati;
- *Decision Making* basata sui dati.

#### 4.6.4 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

La resistenza al cambiamento è stata riscontrata su due diversi livelli aziendali: negli uffici e nell'officina.

Lato ufficio la barriera è stata abbattuta non appena è stato chiaro il valore aggiunto intrinsecamente presente nell'avere a disposizione con regolarità una sintesi a valore delle informazioni raccolte sul campo, analizzate e clusterizzate a necessità.

Lato officina è stato necessario più tempo per ingaggiare sull'obiettivo le risorse operative andando a spiegare come il loro contributo si inserisse in un disegno più ampio di controllo per il governo dell'azienda e non del loro singolo operato.

#### 4.6.5 Dal foglio Excel alla Dashboard

Per concludere, quindi, la Dashboard è stata realizzata per fornire all'azienda uno strumento per il governo dei processi, per avere numeri e dati affidabili come base per il *decision making* sia a livello di funzione con analisi di dettaglio sia a livello direzionale con analisi aggregate e strategiche.

L'implementazione di una dashboard ha permesso di strutturare un processo di *continuous improvement* che, partendo dalla rielaborazione dei dati, permetta di individuare derive dei processi e anomalie così da poter intervenire tempestivamente con azioni correttive e studiare azioni preventive in modo da evitare in futuro il ripetersi di tali eventi.



## 4.7 Caso 6 – Il cambiamento di proprietà quale driver d'innovazione nell'approccio ai dati

### 4.7.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda di cui parleremo in questo paragrafo è attiva nella produzione di prodotti alimentari di alta gamma.

Nasce per gemmazione dalla capacità imprenditoriale di un addetto che decide di mettersi in proprio e investire in nuovi macchinari, sfruttando le conoscenze acquisite con i prodotti per la grande distribuzione.

Si impone quindi come fornitore di prodotti di alta gamma. Viene messa sul mercato per motivi personali della proprietà e una quota sostanziale delle azioni viene acquisita da un fondo di investimento.

Il cambio di proprietà ha portato una ventata di novità nella società a cominciare dall'assunzione di figure chiave nell'organigramma aziendale.

### 4.7.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

Con l'arrivo del fondo di investimento, sono iniziate le richieste del board che, soprattutto dalle nuove figure introdotte, voleva ricevere informazioni sull'andamento della produzione, sul rispetto delle consegne ai fornitori, sugli scostamenti dai previsionali.

Le figure deputate a raccogliere i dati e a impaginarli per le presentazioni al fondo d'investimento erano persone presenti in amministrazione e che avevano dimestichezza sia col vecchio gestionale, sia con il nuovo. I dipendenti che facevano questa prima attività erano guidati (nella figura del direttore ad esempio) non mostrando particolari attenzioni in merito. Peraltro, non tutti i dipendenti amministrativi erano in grado di estrarre i dati nella forma più consona al loro utilizzo (si limitavano ad usare le funzioni relative alla loro mansione), e nemmeno chi era in grado di farlo ne vedeva la necessità, non sapendo interpretare le informazioni.

### 4.7.3 Il ruolo delle tecnologie nella gestione dei processi aziendali

Per far sì che si potessero utilizzare le potenzialità che il sistema dava, sono stati necessari lavori di miglioramento della rete aziendale. È stata fatta formazione al personale per l'utilizzo di dispositivi elettronici a lettura ottica, aiutati anche dall'introduzione di nuove aree di magazzino.

Una parte del progetto ha comportato la mappatura e codifica delle aree di magazzino utilizzate poi sul nuovo gestionale. Progetti che prevedevano il

collegamento delle macchine di stampaggio e delle linee di assemblaggio per il recupero dei dati in tempo reale non sono però stati mai attuati.

L'unico sistema di raccolta e analisi dei dati in produzione è stato fatto con moduli cartacei, trasferiti su dispositivi elettronici dai consulenti e infine analizzati sempre dal personale di consulenza (inoltre sono stati sfruttati anche sistemi di *Business Intelligence* del fornitore). Tutto ciò non ha mai suscitato interesse da parte del personale aziendale né alla loro comprensione né al loro utilizzo in maniera autonoma.

#### 4.7.4 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

Le problematiche maggiori derivano dal clima di chiusura maturato sotto la gestione tradizionale dove la linea aziendale è sempre stata quella di eseguire gli ordini senza produrre o sviluppare idee personali.

La nuova proprietà, nella fase iniziale, ha lasciato ampio margine ai soci di minoranza, che non avendo altro modo di lavorare, si sono dimostrati subito refrattari al cambiamento, arrivando ad ostacolare tutto ciò che gli impediva di operare nell'unico modo che conoscevano.

Le informazioni raccolte sono state analizzate e hanno permesso di ottenere indicazioni sulle inefficienze o sulla cattiva gestione delle attività, permettendo di attuare delle correzioni o dei miglioramenti che hanno generato cambiamenti produttivi in maniera rapida.

La risposta dell'azienda a queste novità ha generato due indicazioni dal personale: quella degli operativi che hanno apprezzato e seguito il metodo a volte andando anche oltre; quella di alcuni che, vedendo messo in discussione il loro operato, si sono dimostrati contrari e riluttanti al metodo. Anche di fronte all'evidenza dei numeri, il tempo dell'accettazione dell'evidenza è durato poco, si è tornati indietro nel giro di pochi giorni.

#### 4.7.5 Valutazioni finali

Nonostante le possibilità date dal nuovo sistema gestionale (operativo al 100% da gennaio 2022) e dai dispositivi di lettura ottica per la movimentazione dei prodotti nelle varie fasi di produzione, la gestione dei dati non viene sfruttata se non per analisi economiche da parte dell'amministrazione (in questo caso però con l'aiuto di una società esterna di consulenza).

Attuare un cambiamento in seno a realtà con strutture organizzative piramidali, richiede un enorme sforzo sia in termini di risorse sia in termini di tempo. Fondamentale resta l'eliminazione degli ostacoli derivanti dalla mancata comprensione e accettazione del valore del cambiamento da parte delle figure

chiave che vedono in questi interventi una messa in discussione della propria centralità.

## 4.8 Caso 7 – L'importanza dei dati nelle aziende make-to-order

### 4.8.1 Presentazione dell'Azienda

L'azienda opera da diversi anni attività di carpenteria, assemblaggio ed allestimento per *main contractor* nazionali e internazionali.

### 4.8.2 Grado di adozione di un approccio di gestione Data driven

All'inizio del progetto, come nella maggior parte delle aziende metalmeccaniche di piccole e media dimensione, il grado di adozione di un approccio *Data driven* risultava scarso o totalmente assente, senza nessuna policy o strategia aziendale definita né condivisa ancorché informalmente in tal senso.

Le competenze ed attività risultavano concentrate in una singola persona dell'area che palesava una preferenza per un approccio basato sull'esperienza, sull'intuizione e sul *problem solving* estemporaneo.

Non risultava presente alcun tool specifico per la registrazione ed utilizzo dei dati dei controlli di prodotto e processo, se non un utilizzo base di file Excel strutturati in fogli non correlati tra loro, utilizzati per lo più come registri.

### 4.8.3 Il ruolo delle tecnologie nella gestione dei processi aziendali

Il livello di utilizzo delle tecnologie in azienda si presentava fortemente differenziato in relazione alle diverse attività e funzioni. Il quadro sintetico appariva come segue:

- Elevato livello di tecnologie di produzione in reparto di saldatura automatica e di lavorazioni meccaniche a controllo numerico;
- Basso livello di tecnologie di produzione nei reparti di saldatura manuale, rifinitura, incollaggio e controllo qualità;
- Assente o quasi assente livello di tecnologie di informazione nel reparto qualità con registrazioni cartacee e parziale utilizzo dei fogli di calcolo.

### 4.8.4 Problemi, ostacoli, gap riscontrati (resistenza al cambiamento) nell'adozione di una gestione Data driven

I problemi riscontrati fanno riferimento ad attività di introduzione di una gestione *data-driven* all'interno della funzione Qualità, avviata con l'obiettivo di passare da un approccio totalmente non *data-driven* ad un livello base di "analisi descrittiva".

In assenza di una reale attività pregressa di analisi dei dati dei controlli qualità e generazione di reportistica si è rivelato complesso avere indicazioni dai referenti interni delle informazioni di sintesi richieste. L'identificazione degli strumenti da utilizzare si è rivelata forzosamente semplice.

La situazione presentava l'assenza di terminali e strumenti per l'inserimento dei dati, l'assenza di particolari strumenti di *Business Intelligence* e la mancanza di competenze nell'utilizzo di strumenti informatici, tranne Excel base per alcune persone.

In assenza di pregresse competenze nell'analisi di registrazioni dati ed estrapolazione di report sintetici si è reso necessario formare la persona individuata come responsabile Qualità all'utilizzo approfondito di registri Excel.

Questo è lo scenario tipico delle aziende che non hanno adottato policy di *Data driven management*, pur avendo, come capita spesso, *tool software* che però vengono implementati solamente per aspetti di gestione economica.

## 05 CASI STUDIO DI BEST PERFORMER<sup>28</sup>

### 5.1 Inquadramento

Il percorso di analisi dell'evoluzione del *Data driven Management* si completa con la presentazione di alcuni casi di imprese che hanno fatto di questo approccio un fattore di competitività e di leva nella propria evoluzione.

### 5.2 Il caso Safilo Group spa

#### 5.2.1 Presentazione dell'azienda<sup>29</sup>

La nostra è una lunga storia, iniziata in Veneto nel 1878 con la fondazione del primo stabilimento di produzione di occhiali e montature da vista.

Siamo oggi tra i più importanti player del mercato dell'occhialeria per design, produzione e distribuzione di occhiali da sole, montature da vista, caschi e maschere per lo sport ed occhiali sportivi.



Ricerca, sviluppo e design sono da sempre i nostri punti di forza. Forti della nostra tradizione e dei nostri valori che ci hanno resi unici, non abbiamo mai smesso di sperimentare nell'innovazione di stili, tecniche e competenze, senza mai perdere di vista gli elevati standard di qualità e l'eccellenza artigianale che ci contraddistinguono.

Le nostre collezioni *eyewear* sono il risultato di un *savoir-faire* di lunga tradizione, capace di interpretare la moda e anticipare le tendenze a livello globale. [...]

La passione per il nostro lavoro, la creatività innovativa, le competenze sviluppate e perfezionate nel corso degli anni ci hanno permesso di crescere e raggiungere risultati importanti, riuscendo sempre ad essere all'avanguardia in un settore in costante evoluzione.

Nel 1970 abbiamo brevettato la cerniera Elasta e lanciato il nuovo modello di occhiali da sole UFO. Nel 1996 abbiamo acquisito i prestigiosi marchi Smith e Carrera, e nel 2012 Polaroid Eyewear, leader nell'ottica e nella tecnologia delle lenti polarizzate. [...]

---

<sup>28</sup> Autori: Giacomo Petrini, Gianpiero Negri

<sup>29</sup> Fonte: <https://www.safilo.com/it>

Investiamo nel progresso tecnologico e nella trasformazione digitale, come dimostrano le ultime due importanti acquisizioni dei marchi Privé Revaux e Blenders Eyewear.

Nel 2020 abbiamo introdotto nelle nostre collezioni un nuovo materiale sostenibile di ultima generazione, l'ECONYL®. Attraverso scelte innovative come questa proiettiamo il nostro patrimonio di esperienze e competenze nel futuro.

## 5.2.2 L'intervista

La parola è quindi a Elena Todisco, *Corporate Communication Senior Manager* presso Safilo Group, per introdurci l'esperienza di questo brand storico del Made in Italy.

**Mi può parlare della Sua azienda? Di che cosa vi occupate? In quale ambito operate?**

Fondato nel 1934 in Veneto, il Gruppo Safilo è tra i più importanti player del mercato dell'*eyewear* per design, produzione e distribuzione di occhiali da sole, montature da vista, caschi, maschere e occhiali per l'outdoor.

Il Gruppo Safilo studia e realizza le proprie collezioni coniugando innovazione stilistica e tecnica industriale con qualità ed eccellenza artigianale.

Con una presenza globale capillare, il *business model* del Gruppo Safilo consente di presidiare l'intera filiera produttivo-distributiva: dalla ricerca e sviluppo, con prestigiosi design studio a Padova, Milano, New York, Hong Kong e Portland, alla produzione, con stabilimenti di proprietà e partner produttivi qualificati grazie ai quali il Gruppo è in grado di assicurare, per ogni prodotto, una perfetta vestibilità e i più alti standard qualitativi, fino alla distribuzione che, con filiali dirette in 40 Paesi e un network di oltre 50 partner in altri 70 Paesi, raggiunge circa 100.000 punti vendita selezionati in tutto il mondo tra ottici, optometristi, oftalmologi, catene di distribuzione, grandi magazzini, rivenditori specializzati, boutique, duty free e negozi sportivi.

Il tradizionale e consolidato modello wholesale è inoltre integrato da piattaforme di vendita *Direct-to-consumer* e *Internet Pure Player*, in linea con le strategie di sviluppo del Gruppo.

Il portafoglio marchi del Gruppo è composto da brand di proprietà – Carrera, Polaroid, Smith, Blenders, Privé Revaux e Seventh Street – e da marchi in licenza – Banana Republic, BOSS, Carolina Herrera, Chiara Ferragni, Dsquared2, Etro (dal 2024), Eyewear by David Beckham, Fossil, havaianas, HUGO, Isabel Marant, Jimmy Choo, Juicy Couture, Kate Spade New York, Levi's, Liz Claiborne, Love Moschino, Marc Jacobs, Missoni, M Missoni, Moschino, Pierre Cardin, PORTS, rag&bone, Tommy Hilfiger, Tommy Jeans e Under Armour.

**Come avete maturato la scelta di passare ad un sistema di gestione basato sui dati? Come siete arrivati alla configurazione attuale? È stato un unico passaggio oppure si è trattato di un “percorso a tappe”?**

La *digital transformation* comporta un cambiamento di leadership, un modo di pensare diverso, nuovi modelli di business e un maggiore utilizzo della tecnologia per migliorare l'esperienza di tutti gli stakeholder.

Digitalizzazione per noi significa quindi non solo adottare nuovi strumenti tecnologici, ma puntare verso l'innovazione strategica del nostro modello di business.

Se da una parte la tecnologia rappresenta uno dei pilastri della trasformazione digitale, Data e Analytics ne costituiscono l'architrave grazie alla loro imprescindibilità e pervasività. La vera sfida legata ai dati è connessa alla capacità di trasformarli in informazioni di valore per l'azienda a supporto di strategie e obiettivi di lungo periodo.

L'evoluzione di Safilo in *Data driven company* è già in atto grazie a implementazioni tecnologiche che consentono l'elaborazione dei Big Data e alla diffusione di una cultura del dato orientata a prendere decisioni informate ad ogni livello aziendale.

Per questo il digitale è uno dei principali driver di crescita del nostro Gruppo, intrapreso con il Group Business Plan 2020-2024 che ha lavorato allo sviluppo di piattaforme B2B e B2C sempre più smart, efficienti e *customer-oriented*.

Con il nuovo piano strategico 2023-2027, Safilo punta al futuro con un approccio innovativo, andando oltre le regole consolidate della *industry*, dando una nuova forma al nostro modello di business a 360 gradi.

L'obiettivo del Gruppo è di migliorare la sua *market position* rafforzando le relazioni con i suoi stakeholder e sviluppando un approccio totalmente digitale, dal cliente e dalle relazioni con i consumatori, fino ai processi business.

Safilo sta migliorando il proprio modello di business attraverso un passaggio sempre più deciso verso una strategia di trasformazione digitale, che supporterà e permetterà il raggiungimento di importanti miglioramenti delle attività *customer-centric* attraverso l'adozione di strumenti e pratiche innovativi e consentirà una crescita più significativa delle attività e-commerce *Direct-to-consumer*.

**Quanto è ampio oggi l'utilizzo del Digitale nel vostro contesto aziendale? È limitato principalmente ad un solo processo o si estende a livello trasversale? Gli obiettivi e le scelte operative sono ancora definiti in buona parte attraverso l'esperienza delle persone o i processi sono guidati dal sistema digitale, senza che vi sia possibilità di interventi o correzioni?**

La trasformazione digitale di Safilo si fonda su 5 pilastri principali:



- **Persone:** la trasformazione digitale passa prima di tutto dalle persone. Investiamo in training continui per creare professionisti specializzati sempre più preparati;
- *Design and concept development:* identifichiamo i trend in anticipo anche grazie all'uso avanzato della digitalizzazione nello sviluppo della collezione. Attraverso l'ottimizzazione delle *operations* Safilo punta a dare un *boost* al *time to market*;
- *Supply Chain:* la digitalizzazione dei processi di *core business*, sia dell'HQ che dei siti di produzione, è fondamentale per un'azienda come Safilo per diventare più smart, efficiente e, di conseguenza, più competitiva.
- **Customer Experience and Sales:** Safilo punta a rinnovare e rafforzare la sua relazione con gli ottici e aumentare il loro engagement. Nel 2020 abbiamo lanciato in Europa la piattaforma You&Safilo, Smile, EDI e pesa il 20% del totale business 30s;
- **Demand and Marketing:** abbiamo creato un canale D2C sempre più forte per aumentare le vendite dirette ai consumatori.

### **Quali vantaggi, e quali criticità, ha portato alla sua azienda la transizione Digitale?**

La transizione digitale ci permette di portare avanti il nostro percorso di crescita andando incontro alle esigenze e rispettando le aspettative del cliente e del consumatore finale.

I nostri nuovi canali business-to-business, come You&Safilo, o il nuovo sistema di CRM favoriscono una relazione con gli ottici sempre più digitale, quindi più semplice e veloce grazie ad un'organizzazione flessibile e snella. Per essere ancora più agili, abbiamo digitalizzato anche molti processi di business.

Inoltre, la transizione digitale ci ha permesso di velocizzare e rendere più efficienti molti processi in precedenza svolti dal personale, che abbiamo così potuto impiegare in attività differenti, meno meccaniche e in cui il fattore umano risulta essere determinante per raggiungere risultati eccellenti e assicurare performance di alto livello, in linea con i nostri standard elevati.

### **Ed ora? Quali sono i prossimi obiettivi del vostro percorso "Digitale"?**

Quanto fatto in questi anni non è poco, ma continueremo a investire nella trasformazione digitale per rendere sempre più efficienti i nostri processi e migliorare ancora le interazioni con tutti i nostri stakeholder, con l'obiettivo di offrire loro un'esperienza sempre migliore.

## 5.3 Il caso Fracarro Radioindustrie srl

### 5.3.1 Presentazione dell'azienda<sup>30</sup>



Fracarro è una delle più importanti realtà europee nel campo della ricezione e distribuzione dei segnali audio-video dati e della sicurezza

attiva.

La sede principale è in Italia, a Castelfranco Veneto, ma l'orizzonte è molto ampio: l'azienda opera in tutti e 5 i continenti attraverso le sue consociate commerciali e produttive o con distributori.

[...] Quando i fratelli Bruno e Giovanni Fraccaro iniziano a inventare i primi apparecchi interfono e radio, il mondo ancora non conosce la televisione: siamo negli anni '30 e la grande passione per la radiofrequenza li porta a realizzare il primo prototipo di televisore, riuscendo a ricevere i segnali trasmessi da Londra e Berlino.

Dal 1933 Fracarro Radioindustrie non si ferma mai, arrivando a conquistare l'appellativo di Signora delle Antenne negli anni '60, dopo aver venduto la milionesima antenna e conquistando l'80% del mercato italiano.

Negli ultimi anni del '900 Fracarro anticipa le sfide tecnologiche diventando un punto di riferimento per la realizzazione degli impianti TV SAT e DATI con tecnologia in fibra ottica; dai grandi sistemi corporate agli edifici istituzionali, le soluzioni Fracarro sono sinonimo di avanguardia tecnologica.

Il reparto Ricerca e Sviluppo viene riconosciuto come punto di riferimento per i maggiori comitati di standardizzazione internazionale.

Oggi Fracarro è in grado di sviluppare le soluzioni più adeguate alla realizzazione di reti IP con infrastruttura GPON, integrando tutti i segnali digitali su fibra ottica.

Oltre al servizio Triple Play (telefonia, browsing e video), utilizzando nuove lunghezze d'onda, Fracarro unisce il mondo della televisione digitale a quello delle reti, per servire gli edifici del futuro.

### 5.3.2 L'intervista

Sentiamo dalla voce diretta dell'azienda, nel dettaglio di Emanuele Squizzato in qualità di Product manager, la relazione che l'azienda ha sviluppato con i dati.

**Mi può parlare della Sua azienda? Di che cosa vi occupate? In quale ambito operate?**

---

<sup>30</sup> Fonte: <https://fracarro.com/>

Fracarro dal 1933 progetta e produce soluzioni per la ricezione e la distribuzione dei segnali audio-video dati in impianti singoli, condominiali e hospitality, utilizzando la tecnologia coassiale, IP e fibra ottica. Si occupa anche di sistemi di Sicurezza attiva, con soluzioni antintrusione.

L'impegno, da sempre, è quello di garantire prodotti di alto livello qualitativo, con particolare attenzione a tutta una serie di servizi studiati appositamente per gli operatori del settore.

**Come avete maturato la scelta di passare ad un sistema di gestione basato sui dati? Come siete arrivati alla configurazione attuale? È stato un unico passaggio oppure si è trattato di un "percorso a tappe"?**

Con un catalogo di oltre mille prodotti, Fracarro da sempre ha gestito una mole importante di dati; dal 2001, con l'implementazione del gestionale SAP, tutti i dati per la realizzazione e la gestione dei prodotti sono stati correttamente trattati e archiviati.

Unitamente al gestionale, Fracarro si è dotata di un PIM [Product Information Management] nel quale vengono raccolte tutte le specifiche sia tecniche sia di vendita dell'intera gamma. Il PIM oggi viene utilizzato per la realizzazione dei datasheet di prodotto, della pagina WEB e per l'integrazione sulle piattaforme di vendita METEL, ETIM e FABDIS.

**Quanto è ampio oggi l'utilizzo del Digitale nel vostro contesto aziendale? È limitato principalmente ad un solo processo o si estende a livello trasversale? Gli obiettivi e le scelte operative sono ancora definite in buona parte attraverso l'esperienza delle persone o i processi sono guidati dal sistema digitale, senza che vi sia possibilità di interventi o correzioni?**

L'utilizzo del Digitale in azienda è molto ampio, tutti i processi sono digitalizzati e quelli più importanti monitorati con costanza, senza tuttavia trascurare la componente umana e di esperienza che spesso fornisce nuovi spunti di miglioramento.

Fin dal 2008 Fracarro ha adottato i Servizi Google Workspace e ancora oggi tutti i processi aziendali vengono condivisi trasversalmente con le diverse sedi. Ma non solo. Nel 2015 l'azienda, tra le prime in Italia, ha trasferito sul Cloud Google il gestionale SAP [Google Compute Engine], diventando un [caso di studio](#).

I processi interni come anche quelli rivolti verso l'esterno vengono gestiti, aggiornati e monitorati secondo le logiche della Norma ISO 9001:2015 a maggior garanzia del raggiungimento degli obiettivi.

**Quali vantaggi, e quali criticità, ha portato alla sua azienda la transizione Digitale?**

La transizione al digitale ha portato enormi vantaggi, primo fra tutti un data base unico e omnicomprensivo di tutti i dati, sia di prodotto che di produzione. La strutturazione del data base con accesso multiplo e dinamico ha consentito un

enorme miglioramento nella gestione dei dati e i TAG hanno facilitato l'assegnazione delle attività di manutenzione e mantenimento dello stesso.

**Ed ora? Quali sono i prossimi obiettivi del vostro percorso "Digitale"?**

Per Fracarro il termine Qualità significa applicazione costante del concetto di "miglioramento continuo". Questo impegno è stato sancito nella Politica della Qualità Fracarro, un documento diffuso a tutti i livelli aziendali e condiviso con i collaboratori. Il percorso Digitale è pertanto un obiettivo in continua evoluzione, che potrà avere in un prossimo futuro interessanti sviluppi anche rispetto ai progetti realizzati dai nostri clienti, in termini di servizi di monitoraggio, gestione delle commesse, assistenza.

## 06 DATA DRIVEN MARKETING<sup>31</sup>

### 6.1 Introduzione

L'epoca attuale è caratterizzata da una straordinaria abbondanza di dati e dai rapidi progressi della tecnologia, soprattutto in ambito digitale. Le conseguenze per la disciplina del marketing sono state rivoluzionarie. Infatti, i Big Data (in seguito BD) e, in generale, le tecnologie che consentono alle aziende di rilevare grandi quantità e varietà di dati, appartenenti alla vasta famiglia delle tecnologie digitali esercitano una pressione sempre più rilevante nei processi di marketing (Trabucchi & Buganza, 2019). In particolare, tra i marketing manager e gli studiosi è sempre più diffusa la convinzione che oggi sia assai più rischioso rispetto al passato effettuare scelte e prendere decisioni senza un preliminare confronto con i dati del mercato, soprattutto se si tratta di scelte e decisioni da cui dipende la competitività a lungo termine dell'azienda. Tuttavia, per quanto è noto all'Autore, sono disponibili poche indicazioni su come e che cosa un'azienda debba cambiare per beneficiare della riduzione dei rischi e dell'incertezza conseguente alla maggiore disponibilità di dati determinata dalla capillare diffusione delle tecnologie digitali.

I dati, per ridurre l'aleatorietà insita in ogni processo decisionale devono essere: rilevati in tempo reale, facilmente analizzabili, pertinenti e affidabili. In pratica, le aziende sono tenute ad assumere l'orientamento ai dati, intendendo con tale espressione una cultura di business che promuove la sistematica raccolta, elaborazione e interpretazione di dati online e offline, sia interni che esterni all'impresa, con l'obiettivo di fondare su di essi le decisioni e le scelte di marketing, per progettare, realizzare, comunicare e distribuire ai clienti diretti e indiretti e, in generale, agli stakeholder presenti sul mercato prodotti e servizi di valore, reciprocamente vantaggiosi.

In effetti, sembra che l'implementazione dell'orientamento ai dati possa nascere più da un approccio "impara mentre fai" (*learn-as-we-go approach*) che da un processo strutturato e formalizzato (Arthur, 2013). La carenza di informazioni e conoscenze su come guidare le aziende lungo il percorso per assumere l'orientamento ai dati e diventare autenticamente *Data driven* è avvertita soprattutto all'interno delle direzioni marketing dove, negli ultimi anni è aumentata la pressione per rendere «... *Data driven analytics central to marketing decision-making*» (Provost & Fawcett, 2013).

Il presente contributo, di natura esplorativa, affronta tale lacuna attraverso l'approfondimento di tre aspetti. In primo luogo, il significato in ambito marketing del concetto di orientamento ai dati e quali capacità e competenze sono necessarie alle aziende per assumere tale orientamento. La seconda questione è diretta a identificare le sfide poste dall'implementazione

---

<sup>31</sup> Autore: Alessandro Gandolfo

dell'orientamento ai dati. Infine, il terzo aspetto considerato riguarda i fattori organizzativi che influenzano le fasi attraverso le quali le direzioni marketing delle aziende possono assumere l'orientamento ai dati e diventare aziende autenticamente *Data driven*.

## 6.2 I dati e la loro rilevanza

I dati sono informazioni disponibili in uno specifico formato che riflettono i comportamenti dei consumatori e dei concorrenti. Essi suscitando curiosità e interesse, favoriscono lo sviluppo di opinioni ed insights (Erevelles et al., 2016) e permettono di monitorare l'evoluzione dei mercati. Grazie ai dati le aziende sono in grado di assumere un autentico approccio *customer-centric* il quale prevede la costruzione e il mantenimento di relazioni durature e reciprocamente vantaggiose con i consumatori (Braverman, 2015). I dati, dunque, se raccolti, elaborati e interpretati correttamente, attribuiscono alle aziende un fondamentale vantaggio competitivo (Galbraith, 1973).

A partire dagli anni 2000 la rapida penetrazione di Internet, la proliferazione degli smartphone e il crescente utilizzo delle piattaforme di social media e, in generale, la diffusione delle tecnologie digitali ha determinato un incremento esponenziale della disponibilità di dati (Trabucchi & Buganza, 2019) che ha cambiato radicalmente il modo di operare della funzione marketing. Molte aziende oggi generano e dispongono di quantità di dati superiori a quelle che sono in grado di utilizzare o di saper utilizzare (Fayyad et al., 1996). I dati sono diventati non solo abbondanti, ma man mano che l'archiviazione dei dati è diventata sempre più digitale, anche facili da archiviare e questo ha incoraggiato la ricerca di strategie e di metodi per estrarre il valore incorporato nelle grandi masse di dati disponibili per migliorare l'efficienza dei processi aziendali.

## 6.3 Dati, scelte e decisioni aziendali

Il processo decisionale è una componente vitale della gestione d'impresa. Le decisioni, infatti, condizionano numerosi aspetti della gestione di un'azienda, dal ritorno sugli investimenti alle politiche di branding. Non sorprende, quindi, che l'incapacità di prendere decisioni sia una delle cause principali per cui le aziende falliscono e che tra gli indicatori di insuccesso la carenza di capacità decisionale sia considerata più grave della mancanza di conoscenze specifiche o di know-how tecnico (Grandhi et al., 2021). Tuttavia, le decisioni aziendali spesso sono soggette ad errori indotti da pregiudizi basati su opinioni personali, esperienze pregresse e percezioni errate dei decisori oppure da limiti legati al funzionamento stesso dell'azienda, quali: la conflittualità tra le strutture organizzative e la scarsa

chiarezza delle regole e delle procedure interne (Belwal & Belwal, 2014). Per superare tali ostacoli, è necessario legare le decisioni ai dati poiché decisioni fondate sui dati sono considerate intrinsecamente più razionali, sicure ed efficaci (Gupta et al., 2020).

## 6.4 Il Data driven marketing

Il Data driven marketing o marketing basato sui dati (in seguito DDM) è nato negli anni '50 per rendere le attività di marketing più efficaci ed affidabili attraverso l'impiego di strumenti quantitativi (Sheth & Kellstadt, 2021). Questo nuovo approccio ha segnato il passaggio dal marketing inteso come disciplina prevalentemente descrittiva, a scienza predittiva (Sheth, 2021). In seguito a tale svolta, gli studiosi di marketing hanno sviluppato modelli analitici via via più elaborati per ottimizzare i percorsi di vendita, l'allocazione dei budget pubblicitari, l'ubicazione dei magazzini e dei punti vendita. Anche le decisioni relative alla gestione dei prezzi e delle meccaniche promozionali hanno iniziato ad essere prese facendo affidamento su euristiche basate su dati ed esperimenti (Hafezieh et al., 2023).

La diffusione di software utilizzabili anche da operatori privi di approfondite conoscenze informatiche e la possibilità di accedere a spazi a basso costo per l'archiviazione e la memorizzazione dei dati, hanno reso l'approccio quantitativo al marketing più semplice, veloce ed economico. In poco tempo, la democratizzazione dell'analisi dei dati resa possibile dalla diffusa informatizzazione, ha stimolato la diffusione degli strumenti di *marketing analytics* per la ricerca di legami, relazioni causali e modelli "nascosti" all'interno delle masse di dati archiviati (Erevelles et al., 2016). Molte aziende hanno aumentato la pressione sui dipartimenti di marketing affinché venissero ulteriormente sviluppate le capacità di raccolta, elaborazione e interpretazione delle informazioni provenienti dal mercato, non grazie a ricerche di mercato condotte una tantum, ma in seguito al continuo e sistematico monitoraggio delle attività della clientela, incluse le transazioni, la navigazione web e l'attività sui social media (Erevelles et al., 2016).

Il *Data driven Marketing* (DDM) consiste, dunque, nel processo di raccolta, analisi ed interpretazione di dati (online e offline), che consente ai manager di marketing di interpretare i comportamenti di acquisto e di consumo del pubblico e sviluppare strategie di comunicazione personalizzate per raggiungere e sviluppare relazioni con i prescelti target di mercato (Elias, 2022). I dati svolgono un ruolo fondamentale nel rendere evidenti le esigenze dei consumatori e gli elementi che caratterizzano il funzionamento dei loro processi decisionali. Più precisamente, le tecniche di DDM consistono nell'analisi dei dati, rilevati sia all'interno che all'esterno dell'azienda, e sulla loro integrazione ed interpretazione, al fine di supportare i processi di marketing quali: lo sviluppo di

prodotti e servizi, l'acquisizione di nuovi clienti e la fidelizzazione dei clienti attuali. L'approccio DDM determina l'eliminazione o la riduzione dei costi e l'aumento della produttività e dell'efficienza dell'azienda (Grandhi et al., 2021).

Oggi le aziende utilizzano i dati per mettere a punto strategie finalizzate non solo a rilevare, ma soprattutto ad anticipare le esigenze dei clienti. Perciò gli studiosi e i manager di marketing concordano sull'importanza assunta dalla tecnologia nella costruzione di modelli predittivi che supportano le organizzazioni nella realizzazione di processi focalizzati sui clienti (*customer-centric processes*).

Recentemente sono state condotte numerose ricerche presso multinazionali intervistando professionisti di marketing ed esperti in comunicazione allo scopo di capire l'importanza del DDM. Tali ricerche hanno messo in evidenza che il DDM oggi rappresenta una componente sempre più importante della strategia di marketing (Braverman, 2015).

Gli strumenti analitici del DDM, infatti, aiutano a comprendere non solo i modelli di acquisto correnti dei consumatori, ma anche di anticipare quelli futuri. Gli insights derivati da tali analisi sono utilizzati per indirizzare ed ottimizzare il processo decisionale relativo alla definizione delle strategie di marketing. Le tecniche di data, text e web mining rendono possibili analisi molto approfondite ed estremamente utili per il raggiungimento degli obiettivi aziendali.

I social media hanno contribuito a sviluppare la nuova dimensione digitale del marketing che non solo ha ridotto i costi di implementazione delle strategie, ma le ha rese più efficaci rispetto a quelle tipiche del marketing tradizionale (Grandhi et al., 2021). Tuttavia, essi comportano anche nuove sfide derivanti dal caos generato dalla straordinaria abbondanza e varietà di informazioni. Differenti formati di dati, provenienti da fonti diverse necessitano di essere organizzati in database, elaborati e interpretati. I manager di marketing potrebbero incorrere in una sorta di "effetto alone" indotto dall'eccesso di dati e porterebbe, ad esempio, a non essere in grado di distinguere tra consumatori potenziali e clientela attuale.

Un'ulteriore criticità insita nel DDM consiste nella difficoltà di individuare le metriche più adatte ad effettuare il monitoraggio dei dati necessari per la presa delle decisioni. Inoltre, sebbene i progressi tecnologici abbiano ridotto drasticamente i costi di archiviazione dei dati, le masse di dati archiviate hanno fatto sorgere l'esigenza di vigilare e di difendersi dalle minacce alla sicurezza dei dati, poiché, la protezione dei loro dati è diventata una questione di primaria importanza per non perdere la fiducia dei consumatori.

Per operare con successo su mercati che mutano velocemente come quelli attuali, gli operatori di marketing devono saper utilizzare gli strumenti propri dei media digitali come, ad esempio, la pubblicità online attraverso i social media ed essere in grado di estrarre informazioni sul comportamento e le abitudini di acquisto dei consumatori anche attraverso i dispositivi mobili (Arthur, 2013; Gao et al., 2013). La realizzazione di un DDM efficace richiede alle aziende di investire su professionisti e team multidisciplinari di esperti di marketing dotati di adeguate



conoscenze nell'ambito della pubblicità digitale e dei nuovi approcci di marketing come il *real time marketing* (Santos et al., 2022).

Con il progresso della tecnologia, in futuro i responsabili delle attività di marketing (*Chief Marketing Officer* (CMO) o *Global Marketing Officer* o *Marketing Director*) dovranno dotarsi di nuove competenze e skills professionali. In particolare, dovranno collaborare con l'IT e gli altri dipartimenti per utilizzare in modo efficace i big data. La rivoluzione digitale ha dato origine alla nuova posizione di *Chief Marketing Technologist* (CMT) che in seguito alla crescente convergenza tra IT e marketing, in molte grandi aziende sostituiscono progressivamente i CMO.

Grazie al DDM, le aziende possono focalizzarsi con maggiore efficacia sui clienti e rafforzare il coinvolgimento relativo alla partecipazione alle attività di marketing. In un sondaggio condotto su un campione di professionisti attivi nelle direzioni marketing e comunicazione, la maggior parte degli intervistati ha convenuto che il DDM migliora sensibilmente le capacità di acquisizione e di fidelizzazione dei clienti e il ritorno sugli investimenti di marketing grazie allo sviluppo con la clientela di esperienze più personalizzate, basate sulla conoscenza di parametri quali: reddito, età, genere, residenza e storico degli acquisti pregressi.

## 6.5 L'approccio Data driven

L'approccio basato sui dati (*Data driven approach*) consiste nell'esplorazione dei dati allo scopo di estrarre insights (quali, ad esempio, modelli e pattern) attraverso l'applicazione di tecniche analitiche e modalità di ragionamento formalizzate (Kitchin, 2014; Maass et al., 2018).

L'espressione *marketing big data analytics* (BDA) si riferisce alle applicazioni informatiche e alle tecniche statistiche con cui gli esperti di marketing analizzano grandi quantità di dati per trarre inferenze su clienti e concorrenti (Buhalis & Volchek, 2021). Per un'azienda, diventare "*Data driven*" significa migliorare la capacità di conoscere l'origine dei propri costi, di stimare correttamente il potenziale di vendita e identificare tempestivamente le opportunità e le minacce presenti sul mercato (Johnson et al., 2021). I manager che operano in aziende "*Data driven*" affrontano due importanti sfide: i) la selezione e l'organizzazione degli strumenti di analisi dei dati di cui avvalersi; ii) l'integrazione di dati di differente natura (qualitativi e quantitativi) e provenienti da fonti diverse (online e offline) con i processi interni di presa delle decisioni strategiche (Zahay et al., 2019).

Inoltre, il percorso per diventare un'azienda realmente *Data driven* non è scontato, anzi la capacità di riuscire a sfruttare le possibilità offerte dalla disponibilità di dati è ostacolata da diversi fattori tra i quali gli studiosi hanno

messo in evidenza: i) la mancanza di adeguate capacità analitiche che determina la difficoltà ad interpretare efficacemente i dati e tradurli in decisioni manageriali, ii) la presenza diffusa di data silos, ovvero di sistemi di archiviazione dei dati in database distinti che non comunicano e, quindi, non permettono che le informazioni siano accessibili in tutte le aree dell'azienda (José Parra-Moyano et al., 2020), iii) mancanza di una chiara comprensione dei processi che portano all'implementazione dei dati rilevati in scelte e decisioni (Henke et al., 2016), iv) il timore che le implicazioni etiche e sociali connesse alla rilevazione e al trattamento dei dati raccolti possano causare problemi imprevisti (Tarn & Wang, 2023).

In pratica, molti ostacoli ad essere un'azienda autenticamente "*Data driven*" dipendono dalla difficoltà di creare una cultura dei dati in grado di integrare efficacemente le capacità analitiche all'interno del processo decisionale (Shamsuzzoha & Raappana, 2021; Zahay et al., 2019).

Queste sfide sono particolarmente impegnative per i dipartimenti di marketing, che assumono un ruolo centrale nell'implementazione dei sistemi e delle attività che consentono alle aziende di diventare autenticamente *Data driven* (Wang, 2021).

## 6.6 Big data e marketing analytics

Nonostante le molteplici e mutevoli forze di natura sociale, economica e tecnologica che indirizzano e plasmano il futuro del marketing i principi-base e i suoi fondamenti teorici restano costanti (Sheth, 2021). Sebbene oggi la tecnologia connetta il mondo e favorisca la condivisione di informazioni ed esperienze, i consumatori resistono alla standardizzazione e continuano a preferire la personalizzazione dei prodotti e della comunicazione pubblicitaria. Il loro comportamento, in continua evoluzione, richiede alle imprese, come in passato, particolari abilità nei processi di segmentazione, di scelta dei target, di posizionamento e di comprensione dei modelli di acquisto e di consumo (Gandolfo & Negri, 2023).

Lo sviluppo recente del fenomeno Big Data (BD) sta portando le aziende a concentrare la propria attenzione sulla gestione dei dati interni ed esterni, allo scopo di alimentare e rafforzare il proprio vantaggio competitivo (Henke et al., 2016).

I BD si riferiscono ad insiemi di dati (*datasets*) che sono difficilmente gestibili attraverso database, software e strumenti di analisi convenzionali (George et al., 2016) soprattutto per le sfide che essi pongono in termini di capacità di archiviazione e di elaborazione. Volume, varietà e velocità (le tre "V") sono le dimensioni delle sfide nella gestione di questo tipo di dati. Le tre "V" si sono affermate come le componenti della struttura comune per descrivere i BD.

Il volume si riferisce alla grandezza dei dati. Le dimensioni dei BD sono misurate in molteplici terabyte. La varietà si riferisce all'eterogeneità strutturale in un set

di dati. I progressi tecnologici consentono alle aziende di utilizzare vari tipi di dati: strutturati, semistrutturati e non strutturati. La velocità si riferisce alla velocità con cui i dati vengono generati e alla velocità con cui dovrebbero essere analizzati e utilizzati. La proliferazione di dispositivi digitali, come smartphone e sensori, ha portato ad un tasso di creazione di dati senza precedenti e sta determinando una crescente necessità di analisi in tempo reale.

I BD offrono alle aziende, a prescindere dal settore industriale a cui appartengono, notevoli opportunità di ottenere insights sui consumatori e di migliorare i processi che riguardano, rispettivamente, la presa delle decisioni (Merendino et al., 2018), lo sviluppo di nuovi prodotti (Jabbar et al., 2020) e le attività di marketing (Zhang & Song, 2022).

L'espressione *marketing analytics* indica un insieme di tecniche che appartengono all'ambito più generale della *business analytics* (Holsapple et al., 2014) che riguarda il processo di raccolta, l'elaborazione e trasformazione dei dati in insights per migliorare le decisioni di business. In particolare, le tecniche di *marketing analytics* assumono un ruolo centrale nella interpretazione dei BD, migliorando la capacità di presa delle decisioni di marketing, le performance e, quindi, la capacità competitiva generale dell'azienda (Cao et al., 2022).

## 6.7 Conclusioni

La diffusione delle piattaforme digitali, i nuovi canali attraverso i quali le aziende interagiscono con i propri clienti e la conseguente massa di dati disponibili sui clienti stanno cambiando "la pratica del marketing". Le nuove tecnologie digitali sono sempre più presenti e integrate nelle attività quotidiane dei consumatori dallo shopping all'esercizio fisico, all'intrattenimento, ecc.

Mentre per lungo tempo la generazione di dati è stata privilegio della ricerca di base, in seguito alla rivoluzione digitale (Corti & Fielding, 2016), all'informatizzazione della società e alla comparsa di Internet si è registrata una crescita senza precedenti della disponibilità di dati e di informazioni in relazione a quasi tutti gli aspetti della vita quotidiana (Emmert-Streib, 2021), di conseguenza oggi è possibile condurre l'analisi quantitativa di tali dati digitali con risultati che possono avere un profondo effetto a tutti i livelli della società (Kitchin, 2014). Inoltre, anche gli spazi disponibili per l'archiviazione sono cresciuti in modo esponenziale rendendo l'archiviazione digitale meno costosa di quella tradizionale cartacea.

Poiché sempre più comunicazioni di marketing, transazioni di mercato e feedback dei clienti avvengono online, questo ha generato uno tsunami di dati non strutturati (Sheth & Kellstadt, 2021). Tale fenomeno è stato ulteriormente accentuato dalla straordinaria diffusione dei social media i quali, in seguito all'uso di messaggi di testo e di video generano dati "non numerici". L'integrazione delle tecnologie digitali e dei social media nelle attività quotidiane dei consumatori offre, dunque, alle aziende un accesso senza precedenti a grandi

volumi di dati, creando molte opportunità per offrire ai consumatori più valore migliorando le loro esperienze.

Per la prima volta nella storia, oggi «... *data is in search of techniques as opposed to techniques in search of data*» (Sheth, 2021). La maggior parte delle tecniche esistenti si basa sulla statistica. Pertanto, esse richiedono dati numerici per applicare i principi dell'inferenza statistica e validare i risultati empirici. Nei processi, oggi, la statistica inferenziale è sostituita da tecniche "non inferenziali" come l'elaborazione del linguaggio naturale (PNL).

Tuttavia, l'autentica rivoluzione nel *Data driven marketing* è la popolarità raggiunta dai social media come mezzo per interagire, comunicare, condividere informazioni, influenzare il comportamento degli altri ed effettuare transazioni di mercato su base globale.

Nel processo, i dati sono passati dalle esperienze pre-vendita a quelle post-acquisto. Oggi, l'esperienza del cliente ha sostituito la soddisfazione del cliente come interesse centrale nel marketing (Sheth & Kellstadt, 2021).

Mentre la generazione di dati è stata per lungo tempo privilegio della ricerca di base, l'informatizzazione della società e la comparsa di Internet hanno consentito la disponibilità di dati e la distribuzione di informazioni su quasi tutti gli aspetti della nostra vita quotidiana (Emmert-Streib, 2021); di conseguenza è possibile condurre un'analisi quantitativa di tali dati digitali con risultati che presentano notevoli implicazioni e ricadute su tutti i livelli della società (Kitchin, 2014).

Si avverte, dunque, una forte sollecitazione a studiare i cambiamenti nelle pratiche di marketing e nelle abilità e nelle competenze richieste ai professionisti di marketing. Tuttavia, oggi sia gli studiosi che i manager di marketing sono concentrati ad esplorare i tipi di competenze di cui gli operatori di marketing potrebbero aver bisogno (ad esempio, capacità di analisi o di codifica dei big data), ma prestano meno attenzione a come tali competenze o approcci potrebbero essere sviluppati e utilizzati nelle attività quotidiane e nell'organizzazione delle azioni di marketing nell'azienda. Pertanto, la ricerca esistente non ha esaminato a fondo il modo in cui le nuove tendenze dei consumatori e il fenomeno dei big data stanno cambiando le competenze e le pratiche di marketing (Hafezieh et al., 2023).

Come implementare in modo efficace l'approccio che prevede l'uso dei big data e che collega strettamente la presa delle decisioni e le scelte in ambito marketing alla disponibilità di dati? Il top management può scegliere di perseguire l'implementazione della BDA aumentando l'importanza del ruolo dei manager qualificati in BDA nel processo decisionale di marketing. In alternativa, il top management può perseguire un approccio più organico coinvolgendo la funzione marketing in uno sforzo collettivo per dare un senso agli sviluppi della BDA (Zahay et al., 2019). Chi oggi opera nel marketing potrebbe avere difficoltà nel passare dal prendere decisioni sulla base dell'esperienza, a prenderle in funzione della disponibilità di dati, soprattutto quando i dati confliggono con il buon senso. Ciò è reso più complicato dal fatto che i dipendenti non qualificati in BDA spesso

non sono in grado di individuare i processi coinvolti e di prevedere i risultati desiderati. Le direzioni marketing possono basare il proprio processo decisionale sui dati, assumendo una nuova visione organizzativa che prevede il profondo cambiamento nella cultura decisionale dell'organizzazione di marketing. La sfida principale è, dunque, rappresentata dalla formazione offerta ai dipendenti sulle competenze DDM) poiché oggi, soprattutto nel nostro Paese, vi è carenza di professionisti qualificati per sintetizzare e utilizzare quantità di dati di grandi dimensioni.

## 6.8 Bibliografia

- Arthur, L. (2013). *Big Data Marketing: Engage Your Customers More Effectively and Drive Value*. Wiley.
- Belwal, R., & Belwal, S. (2014). Hypermarkets in Oman: a study of consumers' shopping preferences. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-02-2013-0043>
- Braverman, S. (2015). Global review of Data driven marketing and advertising. In *Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice* (Vol. 16, Issue 3, pp. 181–183). Palgrave Macmillan Ltd. <https://doi.org/10.1057/dddmp.2015.7>
- Buhalis, D., & Volchek, K. (2021). Bridging marketing theory and big data analytics: The taxonomy of marketing attribution. *International Journal of Information Management*, 56, 102253. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102253>
- Cao, G., Tian, N., & Blankson, C. (2022). Big Data, Marketing Analytics, and Firm Marketing Capabilities. *Journal of Computer Information Systems*, 62(3), 442–451. <https://doi.org/10.1080/08874417.2020.1842270>
- Corti, L., & Fielding, N. (2016). Opportunities From the Digital Revolution: Implications for Researching, Publishing, and Consuming Qualitative Research. *SAGE Open*, 6(4). <https://doi.org/10.1177/2158244016678912>
- Elias, A. A. (2022). The 'dark side' of data-driven marketing: a system's thinking analysis. *Journal of Strategic Marketing*. <https://doi.org/10.1080/0965254X.2022.2105741>
- Emmert-Streib, F. (2021). machine learning & knowledge extraction From the Digital Data Revolution toward a Digital Society: Pervasiveness of Artificial Intelligence. <https://doi.org/10.3390/make3010014>
- Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69(2), 897–904. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.001>

- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, 17(3), 37–54.
- Galbraith, J. (1973). *Designing complex organizations*. Addison-Wesley.
- Gandolfo, A., & Negri, G. (2023). *Corso di economia e gestione delle imprese. Marketing, Innovazione, Sostenibilità*. McGraw-Hill Create.
- Gao, T. (Tony), Rohm, A. J., Sultan, F., & Pagani, M. (2013). Consumers un-tethered: A three-market empirical study of consumers' mobile marketing acceptance. *Journal of Business Research*, 66(12), 2536–2544.  
<https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2013.05.046>
- George, G., Osinga, E., Lavie, D., & Scott, B. (2016). Big data and Data Science methods for management research. In *Academy of Management Journal* (Vol. 59, Issue 5, pp. 1493–1507). Academy of Management.  
<https://doi.org/10.5465/amj.2016.4005>
- Grandhi, B., Patwa, N., & Saleem, K. (2021). Data driven marketing for growth and profitability. *EuroMed Journal of Business*, 16(4), 381–398.  
<https://doi.org/10.1108/EMJB-09-2018-0054>
- Gupta, S., Drave, V. A., Dwivedi, Y. K., Baabdullah, A. M., & Ismagilova, E. (2020). Achieving superior organizational performance via big data predictive analytics: A dynamic capability view. *Industrial Marketing Management*, 90, 581–592. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2019.11.009>
- Hafezieh, N., Pollock, N., & Ryan, A. (2023). “Hacking marketing”: how do firms develop marketers' expertise and practices in a digital era? *Journal of Enterprise Information Management*, 36(2), 655–679.  
<https://doi.org/10.1108/JEIM-12-2021-0530>
- Henke, N., Bughin, J. C., Manyika, M., & Saleh, J., W. T. B. and S. G. (2016). *Organizational challenges Disruptive business models Enhanced decision making THE AGE OF ANALYTICS: COMPETING IN A DATA DRIVEN WORLD*. McKinsey Global Institute. [www.mckinsey.com/mgi](http://www.mckinsey.com/mgi).
- Holsapple, C., Lee-Post, A., & Pakath, R. (2014). A unified foundation for business analytics. *Decision Support Systems*, 64, 130–141.  
<https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.05.013>
- Jabbar, A., Akhtar, P., & Dani, S. (2020). Real-time big data processing for instantaneous marketing decisions: A problematization approach. *Industrial Marketing Management*, 90, 558–569.  
<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2019.09.001>
- Johnson, D. S., Sihi, D., & Muzellec, L. (2021). Implementing big data analytics in marketing departments: Mixing organic and administered approaches to increase Data driven decision making. *Informatics*, 8(4).  
<https://doi.org/10.3390/informatics8040066>

- José Parra-Moyano, J., Schmedder, K., & Pentland, A. (2020). What Managers Need to Know About Data Exchanges. *MIT Sloan Management Review*. <https://sloanreview.mit.edu/article/what-managers-need-to-know-about-data-exchanges/>
- Kitchin, R. (2014). Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data and Society*, 1(1). <https://doi.org/10.1177/2053951714528481>
- Maass, W., Parsons, J., Puro, S., Storey, V. C., & Woo, C. (2018). Data driven meets theory-driven research in the era of big data: Opportunities and challenges for information systems research. In *Journal of the Association for Information Systems* (Vol. 19, Issue 12, pp. 1253–1273). Association for Information Systems. <https://doi.org/10.17705/1jais.00526>
- Merendino, A., Dibb, S., Meadows, M., Quinn, L., Wilson, D., Simkin, L., & Canhoto, A. (2018). Big data, big decisions: The impact of big data on board level decision-making. *Journal of Business Research*, 93, 67–78. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.08.029>
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data Science and its Relationship to Big Data and Data driven Decision Making. *Big Data*, 1(1), 51–59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>
- Santos, S., Martins Gonçalves, H., & Teles, M. (2022). Social media engagement and real-time marketing: Using net-effects and set-theoretic approaches to understand audience and content-related effects. <https://doi.org/10.1002/mar.21756>
- Shamsuzzoha, A., & Raappana, H. (2021). Perspectives of business process ethics in data-driven marketing management. *SECURITY AND PRIVACY*, 4(6). <https://doi.org/10.1002/spy2.177>
- Sheth, J. (2021). New areas of research in marketing strategy, consumer behavior, and marketing analytics: the future is bright. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 29(1), 3–12. <https://doi.org/10.1080/10696679.2020.1860679>
- Sheth, J., & Kellstadt, C. H. (2021). Next frontiers of research in Data driven marketing: Will techniques keep up with data tsunami? *Journal of Business Research*, 125, 780–784. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.04.050>
- Tarn, D. D. C., & Wang, J. (2023). Can data analytics raise marketing agility?-A sense-and-respond perspective. *Information & Management*, 60, 103743. <https://doi.org/10.1016/j.im.2022.103743>
- Trabucchi, D., & Buganza, T. (2019). Data driven innovation: switching the perspective on Big Data. *European Journal of Innovation Management*, 22(1), 23–40. <https://doi.org/10.1108/EJIM-01-2018-0017>

Wang, X. (2021). Accurate Marketing Strategies Based on Data Analytics. *Journal of Physics: Conference Series*, 1744(4). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1744/4/042201>

Zahay, D., Sihi, D., Muzellec, L., & Johnson, D. S. (2019). The marketing organization's journey to become Data driven. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 13(2), 162–178. <https://doi.org/10.1108/JRIM-12-2018-0157>

Zhang, H., & Song, M. (2022). How Big Data Analytics, AI, and Social Media Marketing Research Boost Market Orientation: Companies can use big data analytics, artificial intelligence (AI), and social media marketing research to increase market orientation. *Research Technology Management*, 65(2), 64–70. <https://doi.org/10.1080/08956308.2022.2022907>



## 07 L'IMPATTO DELLA PERSONA NELL'APPROCCIO DATA DRIVEN<sup>32</sup>

### 7.1 Chiave di lettura del capitolo

L'introduzione di un processo decisionale basato sui dati costituisce un'opportunità di vantaggio competitivo per le aziende. Ciò è supportato da Stampacchia (2011) e Cinquini (2011), i quali sottolineano entrambi l'importanza di considerare i macroprocessi e le singole attività all'interno di un'azienda per ottenere un vantaggio globale. Tuttavia, la sua adozione non è priva di criticità e molti progetti falliscono. Uno dei possibili motivi del mancato successo è l'adozione di un approccio troppo sbilanciato verso la tecnologia a scapito dell'attenzione per il fattore umano. Questa considerazione vale in generale per qualsiasi intervento di trasformazione digitale ed è ancora più vera nel caso di progetti che prevedono la valorizzazione dei dati per informare il processo decisionale.

La fase della presa di decisioni è infatti un momento critico e chiave ai fini del buon funzionamento dei processi ed è chiaro quindi che sia soggetto ad un controllo particolare da parte di tutti gli attori dei processi aziendali coinvolti. È necessario quindi considerare non solo aspetti tecnologici, ma anche tutto ciò che riconduce al comportamento delle persone in termini di abitudini, convinzioni, percezioni del rischio, competenze, cultura organizzativa.

Un'implementazione di successo deve fondarsi sulla gestione efficace di tre principali ambiti: le dinamiche comportamentali, il sistema di gestione dei dati, la definizione del processo decisionale. Nel seguito vengono riportati gli aspetti critici e qualificanti degli ambiti indicati considerando il punto di vista del decisore.

### 7.2 Le dinamiche comportamentali

«Qualsiasi tecnologia sufficientemente avanzata è indistinguibile dalla magia». Questa citazione di Arthur C. Clarke è certamente una frase ad effetto, ma dice molto sui diversi atteggiamenti che possono essere assunti quando siamo messi di fronte alla novità apportata da tecnologie più o meno lontane dalla nostra conoscenza e dal nostro vissuto. La tecnologia può essere vista come un elemento estraneo da osteggiare oppure come qualcosa a cui delegare la risoluzione di tutti i problemi in cerca di risposta. In entrambi i casi la mancanza di un corretto approccio mentale alla tecnologia pone le premesse per il fallimento di qualunque progetto

---

<sup>32</sup> Autore: Gianpiero Negri

di miglioramento tecnologico. La tecnologia, infatti, è solo uno strumento in mano dell'uomo, che resta al centro della gestione e sviluppo dei processi.

Un esempio per tutti è il dibattito animato attorno all'intelligenza artificiale che, grazie alle sue enormi potenzialità, è considerata una tecnologia dirompente destinata a rivoluzionare il mondo così come lo conosciamo. L'idea che possa sostituire l'uomo nelle sue funzioni, è un pensiero comprensibile, ma è ancora lontano dalla realtà. L'intelligenza artificiale può essere un valido supporto nell'elaborazione di enormi moli di dati, può velocizzare i processi, essere un acceleratore di innovazione e cambiamento, ma il giudizio umano è fondamentale nel prendere decisioni. L'intervento umano è essenziale per far sì che gli algoritmi generino informazioni significative ai fini della creazione di nuova conoscenza utile per gestire meglio i processi. Per portare al successo un progetto di sviluppo digitale è dunque buona norma tenere in considerazione le dinamiche comportamentali delle persone coinvolte e in particolare porre l'attenzione su alcuni passaggi critici, dove si possono manifestare atteggiamenti avversi o comportamenti non ottimali e che possono essere sintetizzati in tre parole chiave: cambiamento, creazione e complessità. Il cambiamento non è un passaggio né rapido né lineare, ma un processo da governare con metodo e strumenti. L'applicazione di modelli, metodologie e pratiche di *Change Management* assicura il giusto approccio alla transizione, rammentando sempre che successo e insuccesso non dipendono mai dalla soluzione, ma dalle PERSONE.

In modo speculare agli aspetti di criticità indicati, possono essere identificate tre linee di indirizzo fondamentali per assicurare uno sviluppo positivo ed efficace del progetto di trasformazione. Anch'esse rimandano a tre parole chiave: preparazione, proposta e presidio.



Figura 10 - Elementi critici e qualificanti nella gestione delle dinamiche comportamentali

Il cambiamento, soprattutto se particolarmente significativo, può indurre resistenza da parte delle persone per motivi diversi: il gap di conoscenza, la previsione di un carico di lavoro aggiuntivo, la discordanza su opinioni e punti di vista, le abitudini, le convinzioni, la perdita di controllo o di potere, l'avversione al rischio. Le ragioni alla base della resistenza possono radicarsi in questioni soggettive (legate alla individualità), od oggettive (legate a condizioni di contesto). In ogni caso, a prescindere dalla bontà del progetto dal punto di vista

tecnico, il successo è condizionato dalla capacità di intercettare le potenziali resistenze e di limitarne l'impatto sciogliendo le riserve o cercando possibili soluzioni di contenimento.

Un secondo elemento che crea spesso fraintendimenti è l'attesa che la tecnologia possa sostituire l'uomo anche nella fase di progettazione del sistema di definizione delle decisioni. In altre parole, la creazione di senso dai dati non può essere delegata alla macchina, ma al contrario è un processo in cui è fondamentale l'intervento dell'uomo, pur con tutti i limiti derivanti dal condizionamento della sua esperienza (rischi legati al pregiudizio - Lycett, 2013). La mancanza di consapevolezza sulla insostituibilità del ruolo della persona in questa fase può indurre a concentrarsi solo sulle funzionalità delle nuove applicazioni tecnologiche, col risultato che alla fine si possono produrre splendidi prospetti di dati che però sono poveri di significato.

Infine, anche se prodotta correttamente, non può essere dato per scontato che la decisione presa venga accettata e posta in atto da parte dei responsabili della sua applicazione. In questo caso può giocare a sfavore la complessità del sistema di supporto alle decisioni: l'operatore potrebbe temere il rischio di aver frainteso il significato del dato oppure potrebbe diffidare di questo dato per la percezione del divario troppo ampio rispetto al proprio modello di prendere decisioni basato sull'intuito e sulla propria competenza. Quando il sistema intelligente offre un'indicazione significativamente diversa da quella che suggerirebbe l'intuito, è chiaro che ciò crea inizialmente un moto di diffidenza, una barriera, che può essere superata anche attraverso il coinvolgimento fin dall'inizio delle parti interessate nella fase di progettazione del nuovo sistema, al fine di dare la possibilità di sperimentare il valore e l'efficacia dei nuovi risultati.

Alla luce dei tali fattori critici risulta chiara l'importanza di pianificare la preparazione del personale coinvolto nel processo produttivo in fase di sviluppo. La preparazione riguarda sia l'aspetto di formazione tecnica sulle funzionalità della tecnologia da introdurre, sia la dimostrazione della sua efficacia. È possibile prevedere ad esempio progetti pilota su cui effettuare una prima sperimentazione ed è in ogni caso irrinunciabile l'esempio del management che dimostra di utilizzare il nuovo strumento: infatti una strategia di miglioramento non appoggiata dalla direzione e dal management e non condivisa tra tutti i livelli difficilmente può avere successo. A tal proposito è centrale pianificare il coinvolgimento dei dipendenti attraverso una comunicazione efficace e attraverso la partecipazione alla progettazione del sistema di supporto alle decisioni in fase di introduzione. Le resistenze al cambiamento possono essere mitigate o superate mostrando i vantaggi nell'utilizzo della nuova soluzione adottata, consentendo di sperimentarla e valutarne le condizioni di efficacia.

La partecipazione attiva dei portatori di interesse, tipicamente analisti, esperti di dominio (nel reparto produzione) e manager aziendali in fase di progettazione può favorire l'aumento di consapevolezza sul fatto che un algoritmo non può sostituire l'intuito e che quindi resta sempre a carico delle persone la creazione

di significato a partire dai dati raccolti ai fini della presa delle decisioni. In tal senso è fondamentale incoraggiare un atteggiamento propositivo volto a stabilire quali dati raccogliere, per quale finalità e quali conclusioni dovrebbero essere tratte dai dati.

La garanzia che le decisioni definite attraverso il sistema di supporto vengano poste in atto dipende dalla percezione di affidabilità, chiarezza ed efficacia del processo decisionale che maturano le persone coinvolte nella gestione delle attività aziendali (operative o gestionali). Il livello di qualità atteso dalle parti interessate deve essere presidiato costantemente sia nella fase di raccolta, elaborazione, archiviazione del dato, sia nella fase di definizione delle decisioni. Ad esempio, la comprensibilità della presentazione dei dati di un sistema di supporto deve essere posta come priorità nello sviluppo del sistema; in un sistema produttivo che fonda il suo vantaggio competitivo su una gestione in tempo reale, il dato, per essere efficace, deve essere disponibile in tempo utile; in una fase di misurazione post-lavorazione, in cui l'incertezza del dato raccolto non può essere ridotta, è necessario prevedere un sistema di verifica sistematica nel processo di raccolta dei dati che assicuri il livello di qualità atteso.

### 7.3 Il sistema di gestione dei dati

Nel contesto in esame, il sistema di gestione dei dati aziendale è preposto alla raccolta, elaborazione, archiviazione e manutenzione dei dati per informare il processo decisionale (Schuh et al. 2017). Un sistema decisionale di alta qualità dipende dalla disponibilità di dati di alta qualità.

I dati possono essere considerati di qualità nella misura in cui soddisfano i requisiti necessari per assolvere ad un determinato scopo. Secondo Cai & Zhu (2015) la qualità dei dati può essere valutata in base a cinque dimensioni: disponibilità, usabilità, affidabilità, pertinenza e qualità della presentazione. Anche il modo in cui vengono acquisiti ed elaborati i dati contribuisce a definirne la qualità (Janssen, et al., 2017). Ad esempio, in un sistema gestito in modo parzialmente manuale aumenta la probabilità che si verifichino perdite di dati, o errori di trascrizione; in un sistema digitalizzato non integrato, in cui i dati sono raccolti in sistemi separati, possono presentarsi problemi di coerenza legati all'ambiguità dei dati (assegnazione di nomi diversi); una postazione di misurazione dove non sono stati definiti degli standard condivisi sulle misure e sui componenti, può generare dei falsi positivi di allarme (mancanza di accuratezza del dato); infine, nel caso di analisi di un problema con dati insufficienti a chiarirne le cause è un esempio di incompletezza dei dati.

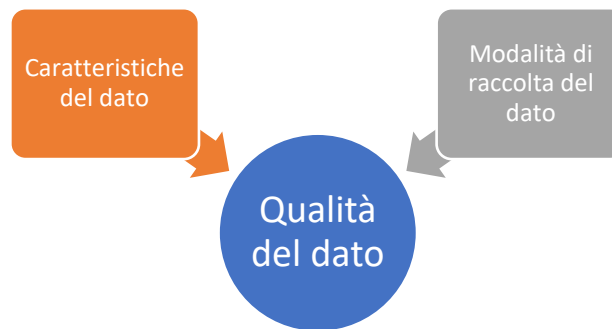


Figura 11 - Fattori che determinano la qualità del dato

Quando si trattano ingenti quantità di dati, come nel caso dei Big Data, gestire in qualità le fasi di raccolta dei dati, valutazione, trasformazione in forma strutturata e rilascio in tempi coerenti con le tempistiche richieste, ad esempio dalla produzione, può essere molto sfidante. Ad esempio, per integrare in un sistema unico i dati derivanti da più fonti è necessario trasformare i dati non strutturati o semi-strutturati in dati strutturati (Yan, et al., 2017); per migliorare la profondità di analisi di problemi di qualità, può essere richiesto di caricare nel sistema di gestione direttamente i dati grezzi delle misure al posto di report sintetici emessi periodicamente; per rispondere alle differenti esigenze di analisi dei soggetti che intervengono nel processo decisionale, potrebbe essere richiesto lo sviluppo di quadri di vista sui dati, che siano differenziati in base al livello aziendale. Per ciascun livello di accesso, dovrà essere sviluppata un'interfaccia specifica e si dovrà considerare un insieme specifico di requisiti sui dati.

Il sistema di gestione dei dati può richiedere anche un significativo sforzo di adeguamento tecnologico che pone delle sfide a vari livelli, a cui potrebbe non essere banale dare una risposta adeguata: dalla ricognizione puntuale del fabbisogno di tecnologia, alla stima accurata del costo dell'investimento, alla definizione di un *business case* molto realistico per la valutazione del ritorno economico, all'acquisizione di tutte le competenze necessarie per effettuare le valutazioni citate.

Per quanto riguarda lo sviluppo del sistema di gestione dei dati, l'aspetto qualificante prioritario consiste nel prevedere tutte le azioni necessarie ad assicurare la qualità dei dati, coinvolgendo le persone in possesso di competenze o asset chiave: analisti, manager, esperti di dominio, fornitori, o altre aziende con cui effettuare uno studio di *benchmarking*.

Tra le azioni principali da considerare vi sono le seguenti:

- Predisporre un team di esperti con le competenze adeguate a definire la qualità dei dati;
- Assegnare al team il compito di:
  - Definire i problemi che si vogliono affrontare, lo scopo delle decisioni, i criteri di decisione e le azioni alternative da porre in atto;

- Definire un processo per la definizione dei requisiti di qualità dei dati;
- Stabilire quali fonti di dati prevedere e integrare nel sistema di gestione per effettuare l'analisi delle situazioni e l'identificazione delle cause dei problemi.

## 7.4 La definizione del processo decisionale

Nella definizione del processo decisionale basato sui dati, gli aspetti sensibili riguardano la selezione delle procedure decisionali e la scelta dell'autorità competente.

La centralizzazione delle decisioni richiede uno sforzo economico legato alla trasmissione delle informazioni necessarie per prendere le decisioni; in un assetto decentrato compaiono d'altra parte altri costi legati alla necessità di mantenere un coordinamento che assicuri le scelte migliori per l'azienda nel suo complesso. La soluzione ottimale, se praticabile, potrebbe essere individuata nella scelta di assegnare le decisioni più strategiche al livello centrale e di prevedere che le altre possano essere prese, in modo più efficiente a livello decentralizzato (Schuh, et al., 2017).

Le procedure decisionali dovrebbero essere sviluppate in modo tale da garantire l'utilizzo dei dati nel nuovo processo decisionale. Infatti, nel passaggio al nuovo sistema, non è affatto scontato il loro effettivo utilizzo, che può essere ostacolato da diversi fattori, come il timore di abbandonare la vecchia pratica basata sull'intuizione e l'intervento manuale, il timore di effettuare scelte sbagliate affidandosi ad un sistema nuovo con cui si ha ancora poca confidenza o, infine, la percezione o l'esperienza provata che il nuovo sistema aumenti pesantemente il carico di lavoro, che sia troppo complesso da gestire o che allunghi i tempi di intervento. Potrebbe capitare, ad esempio, che i dati informino su che cosa è successo, mentre per scoprire la causa del problema sia richiesto all'operatore un tempo aggiuntivo di analisi, che potrebbe essere ritenuto eccessivo.

Fare il possibile per assicurare un'elevata qualità del processo decisionale basato sui dati, si rivela essere l'unica possibile garanzia che il nuovo sistema venga effettivamente adottato.



Figura 12 - Garanzia di utilizzo del processo decisionale basato sui dati

In particolare, si ritiene opportuno considerare i seguenti aspetti:

- come deve essere svolta l'attività di analisi dei dati;

- chi deve effettuare l'analisi;
- chi deve prendere le decisioni;
- come deve essere implementata l'attività di monitoraggio delle prestazioni.

Sarebbe infine opportuno sviluppare il nuovo processo decisionale prendendo in considerazione anche le vecchie pratiche di definizione delle decisioni per conservarne gli elementi di valore e sviluppare nuove procedure per superarne le lacune.

## 7.5 Bibliografia

- Cai, L. & Zhu, Y., 2015. The Challenges of Data Quality and Data Quality Assessment in the Big Data. *Data Science Journal*, 14(2), pp. 1-10.
- Cinquini, L., Collini, P., Marelli, A., & Tenucci, A. (2011). I cambiamenti del costing nelle aziende manifatturiere italiane: risultati di una ricerca comparativa. *Management Control*, 1, 11-40.
- Janssen, M., van der Voort, H. & Wahyudi, A., 2017. Factors influencing big data decision-making quality. *Journal of Business Research*, Volume 70, pp. 338–345.
- Lycett, m., 2013. 'Datafication': making sense of (big) data in a complex world. *European Journal of Information Systems*, 22, pp. 381–386
- Schuh, G., Anderl, R., Gausemeier, J., ten Hompel, M. & Wahlster, W., 2017. *Industrie 4.0 Maturity Index - Managing the Digital Transformation of Companies*, Munich: acatech STUDY
- Stampacchia, P. (2011). Configurazioni d'impresa per il vantaggio globale. *Sinergie Italian Journal of Management*, 89-101.
- Yan, J., Meng, Y., Lu, L. & Li, L., 2017. Industrial Big Data in an Industry 4.0 Environment: Challenges, Schemes, and Applications for Predictive Maintenance. *IEEE Access*, 5, pp. 23484-23491.

## 08 CONSIDERAZIONI FINALI: DIPENDENZA DAI DATI?<sup>33</sup>

Viviamo in un mondo sempre più ricco di dati e delle informazioni che da questi derivano. E' un processo che, forte dell'evoluzione repentina e certamente spettacolare che ha caratterizzato in questi ultimi anni l'Intelligenza Artificiale, sembra aprire nuovi orizzonti di enormi possibilità. Con qualche aspetto da attenzionare in modo diligente.

Come ampiamente descritto nei capitoli del testo, possiamo sintetizzare il concetto di *data-driven management* dicendo che si tratta di un processo decisionale basato su dati ed analisi e teso a generare decisioni informate. In virtù di questo è spesso qualificato anche come "gestione basata sull'evidenza", piuttosto che come "supporto decisionale guidato dai dati" o, talvolta, "processo decisionale informato dai dati". La rete e la letteratura abbondano – a conferma ulteriore del forte interesse verso l'argomento- di definizioni e di locuzioni per trattare il tema. Qualunque sia la denominazione che soggettivamente si predilige, l'obiettivo del *data-driven management* resta quello di utilizzare i dati per aiutare i manager a prendere decisioni meno soggettive e tendenzialmente migliori. In generale, permette di individuare relazioni, correlazioni e percorsi che altrimenti sfuggirebbero all'analisi umana. Talvolta, come nel caso del *Process Mining*, è in grado di studiare interi processi complessi, validandoli o, molto più spesso di quanto si possa pensare, evidenziando scostamenti – piccoli o significativi che siano – che difficilmente sarebbe stato possibile cogliere anche da parte di chi quei processi li ha concepiti e li gestisce quotidianamente.

Ad oggi, si trovano molte prove significative dell'adozione pratica di questi strumenti. Nel panorama aziendale internazionale, l'introduzione sistematica di approcci *data-driven* è in fase di crescita costante e metodi e strumenti si stanno rapidamente affermando e consolidando (Greco C. ,2022). E' evidente a tutti, e quasi tutti i giorni se ne ha notizia, che questa evoluzione non riguarda più soltanto settori specifici, ma si tratta di una esigenza diffusa, che coinvolge in misura più o meno marcata tutti i comparti industriali. L'adozione sistematica di queste soluzioni, inoltre, si caratterizza per una significativa evoluzione delle soluzioni stesse, che da specifiche e molto legate ad uno particolare problema, stanno diventando sempre più "industrializzate", anche per ridurre i tempi di sviluppo e i costi.

In sintesi, possiamo dire che il *data-driven management* è una vera e propria strategia che valorizza i dati attraverso algoritmi avanzati, contribuendo a una gestione aziendale più informata e ottimizzata.

A questo punto, dopo averne riassunto le caratteristiche essenziali e averne tessute le lodi, è bene puntualizzare che il processo decisionale informato dai dati

---

<sup>33</sup> Autore: Marco Frosolini



presenta, come è ovvio, sia punti di forza che di debolezza. Tra i primi possiamo certamente citare il fatto che il *data-driven management* consente di trarre decisioni informate, basate su analisi e prove concrete, riducendo il rischio di errori dovuti a intuizioni o a scelte soggettive. A questo primo aspetto possiamo aggiungere la possibilità di ottimizzare le risorse: infatti, l'analisi dei dati aiuta a identificare con un buon anticipo le eventuali inefficienze, sia che si tratti di personale, di budget o di tempo. In un mondo sempre più lean e agile (*Leagile Management*), non poteva mancare la capacità di rispondere rapidamente ai cambiamenti del mercato e alle nuove opportunità. Infine, è bene ricordare che il *data-driven management* rappresenta un ottimo strumento per personalizzare l'esperienza del cliente.

Veniamo adesso alle note dolenti. Tra gli aspetti che, allo stato corrente delle cose, rappresentano le debolezze più importanti di questi modelli, ve n'è uno che è tutto compreso nella denominazione stessa: la dipendenza dai dati. In effetti, un eccessivo affidamento sui dati può portare a prendere decisioni sbagliate se i dati stessi sono inaffidabili o non adeguatamente rappresentativi dei sistemi reali. Questo aspetto viene ulteriormente aggravato dalla contemporanea crescita della complessità dei modelli, che comporta l'esigenza di competenze estremamente specializzate, di strumenti tecnologici e di infrastrutture adeguate e costose. Inoltre, una sovrabbondante attenzione ai dati può portare a un eccesso di analisi e rallentare il processo decisionale. Vi sono infine i ben noti problemi legati alla privacy e alla sicurezza.

Dal punto di vista più strettamente tecnico e operativo, il *data-driven management* è continuamente sospeso – con tutto ciò che ne consegue - tra scarsità ed eccesso di dati. In alcuni contesti, la mancanza di dati di alta qualità o la loro frammentazione rappresenta l'ostacolo primario all'implementazione efficiente del modello. La scarsità di dati tende inoltre a limitare la precisione delle analisi e delle previsioni. L'effetto complessivo di questo problema si concretizza nel fatto che la mancanza di dati può ostacolare l'identificazione di tendenze o opportunità nascoste.

D'altro canto l'abbondanza di dati può avere effetti altrettanto dirompenti: basti pensare alla crescente difficoltà nel filtrare, nell'organizzare e nell'analizzare una quantità di dati e di informazioni sovradimensionate. Non a caso, si sente spesso dire che siamo oberati da un carico eccessivo di informazione. In breve, l'eccesso di dati può portare a rumore e confusione, rendendo le decisioni erranee e/o poco efficaci, in quanto influenzate da informazioni irrilevanti o fuorvianti.

Nel caso di scarsità di informazioni le organizzazioni dovrebbero concentrarsi sulla qualità dei dati piuttosto che sulla quantità. Investire nella raccolta accurata e nella pulizia dei dati diventa essenziale. L'adozione della metodologia *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) potrebbe essere un valido strumento a supporto di questa fase delicatissima.

Dall'altro lato, l'adozione di strumenti di analisi avanzata e di *machine learning* può certamente aiutare a estrarre valore dai dati esistenti. L'eccesso di dati può diventare un problema particolarmente subdolo e difficile da affrontare, portando a quello che è noto in letteratura come il "paradosso dell'abbondanza". Infatti, l'eccessiva quantità di dati comporta una quasi altrettanto certa presenza di rumore (presenza di informazioni irrilevanti o tendenzialmente fuorvianti) e di sovraccarico cognitivo.

Detto ciò, le potenzialità restano enormi. Un esempio applicativo molto importante per illustrare quanto potente possa essere uno sfruttamento efficiente dei dati disponibili è certamente rappresentato dalla "*data-driven prognostics*". La prognosi basata sui dati è un approccio che prevede l'analisi e la previsione delle prestazioni o della salute di un sistema o di un componente. Questo processo si basa su specifici algoritmi di prognosi (Zio E., 2023), che prevedono l'affidabilità futura di un prodotto a partire dalle informazioni sulla salute attuali e passate dello stesso.

La prognostica basata sui dati trova applicazione in vari settori, come l'industria elettronica e l'industria aerospaziale e l'obiettivo è, in prevalenza, quello di prevenire guasti catastrofici e ottimizzare la manutenzione preventiva per ridurre i costi operativi e i rischi.

Alla luce di tutte queste considerazioni possiamo pertanto affermare che il futuro della *data analytics* e del *data-driven management* è promettente e ricco di opportunità. Vediamo allora, in estrema sintesi, alcune prospettive interessanti:

- La trasformazione delle organizzazioni in *data-driven company* avviene attraverso la valorizzazione dei dati tramite gli algoritmi che sfruttano tecniche di clustering, forecasting e ottimizzazione. Le piattaforme cloud-based rendono queste tecniche molto più accessibili.
- L'adozione di soluzioni cloud è un pilastro fondamentale per il *data-driven management*, consentendo l'elaborazione e l'analisi dei dati in modo scalabile e flessibile.
- Alcune aree industriali, come, ad esempio, le vendite e il marketing, stanno guidando il progressivo passaggio a un approccio *data-driven*.
- L'adozione del *data-driven management* non è limitata a settori specifici ma coinvolge tutte le industrie, comprese quelle che in passato erano più recalcitranti ad abbracciare strumenti *data-driven*.
- Le soluzioni e le modalità di implementazione stanno cambiando. Le aziende stanno privilegiando soluzioni sempre più "industrializzate", anche per ridurre i tempi di sviluppo e i costi che ne conseguono.

- Il *data-driven management* è uno strumento estremamente potente, ma richiede il giusto compromesso tra uso dei dati, esperienza e intuizione tipiche dell'essere umano.
- La gestione guidata dai dati richiede anche una forte sponsorship interna e il ridisegno dei processi decisionali per massimizzare l'impatto.

In sintesi, il futuro della *data analytics* e del *data-driven management* sembra caratterizzato da una continua e rapida evoluzione, con l'IA e le tecnologie cloud al centro delle future trasformazioni. Qualcuno già azzarda a sostenere che le organizzazioni genereranno e comparteciperanno a veri e propri "ecosistemi di dati", favorendo al contempo l'innovazione e nuove opportunità di business.

Grazie alle nuove tecniche di Intelligenza Artificiale i dati saranno in misura sempre maggiore al centro dei sistemi decisionali futuri. Le soluzioni potenzialmente raggiungibili potrebbero acquisire un largo margine di autonomia, assumendo la capacità di anticipare le esigenze degli utenti e di fornire informazioni proattive ed in tempo reale.

Nonostante tutto, l'uomo dovrà restare padrone dei propri processi, favorendo lo sviluppo di nuove professionalità e addestrando le nuove generazioni ad un uso consapevole degli strumenti, potentissimi, che ormai abbiamo a disposizione.

## 8.1 Riferimenti

<https://www.digital4.biz/executive/data-driven-management-i-cambiamenti-organizzativi-per-una-gestione-guidata-dai-dati>

Zio E., Risk-informed Methods and Applications in Nuclear and Energy Engineering: Modelling, Experimentation, and Validation, 2023, ISBN 9780323911528

## 09 RIFERIMENTI

### 9.1 Bibliografia

Agrawal, D. (2014, Settembre 15). Analytics based decision making . Journal of Indian Business Research.

Anjala S. Krishen, M. P. (2019, Maggio 9). Data driven decision making: implementing analytics to transform academic culture . Springer Nature Limited.

Arthur, L. (2013). Big Data Marketing: Engage Your Customers More Effectively and Drive Value. Wiley.

AWS, A. (s.d.). Cos'è il Data Science? Amazon AWS.

Bean, R. (2021, Febbraio 5). Why is it so hard to become a Data driven company? Harvard Business Review.

Belwal, R., & Belwal, S. (2014). Hypermarkets in Oman: a study of consumers' shopping preferences.

Braverman, S. (2015). Global review of Data driven marketing and advertising. In Journal of Direct, Data and Digital Marketing Practice (Vol. 16, Issue 3, pp. 181–183). Palgrave Macmillan Ltd.

Buhalis, D., & Volchek, K. (2021). Bridging marketing theory and big data analytics: The taxonomy of marketing attribution. International Journal of Information Management, 56, 102253.

Cao, G., Tian, N., & Blankson, C. (2022). Big Data, Marketing Analytics, and Firm Marketing Capabilities. Journal of Computer Information Systems, 62(3), 442–451.

Cao, L. (2017, Giugno). Data Science: A Comprehensive Overview. ACM Computing Surveys, p. 42 pagine.

Cao, L. (2017, Giugno). Data Science: A Comprehensive Overview. ACM Computing Surveys.

Chilton, J. (2023, Aprile 21). The New Risks ChatGPT Poses to Cybersecurity. Harvard Business Review.

Cheng Fan, D. Y. (2020, Settembre 3). Advanced data analytics for enhancing building performances: from Data driven to big Data driven approaches . Building thermal, Lighting, and Acoustics Modeling.

Chun-Wei Tsai, C.-F. L.-C. (2015). Big data analytics: a survey. Journal of big data, p. 32.

- D.J.Patil, T. H. (2012, Ottobre 17). Data scientist: The Sexiest Job of the 21st Century. Harvard Business Review.
- Daniel Reed, D. G. (2023, Febbraio). HPC Forecast: Cloudy and Uncertain. Communications of the ACM.
- Davenport, T. C. (2021, Marzo 8). 4 ways to democratize Data Science in your organization . Harvard Business Review.
- Dhar, R. A. (2014, Settembre). Big data, Data Science, and Analytics: The opportunity and Challenge for IS Research. Information Systems Research.
- Elias, A. A. (2022). The 'dark side' of data-driven marketing: a system's thinking analysis. Journal of Strategic Marketing.
- Emmert-Streib, F. (2021). machine learning & knowledge extraction From the Digital Data Revolution toward a Digital Society: Pervasiveness of Artificial Intelligence.
- Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. Journal of Business Research, 69(2), 897–904.
- Fawcett, F. P. (2013, Marzo). Data Science and its relationship to big data and Data driven decision making. Data Science and Big Data.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. AI Magazine, 17(3), 37–54.
- Galbraith, J. (1973). Designing complex organizations. Addison-Wesley.
- Gandolfo, A., & Negri, G. (2023). Corso di economia e gestione delle imprese. Marketing, Innovazione, Sostenibilità. McGraw-Hill Create.
- George, G., Osinga, E., Lavie, D., & Scott, B. (2016). Big data and Data Science methods for management research. In Academy of Management Journal (Vol. 59, Issue 5, pp. 1493–1507). Academy of Management.
- Glazer, R. (2020, Febbraio 21). Are you using your data, or just collecting it? Harvard Business Review.
- Gokalp, M. O. (2021, Giugno 17). Assessment of process capabilities in transition to a Data driven organisation: A multidisciplinary approach. IET.
- Gokalp, M. O., Kayabay, K., Gokalp, E., Kocyigit, A., & Eren, P. E. (2021, Marzo 4). Assessment of process capabilities in transition to a Data driven organisation: A multidisciplinary approach. IET soft.
- Goodman, A. (2014, Settembre/Ottobre). Evolution of symposia on the interface of computing and statistics defines Data Science to be the interface. Wiley Periodicals, inc.
- Graham, M. J. (2012). The Art of Data Science.

Grazia Vicario, S. C. (2019, Agosto 28). A review of Data Science in business and industry and a future view. *Applied Stochastic Models in Business & Industry*.

Grazia Vicario, S. C. (2019, Agosto 28). A review of Data Science in business and industry and a future view. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*.

Gupta, R. B. (2021, Giugno 15). Legacy Companies Need to Become More Data driven - Fast. *Harvard Business Review*.

Gupta, S., Drave, V. A., Dwivedi, Y. K., Baabdullah, A. M., & Ismagilova, E. (2020). Achieving superior organizational performance via big data predictive analytics: A dynamic capability view. *Industrial Marketing Management*, 90, 581–592.

Hafezieh, N., Pollock, N., & Ryan, A. (2023). "Hacking marketing": how do firms develop marketers' expertise and practices in a digital era? *Journal of Enterprise Information Management*, 36(2), 655–679.

Hey and Trefethen, L. C. (2003). *Data Science: A Comprehensive Overview*.

Hey, T., & Trefethen, L. C. (2009). *The Fourth Paradigm: Data-intensive Scientific Discovery*. Microsoft Pr.

Henke, N., Bughin, J. C., Manyika, M., & Saleh, J., W. T. B. and S. G. (2016). Organizational challenges Disruptive business models Enhanced decision making THE AGE OF ANALYTICS: COMPETING IN A DATA DRIVEN WORLD. MacKinsey Global Insitute. [www.mckinsey.com/mgi](http://www.mckinsey.com/mgi).

Holsapple, C., Lee-Post, A., & Pakath, R. (2014). A unified foundation for business analytics. *Decision Support Systems*, 64, 130–141.

Howe, S. (2021, Marzo 29). It's time to take control of your company's Data driven future. *Harvard Business Review*.

Jalona, S. S. (2020, Febbraio 28). Building a Data driven Culture from the ground up. *Harvar Business Review*.

Jabbar, A., Akhtar, P., & Dani, S. (2020). Real-time big data processing for instantaneous marketing decisions: A problematization approach. *Industrial Marketing Management*, 90, 558–569.

Johnson, D. S., Sihi, D., & Muzellec, L. (2021). Implementing big data analytics in marketing departments: Mixing organic and administered approaches to increase Data driven decision making. *Informatics*, 8(4).

José Parra-Moyano, J., Schmedder, K., & Pentland, A. (2020). What Managers Need to Know About Data Exchanges. *MIT Sloan Management Review*.

Joshi, Y., Khan, S., & Jan, S. (2021). Predicting Marketing Performance Using Big Data Analytics: Evidence from Hospitality Industry. *Journal of Organizational and End User Computing*, 33(3), 1–19. <https://doi.org/10.4018/joeuc.2021070101>

- Kitchin, R. (2014). Big Data, new epistemologies and paradigm shifts. *Big Data and Society*, 1(1).
- Lee, I. (2017). *Big data: Dimensions, evolution, impacts, and challenges*. Elsevier.
- Loukides, M. (2012). *What is Data Science?* O'Reilly Media.
- Maltby, D. (2011, Ottobre 9-13). *Big Data Analytics*.
- Mariotti, M. (2015, Dicembre). *Economic Record*. The Economic society of Australia.
- Mollick, E. (2022, Dicembre 14). *ChatGPT Is a Tipping Point for AI*. Harvard Business Review.
- Najah Almazmomi, A. I. (2021, Luglio 9). The impact of business analytics capability on Data driven culture and exploration: achieving a competitive advantage. *An International Journal*.
- Naur, P. (1974). *Concise Survey of Computer Methods*. Petrocelli Books.
- Nica, E., Bordean, O., & Achim, M. V. (2018). Big data analytics and marketing - a literature review. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, 52(3), 223–238.
- Petrini, G e altri (2022), *Governare l'evoluzione tecnologica nell'epoca della transizione digitale- Approcci, Modelli e Linee guida per gli attori dell'ecosistema del trasferimento tecnologico, QUINN con il supporto di Regione Toscana*.
- Petrini, G, Negri, G., Bisconti, M. (2021), *Linee Guida. IL PROCESSO DI TRASFERIMENTO TECNOLOGICO. Il ruolo dei Centri di Trasferimento Tecnologico*. Firenze.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data Science and its Relationship to Big Data and Data driven Decision Making. *Big Data*, 1(1), 51–59.
- Redman, J. L. (2020, Marzo 3). *Use Data to Accelerate Your Business Strategy*. Harvard Business Review.
- Santos, S., Martins Gonçalves, H., & Teles, M. (2022). Social media engagement and real-time marketing: Using net-effects and set-theoretic approaches to understand audience and content-related effects.
- Shamsuzzoha, A., & Raappana, H. (2021). Perspectives of business process ethics in data-driven marketing management. *SECURITY AND PRIVACY*, 4(6).
- Sheth, J. (2021). New areas of research in marketing strategy, consumer behavior, and marketing analytics: the future is bright. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 29(1), 3–12.

Sheth, J., & Kellstadt, C. H. (2021). Next frontiers of research in Data driven marketing: Will techniques keep up with data tsunami? *Journal of Business Research*, 125, 780–784.

Tarn, D. D. C., & Wang, J. (2023). Can data analytics raise marketing agility?-A sense-and-respond perspective. *Information & Management*, 60, 103743.

Trabucchi, D., & Buganza, T. (2019). Data driven innovation: switching the perspective on Big Data. *European Journal of Innovation Management*, 22(1), 23–40.

V. Kumar, V. C. (2013, Gennaio 30). Data driven services marketing in a connected world. *Journal of Service Management*.

Waller, D. (2020, Febbraio 06). 10 Steps to Creating a Data driven Culture. *Harvard Business Review*.

Wang, X. (2021). Accurate Marketing Strategies Based on Data Analytics. *Journal of Physics: Conference Series*, 1744(4).

West, E. H. (2020, Aprile). Becoming a Data driven Decision Making Organization. *CPA Journal*.

Yan, J., Meng, Y., Lu, L. & Li, L., 2017. Industrial Big Data in an Industry 4.0 Environment: Challenges, Schemes, and Applications for Predictive Maintenance. *IEEE Access*, 5, pp. 23484-23491.

Zahay, D., Sihi, D., Muzellec, L., & Johnson, D. S. (2019). The marketing organization's journey to become Data driven. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 13(2), 162–178.

Zhang, H., & Song, M. (2022). How Big Data Analytics, AI, and Social Media Marketing Research Boost Market Orientation: Companies can use big data analytics, artificial intelligence (AI), and social media marketing research to increase market orientation. *Research Technology Management*, 65(2), 64–70.

Zio E., *Risk-informed Methods and Applications in Nuclear and Energy Engineering: Modelling, Experimentation, and Validation*, 2023, ISBN 9780323911528



## 9.2 Sitografia

- <https://www.digital4.biz/executive/data-driven-management-i-cambiamenti-organizzativi-per-una-gestione-guidata-dai-dati/>
- <https://www.datascience-pm.com/osemn/>
- <https://www.safilo.com/it>
- <https://fracarro.com/>
- [https://www.sas.com/it\\_it/insights/analytics/big-data-analytics.html](https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/big-data-analytics.html)

## 010 INDICE FIGURE, GRAFICI E TABELLE

Figura 1 - Evoluzione Data Science. Nostra elaborazione da fonte (Cao, 2017).....	12
Figura 2 - Evoluzione capacità computazionale. Nostra elaborazione da fonte (Daniel Reed, 2023).....	13
Figura 3 - Processo OSEMN. Nostra elaborazione. ....	16
Figura 4 - Evoluzione dei Big Data. Nostra elaborazione. Nostra elaborazione. .	25
Figura 5 - Processo di trasformazione dei dati. Nostra elaborazione da (Tsai et al., 2015). ....	26
Figura 6 - Fondamenti Data Analytics. Nostra elaborazione da (Whittemore et al., 2017) (Tsai et al., 2015). ....	27
Figura 7 - Advanced analytics. Nostra elaborazione.....	30
Figura 8 - Importanza dei Big Data Analytics. Nostra elaborazione da " <a href="https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/big-data-analytics.html">https://www.sas.com/it_it/insights/analytics/big-data-analytics.html</a> " .....	31
Figura 9 - Sviluppo strategia Data driven. Nostra elaborazione da fonte (Cheng Fan, 2020).....	38
Figura 10 - Elementi critici e qualificanti nella gestione delle dinamiche comportamentali.....	82
Figura 11 - Fattori che determinano la qualità del dato .....	85
Figura 12 - Garanzia di utilizzo del processo decisionale basato sui dati .....	86

