

# Che cos'è la data analytics

Prima di iniziare il nostro viaggio attraverso il vasto mondo della data analytics conviene dotarsi di una mappa aggiornata che possa guidarci lungo il percorso. In questo capitolo, incontrerete tutti quei concetti fondamentali di cui avete bisogno per “visualizzare” con chiarezza il ruolo della data analytics in azienda. Questo vi permetterà di iniziare a intravedere le opportunità per sfruttare i dati e decidere come distillarne valore economico per il business. È necessario anche portare chiarezza sul significato dei tanti termini utilizzati in questo ambito in modo da comprenderli appieno, evitare confusione e utilizzarli con sicurezza con chi vi circonda. Dato lo sviluppo frenetico che questi argomenti stanno vivendo, conviene costruire una base solida dei concetti chiave che ne sono alla base prima di sporcarsi le mani con tabelle e algoritmi.

In particolare, in questo capitolo daremo risposta alle domande seguenti.

- Quali tipi di analytics possiamo trovare nelle organizzazioni?
- Chi dovrebbe progettare, mantenere e utilizzare le applicazioni di analytics?
- Quali tecnologie sono necessarie per utilizzare al meglio i dati?
- Che cosa deve contenere la cassetta degli attrezzi per la data analytics?
- Come si possono trasformare i dati in valore economico per il business?

Malgrado questa prima parte possa sembrare più “teorica” rispetto al resto del libro, lasciatemi fare una

## In questo capitolo

- **Tre tipi di data analytics**
- **Chi fa data analytics**
- **Tecnologia per la data analytics**
- **La cassetta degli attrezzi per la data analytics**
- **Trasformare dati in valore per il business**
- **Riepilogo**

promessa: tutti i concetti che incontrerete in questo capitolo sono stati selezionati per consentirvi una migliore comprensione di ciò che vi aspetta lungo il percorso, svelando il loro risvolto pratico più in là. Con questo, non ci resta che partire dal mettere a fuoco i diversi tipi di analytics a nostra disposizione.

## Tre tipi di data analytics

Il termine *data analytics* è normalmente utilizzato per indicare i metodi e le tecniche adoperate per estrarre valore dai dati. A volte, lo stesso termine denota invece gli strumenti utilizzati per questa estrazione. In ogni caso, la data analytics rappresenta il “come” siamo in grado di trasformare i dati grezzi in qualcosa di più utile e prezioso. Possiamo riconoscere tre diversi tipi di data analytics, ognuno dei quali è caratterizzato da una sua prerogativa specifica e da un insieme di possibili applicazioni pratiche: i tipi sono *descriptive*, *predictive* e *prescriptive analytics*.

### Descriptive analytics

La *descriptive analytics* è l'immane punto di partenza di qualsiasi sforzo analitico in azienda. Queste metodologie si concentrano sulla descrizione dei dati passati per renderli digeribili e offrire un modo per capire e interpretare lo stato del business. Rispondono alla domanda generica “che cosa è successo” attraverso la predisposizione di tabelle e grafici, arricchiti dall'uso di statistiche riassuntive (come media, mediana e varianza), semplici trasformazioni e aggregazioni di valori (come indici, conteggi e somme). Il prodotto iconico (e anche il più elementare) associato alla descriptive analytics è il *report statico*: questo può essere costituito da un semplice file in qualsiasi formato (documenti PDF e fogli Excel sono i più ricorrenti) che viene distribuito su base regolare via e-mail o pubblicato su una piattaforma di distribuzione. La maggior parte dei manager ama il comfort dei report statici: lì possono trovare tutti i *Key Performance Indicator (KPI)* di interesse a portata di mano, con uno sforzo davvero minimo. Grazie ai tradizionali report, i manager non hanno bisogno di andare a cercare nulla: sono dati che “arrivano da soli” e proprio nel formato di cui hanno normalmente più bisogno. Un prodotto più sofisticato nell'ambito dell'analitica descrittiva è la *dashboard interattiva*: in questo caso, gli utenti accedono a un'interfaccia web che li guida attraverso i dati di loro interesse. Grafici e tabelle mostreranno gli aspetti più rilevanti del business, mentre filtri, selettori e pulsanti offriranno agli utenti la possibilità di personalizzare la loro indagine, approfondendo gli aspetti che più li incuriosiscono. A volte, i cruscotti sono progettati specificamente per dare al top management una visione d'insieme dello stato del business, concentrandosi solo sui KPI più importanti: in questo caso, le dashboard sono conosciute con il nome più pittoresco di *management cockpit* (o cruscotti decisionali). Per mettere a fuoco le differenze tra le varie analitiche descrittive, facciamo un'analogia turistica: se il report tradizionale offre un tour guidato *all-inclusive*, costituito da tappe preimpostate e non modificabili (se non ridisegnando il report, con tutte le complessità da affrontare e le tempistiche richieste dal cambio), le dashboard interattive permettono di scorrazzare autonomamente attraverso i dati, offrendo la possibilità di intraprendere percorsi insoliti. Anche se questi ultimi detengono più potenziale strategico in virtù della maggiore versatilità che offrono, alcuni manager meno avventurosi (e in cerca di viste “statiche” e facili da

confrontare nel tempo) preferiranno ancora la comodità di ricevere report tradizionali direttamente nella loro casella di posta. Per soddisfare entrambe le esigenze contemporaneamente, le dashboard possono essere impostate in modo da offrire notifiche attraverso il meccanismo delle *subscription*: in questo caso, gli utenti possono iscriversi per ricevere una selezione di immagini o tabelle dalla dashboard via e-mail con una certa frequenza regolare o non appena i dati vengono aggiornati. Le *subscription* sono una funzionalità molto promettente in quanto evitano la duplicazione degli sforzi nell'aggiornamento delle dashboard e nella diffusione dei report.

## Predictive analytics

I metodi di predictive analytics si concentrano sulla risposta alle domande supplementari che ci si pone naturalmente dopo aver appreso ciò che è successo in passato, ovvero: “perché è successo?” e “che cosa succederà?”. Queste metodologie fanno leva su tecniche analitiche più sofisticate, talvolta basate sull'intelligenza artificiale, in quanto dovranno necessariamente andare oltre la semplice descrizione dei fatti storici e avventurarsi nella creazione di modelli probabilistici. Grazie alla predictive analytics possiamo tentare di svelare le relazioni che intercorrono tra dati diversi ed estrapolarle opportunamente in modo da anticipare un futuro possibile. Al gradino più basso tra gli strumenti di predictive analytics troviamo gli *strumenti diagnostici*: questi sono in grado di “arricchire” i report descrittivi con indicatori che cercano di spiegare le cause di quello che osserviamo nei dati. Utilizzando metodi semplici come l'analisi di correlazione, le carte di controllo (o *control chart*) e i test statistici, questi strumenti diagnostici possono evidenziare degli schemi rilevanti, facendo luce sulle ragioni per cui, per esempio, il business stia andando in un certo modo. Il livello successivo di raffinatezza è costituito dai *business alert*: in questo caso, i controlli diagnostici vengono eseguiti automaticamente e gli utenti ricevono una notifica solo quando si verifica qualche situazione degna di nota per il business (come, per esempio, il fatto che la quota di mercato di un marchio scenda sotto una certa soglia). In maniera simile, gli strumenti di *anomaly detection* (rilevazione delle anomalie) sono in grado di ispezionare continuamente i dati alla ricerca di incongruenze e fenomeni atipici che, una volta segnalati, possono essere gestiti opportunamente: per esempio, i dati generati dai sensori lungo una linea di produzione industriale possono essere utilizzati per anticipare possibili malfunzionamenti e attivare la manutenzione necessaria. L'analitica predittiva include anche metodi per anticipare il futuro generando *forecast* (previsioni) di grandezze rilevanti come le vendite, il prezzo, le dimensioni del mercato e il livello di rischio, le quali possono certamente aiutare i manager a prendere decisioni migliori e prepararsi per ciò che è in procinto di avvenire. Grazie a questi strumenti, anche il comportamento di clienti e concorrenti può essere anticipato, producendo un chiaro vantaggio competitivo e impattando positivamente il ritorno sugli investimenti (*Return on Investment, ROI*) futuri. Nel caso dei *propensity model* (modelli di propensione), gli algoritmi di intelligenza artificiale vengono adoperati per prevedere quanto un determinato cliente apprezzerà una specifica offerta commerciale o quanto è possibile che abbandoni il nostro negozio o servizio (*churn*), consentendoci di mettere in piedi e tarare le nostre attività di fidelizzazione (*retention*). Un ultimo esempio di predictive analytics è quello delle *segmentazioni*: in questo caso, utilizziamo gli algoritmi per raggruppare clienti, negozi o prodotti che mostrano un certo grado di somiglianza tra loro. Gestendo questi gruppi

omogenei in maniera definita possiamo rendere i nostri processi più snelli e migliorare l'esperienza dei nostri clienti facendola diventare personalizzata e più coinvolgente.

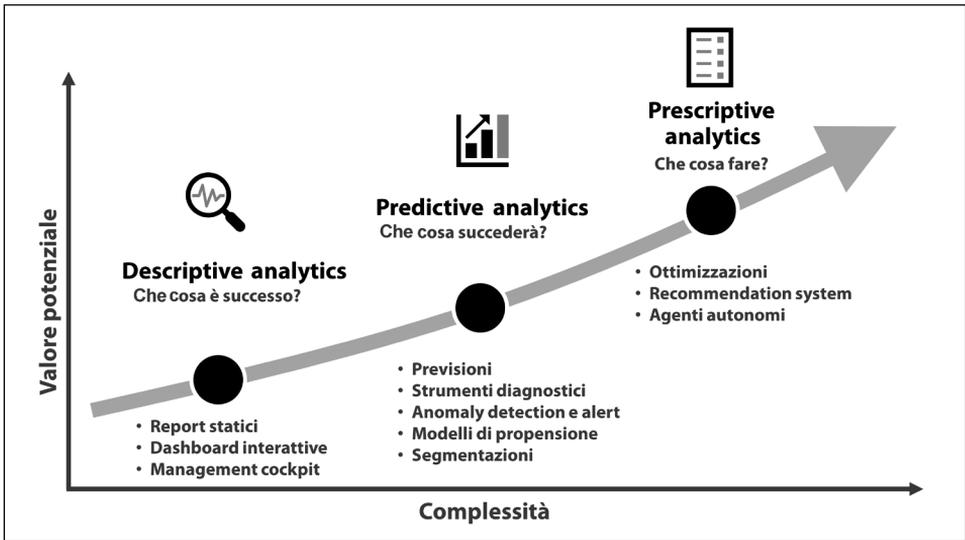
## Prescriptive analytics

Se descriptive e predictive analytics guardano al passato e ci offrono una possibile vista del futuro, gli strumenti di *prescriptive analytics* fanno un passo oltre e ci indicano direttamente quali azioni mettere in campo per raggiungere un determinato obiettivo, rispondendo quindi alla domanda *clou* che ogni manager aziendale si pone continuamente: “che cosa fare?”. Per esempio, uno strumento prescrittivo potrebbe simulare un gran numero di scenari alternativi e vagliarli sistematicamente per restituirci la “migliore ricetta” da seguire in modo da massimizzare il profitto o minimizzare i costi. Un altro esempio di strumenti analitici prescrittivi sono i cosiddetti *recommendation system* (o sistemi di raccomandazione): essenzialmente, forniscono agli utenti raccomandazioni sui prodotti. Questi algoritmi sono praticamente onnipresenti nella nostra esperienza digitale quotidiana. Quando facciamo acquisti su Amazon o siamo in procinto di selezionare la prossima serie TV da guardare tutta d'un fiato su Netflix, ci viene presentato un insieme (limitato) di opzioni particolarmente aderenti ai nostri gusti: tutto questo avviene attraverso sistemi di raccomandazione nei quali un algoritmo è in grado di “scremare” le scelte più promettenti. Il livello più sofisticato di analytics prescrittive entra in gioco nel momento in cui gli algoritmi non si limitano a raccomandarci che cosa fare ma... si mettono a farlo! Pensiamoci un attimo: alcune micro-decisioni necessarie al funzionamento di un processo di business potrebbero essere prese in *real time*, senza dare il tempo a un essere umano di approvare in maniera esplicita ogni singola raccomandazione elaborata dalla macchina. In qualche caso, gli algoritmi sono progettati per comportarsi come *agenti autonomi*, incaricati di imparare continuamente attraverso un processo iterativo. Questi algoritmi testano continuamente la loro strategia d'azione nel mondo reale e la correggono opportunamente di volta in volta che i vari tentativi vanno a buon fine (o falliscono), cercando di massimizzare i rendimenti cumulativi prodotti dalle decisioni. Questo è proprio il caso, per esempio, del trading automatizzato (una tendenza in forte crescita nell'ambito della tecnofinanza, o *FinTech*) e del *programmatic advertisement* (ovvero dell'acquisto in tempo reale di pubblicità digitale attraverso un complesso meccanismo di “aste” automatizzate).

### NOTA

Convenzionalmente, il livello descrittivo è per lo più associato al termine “Business Intelligence”, mentre gli analytics predittivi e prescrittivi sono associati ad “Advanced Analytics”. In realtà, non ci sono confini netti tra questi domini e spesso l'uso di questi termini genera confusione: il consiglio è di mettere sempre a fuoco la differenza tra descriptive, predictive e prescriptive analytics in modo da poter associare ogni gruppo di strumenti alla loro modalità di creazione di valore nel business.

Nel corso del libro, incontrerete tutti e tre questi tipi di analytics e imparerete come attivarle su casi di business. La Figura 1.1 mostra il compromesso tra il valore potenziale e la complessità da gestire nel mettere in campo questi diversi tipi di analytics.



**Figura 1.1** I tre tipi di data analytics: quanto valore volete sbloccare e quanta complessità siete in grado di affrontare? (Vedi Tavole a colori.)

## Analytics in azione

Dopo aver visto che cosa differenzia le analytics di tipo descrittivo, predittivo e prescrittivo, è il momento di vederle in azione. Katia è la Chief Data Officer (CDO) di una catena alberghiera multinazionale e vorrebbe riassumere in pochi punti gli esempi di progetti mirati allo sfruttamento dei dati (*data capability*) più significativi e di cui va personalmente più orgogliosa. Vediamo come descrive queste storie di successo.

- I membri del consiglio di amministrazione ricevono ogni mese via e-mail un report in formato PDF composto da sette pagine. Questo report include: un breve *executive summary* con il quale gli analisti sintetizzano i punti salienti sullo stato del business e una serie di tabelle e grafici che mostrano le tendenze dei KPI per paese, insegna e tipologia di hotel.
- Tutti i manager hanno accesso a una dashboard online aggiornata ogni settimana con le principali misure di interesse. La dashboard offre la possibilità di effettuare la *drill-down* a viste via via più granulari, arrivando a mostrare i livelli giornalieri di occupazione dei singoli hotel o le tariffe attualmente impostate per ogni tipo di camera.
- Gli area manager sono tutti iscritti a un servizio automatizzato di business alert in grado di emettere una notifica quando, nel corso del mese, una struttura smette di essere nella traiettoria che gli permetta di raggiungere il target concordato. Un'email automatica viene inviata quando la previsione per il mese, aggiornata con i dati più recenti, cade al di sotto di una certa soglia di confidenza rispetto al raggiungimento degli obiettivi.
- Le tariffe delle camere sono gestite dinamicamente da un sistema centrale, chiamato AutoPrice. Questo sistema simula diversi livelli di occupazione per struttura, tenendo conto della stagionalità, delle tendenze e dell'interesse mostrato dagli utenti del Web.

AutoPrice è in grado di ritoccare autonomamente le tariffe delle camere in modo da massimizzare il profitto tenendo conto delle vendite e dei costi previsti.

- I clienti iscritti al programma loyalty della catena ricevono via email proposte personalizzate per effettuare l'upgrade di una prenotazione o per acquistare a prezzo scontato un pacchetto weekend in un resort di lusso. Grazie a un propensity model, l'offerta da proporre e il livello di sconto da applicare sono tarati in modo da massimizzare la probabilità di accettazione della proposta (*redemption*) e il profitto totale generato dalla campagna.
- Gli abbonati alla newsletter sono raggruppati in quattro segmenti omogenei (a cui sono stati associati i nomi "Business", "Family", "Deal-hunters", e "Premium") in base ai loro tratti sociodemografici e agli interessi dichiarati o dimostrati durante la navigazione online. Il contenuto di ogni newsletter mensile è diversificato per segmento. Ogni nuovo iscritto è automaticamente associato a un segmento al momento dell'iscrizione.
- In risposta all'arrivo della pandemia COVID-19, gli analisti hanno costruito un modello statistico per anticipare l'imminente impatto sulle vendite per paese e hanno proposto una serie di scenari alternativi sulla loro possibile evoluzione. Sulla base di questo lavoro, l'azienda ha predisposto un piano (rivelatosi poi di successo) che prevedeva una serie di misure di risposta, tra cui: la chiusura temporanea di alcune strutture, la riconversione di una serie di ristoranti in servizio take-away e, in collaborazione con le autorità locali dei territori più colpiti, l'utilizzo delle camere per ospitare pazienti infetti che non richiedessero l'ospedalizzazione.
- In seguito all'arrivo di un competitor in Francia, il team di digital marketing ha collaborato con i data scientist per costruire una campagna pubblicitaria dedicata. Questa campagna ha permesso di reagire alla pressione competitiva in maniera efficace ed efficiente, grazie all'uso di dati e algoritmi per incrementare fortemente le risorse pubblicitarie solo nelle aree a maggior rischio di perdere clienti. Inoltre, il team ha costruito un modello di churn per inviare offerte individuali di retention a quei clienti registrati che risultassero più inclini a servirsi del nuovo concorrente.

Dobbiamo necessariamente chiedere a Katia di interrompere la sua orgogliosa declamazione di successi, altrimenti continuerebbe per qualche altra pagina! Tutti questi esempi mostrano quanto l'analisi dei dati possa essere pervasiva e versatile per un business. Ci offrono anche l'opportunità di fare alcune considerazioni di carattere generale, applicabili anche al di fuori di questo esempio alberghiero.

- I tre tipi di data analytics non sono necessariamente alternativi l'uno all'altro. In verità, questi tendono a coesistere nelle aziende: non dobbiamo necessariamente "sceglierne" uno. Per esempio, in qualunque azienda vi troviate, avrete sempre bisogno di un programma strutturato di descriptive analytics, che includa report per il management o dashboard interattive. Vi posso assicurare che, se non date abbastanza attenzione a queste esigenze "di base", non riceverete mai il supporto e la sponsorship necessari per "osare di più" ed elevare il valore dei dati con l'advanced analytics. La complessità legata a questa convivenza sarà quella di scegliere il giusto bilanciamento delle risorse tra i vari tipi di analytics, evitando di trascurarne completamente qualcuno, puntando tutto sugli altri.
- Il punto precedente si applica non solo in generale ma anche nel particolare: lo stesso aspetto specifico del modello operativo di un business può beneficiare dall'utilizzo

di tutti e tre i tipi di analytics. Prendiamo, per esempio, i processi relativi al *pricing* delle camere d'hotel: possiamo creare un report che spieghi l'evoluzione delle tariffe medie delle camere (descriptive), prevedere scenari di occupazione basati su diverse scelte di prezzo (predictive) o anche impostare automaticamente le migliori tariffe per ottimizzare il profitto (prescriptive). La verità è che esiste l'opportunità di incidere su ogni aspetto del business attraverso ciascun tipo di analytics.

- I diversi tipi di analytics possono parzialmente sovrapporsi e arricchirsi in modo incrociato. Per esempio, nel management cockpit (descriptive) potremmo aggiungere una codifica di colore diversa a seconda della probabilità che un hotel raggiunga il suo obiettivo per l'anno (predictive).
- Alcune opportunità di creare valore attraverso l'analisi dei dati sono *ad hoc*, ovvero contingenti a specifiche circostanze che si verificano *una tantum*: questo è stato il caso dei modelli per rispondere al COVID-19 o all'arrivo della concorrenza. Altre opportunità sono, invece, sistematiche e ripetitive, come il bisogno di dare aggiornamenti regolari tramite una dashboard o quello di ottimizzare i prezzi delle camere in tempo reale. La data analytics può portare valore sia ai casi *ad hoc* che a quelli regolari: sta a noi scegliere da dove partire.

Grazie a questo esempio ora abbiamo un quadro più chiaro di come sono fatti i tre diversi livelli di analitica. Prima di passare all'argomento successivo, vale la pena pensare a che cosa differenzia la business intelligence (descrittiva) dall'analitica avanzata (predittiva e prescrittiva) in termini di impatto aziendale, come riassume la Tabella 1.1.

**Tabella 1.1** L'impatto di business dei diversi tipi di analytics.

Aspetti	Descriptive (Business Intelligence)	Predictive e prescriptive (Advanced Analytics)
Base di utenti impattati	Ampia	Limitata
Complessità di implementazione	Bassa	Alta
Sponsorship richiesta dal management	Bassa	Alta
Valore potenziale	Basso	Alto

La descriptive analytics copre un ventaglio molto ampio di utenti potenziali in azienda. Dashboard e report possono essere utili a molti dei nostri colleghi, indipendentemente dai loro livelli di seniority, dal dipartimento e dalla funzione aziendale d'appartenenza. Una delle sensazioni più diffuse (e talvolta frustranti) nelle aziende è quella per cui "i dati ci sono, ma non si sa dove trovarli": più riusciamo a "democratizzare" l'utilizzo dei dati attraverso una solida offerta di business intelligence, maggiore sarà il valore economico che riusciamo a sbloccare. Considerando il grande beneficio che deriva dal permettere alle persone di analizzare autonomamente i dati di loro interesse, converrà estendere queste capability a quante più persone è possibile, ovviamente controllando sempre gli accessi in linea con le policy di riferimento. Spesso le dashboard tendono invece a essere sotto-utilizzate, o addirittura completamente dimenticate col tempo: converrà quindi pianificare sessioni regolari di formazione per permettere a tutti, compresi i nuovi arrivati, di saperle utilizzare al meglio, rinfrescando la memoria sui vantaggi legati al loro utilizzo.

Ovviamente la complessità di progettare e implementare capability di predictive e prescriptive analytics è *superiore* a quella che s'incontra con la descriptive. Avrete bisogno di business analyst e data scientist competenti (introdurremo meglio i loro ruoli specifici nelle prossime pagine) e il tempo necessario per la prototipazione e il deployment di questi strumenti è *normalmente maggiore*. Quindi, vale la pena procedere con una modalità agile e iterativa, in modo da sbloccare progressivamente il valore incrementale ed evitare di perdere lo slancio e l'entusiasmo degli stakeholder.

L'advanced analytics ha un compito più difficile da far accettare all'interno di un'azienda e richiedono una sponsorizzazione più decisa da parte del senior management. Pensateci un attimo: l'analitica descrittiva permette di prendere decisioni migliori informando le persone su ciò che sta succedendo. L'analitica prescrittiva, invece, vi dirà senza mezzi termini qual è la migliore decisione che potete prendere, limitando potenzialmente lo spazio dell'istinto dei manager nel guidare il business. Gli algoritmi che sono "incaricati" delle decisioni richiedono una concessione di fiducia più ampia per essere accettati di quanto non ne abbiano bisogno i semplici report in Excel. Più si progredisce verso l'analitica avanzata, più sarà necessario coinvolgere il top management e fargli sponsorizzare in prima persona la trasformazione. In questo modo, riusciremo a controbilanciare la naturale tendenza delle persone a "proteggere" il proprio ruolo e il loro potere da tutte le minacce, come quelle che gli algoritmi che prescrivono decisioni possono rappresentare. Come spesso avviene nella vita, alla fine otteniamo quello per cui paghiamo. L'advanced analytics è più complesso da costruire e richiede più attenzione da parte del management, ma il valore potenziale che può sbloccare è decisamente superiore a quello che può fare l'analitica descrittiva. Il mio consiglio è di cercare opportunità per elevare progressivamente il ruolo della data analytics, spostando continuamente l'asticella delle vostre ambizioni verso l'estremità destra della scala. Nel contempo, conviene non perdere di vista il potenziale valore di permettere a un gruppo ampio di colleghi di gestire il proprio business in modo più intelligente, attraverso l'accesso democratizzato ai dati tramite strumenti di descriptive analytics.

## Chi fa data analytics

La risposta breve al titolo di questa sezione è anche la più ovvia: tutti hanno un ruolo da svolgere nella data analytics, nessuno può tirarsi indietro! Infatti, tutti i knowledge worker hanno senza dubbio a che fare con i dati in qualche aspetto del loro lavoro: potrebbero interagire con le analytics in qualità di utenti di qualche dashboard o lettori di report oppure, all'altro estremo, potrebbero essere i principali creatori di una capability avanzata. Possiamo riconoscere quattro famiglie di ruoli professionali legati alla data analytics in azienda, ciascuna avente una funzione specifica e un insieme di competenze caratterizzanti.

- Gli *utenti di business* di qualsiasi funzione e livello, compresi i senior manager, interagiscono con la data analytics in una qualche misura. Anche se il loro ruolo principale è quello di fruitori, queste persone traggono grandi benefici dall'aver una comprensione di base delle tecniche di data analytics. Questa consapevolezza, seppur superficiale, si integrerà con le loro conoscenze aziendali e permetterà alle persone focalizzate sul business di "prendere il meglio" dai loro dati, interpretandoli correttamente e comunicandone il valore attraverso visualizzazioni e storie efficaci. Inoltre, la loro produttività personale sarà positivamente influenzata dall'essere in

grado di automatizzare le proprie attività di pulizia e “macinazione” dei dati usando macro in Excel o, come impareremo più avanti, creando workflow in KNIME. Infine, questi utenti dovrebbero avere una comprensione di massima di ciò che le advanced analytics potrebbero fare per loro, acquisendo i concetti fondamentali dell'apprendimento automatico e, in generale, dell'intelligenza artificiale. È ovvio che queste persone non avranno bisogno di diventare esperte. Tuttavia, finché non vedranno “che cosa è possibile”, non saranno in grado di anticipare le opportunità di applicazione della data analytics su quegli aspetti del business talvolta specifici e che solo loro conoscono approfonditamente.

- I *business analyst* (o *data analyst*) svolgono un ruolo fondamentale: mettere in connessione i due mondi, apparentemente separati e distanti, del business e dei dati. Hanno una comprensione molto solida delle dinamiche di business (mercato, clienti e concorrenti, processi e così via) poiché sono costantemente in contatto con i partner appartenenti a tutte le aree funzionali (come vendite, marketing, finanza e così via). Grazie al loro forte background aziendale, possono intercettare proattivamente le opportunità per la data analytics di “fare la differenza” e sono in grado di tradurre le esigenze di business in requisiti tecnici da soddisfare. I business analyst sono abili utilizzatori delle tecniche di data analytics (poiché devono essere in grado di estrarre *insight*, ovvero intuizioni rilevanti per il business, partendo da grandi quantità di dati) e di quelle di data storytelling (in quanto hanno bisogno di comunicare efficacemente gli insight in loro possesso). Nel contempo, sono capaci di usare strumenti e tecniche di machine learning e, all'occorrenza, saranno in grado di creare prototipi di capability analitiche avanzate, prima di “passare il testimone” nelle mani dei data scientist. Anche se non è strettamente richiesto e non è un punto focale per il loro lavoro, i business analyst possono trarre grande vantaggio dal saper scrivere codice in uno o più linguaggi di programmazione, in modo da costruire semplici *query* per l'estrazione di dati e *script* per la loro trasformazione.
- I *data scientist* predispongono capability di advanced analytic. Si propongono di essere i maggiori esperti in azienda di algoritmi di apprendimento automatico e possono implementare analisi predittive e prescrittive partendo da zero o costruendo sulla base di prototipi già esistenti. Collaborano attivamente con i business analyst, attraverso i quali riescono a mantenersi in contatto con le necessità di business più rilevanti, e con i data engineer, che fungono da partner principali nell'assicurare sostenibilità e scalabilità delle capability. Questi scienziati dei dati sono abili nel programmare e sono in grado di codificare processi complessi di trasformazione di dati e di utilizzare al meglio le librerie di machine learning più avanzate.

#### NOTA

La *data science* (o scienza dei dati) è l'ambito scientifico multidisciplinare che coniuga informatica, matematica e statistica per l'estrazione sistematica di valore dai dati. Tutti, non solo i data scientist, possono trarre beneficio dall'uso di alcuni aspetti della scienza dei dati.

- I *data engineer* (e i ruoli a essi correlati, come i system engineer e i data architect) assicurano il funzionamento sistematico di data analytics prendendosi cura della progettazione, l'implementazione e la gestione dell'infrastruttura tecnologica necessaria. Il lavoro degli ingegneri dei dati è essenziale per costruire *pipeline* ovvero flussi di dati

che siano stabilmente disponibili per le applicazioni analitiche. Essi interagiscono sia con i data scientist, per dimensionare adeguatamente le risorse computazionali e di memorizzazione necessarie e per progettare un'adeguata architettura dei dati, sia con il resto della funzione Information Technology (IT), per garantire la compatibilità della piattaforma dati utilizzata per la data analytics con i vari sistemi aziendali e assicurare standard accettabili di *information security*.

Questi quattro attori (le cui competenze sono riassunte nella Tabella 1.2), ognuno con la sua parte specifica da svolgere, copriranno insieme la stragrande maggioranza delle interazioni con l'analitica dei dati in un'azienda.

**Tabella 1.2** Matrice ruoli-competenze dei quattro attori della data analytics in azienda.

Ruolo	Conoscenza verticale del business	Data analytics e storytelling	Machine learning	Programmazione	Architettura dati
Business user	★★★★	★	★		
Business analyst	★★	★★★	★★	★	
Data scientist		★	★★★	★★★★	★
Data engineer			★★	★★	★★★

Qualunque sia il personaggio con cui vi sentite più vicini, avete certamente un ruolo da svolgere nell'estrazione di valore dai dati. Avendo chiarito che cos'è la data analytics e chi se ne occupa in azienda non ci resta che procedere al prossimo passo e chiederci di quali strumenti tecnologici abbiamo bisogno per metterla in azione.

## Tecnologia per la data analytics

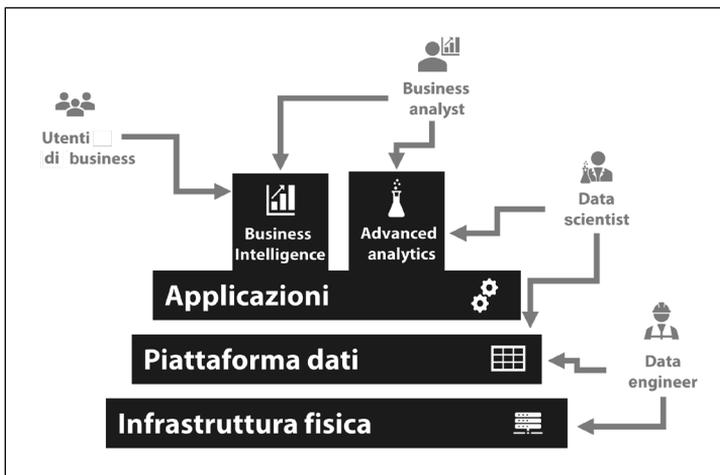
La tecnologia necessaria per poter usufruire della data analytics non è, purtroppo, descrivibile come un prodotto unico. Nella realtà abbiamo bisogno, infatti, di approntare un sistema costituito da diverse soluzioni hardware e software connesse tra loro. Per semplicità, possiamo immaginare questo insieme di strumenti come una “catasta” formata da tre strati tecnologici adagiati l'uno sull'altro, denominata *data stack*. In questa struttura ogni strato ha bisogno di quello sottostante per funzionare correttamente. È il momento di incontrare più da vicino questo modello in modo da poter riconoscere le caratteristiche fondamentali di ogni strato, partendo da quello più basso e andando verso l'alto.

- Il livello più basso della nostra pila tecnologica è costituito dall'*infrastruttura fisica*. Questa è roba che si può “toccare”: l'infrastruttura fisica è costituita da macchine modulari, chiamate *server*, o da computer dedicati alla memorizzazione e al processamento dei dati, chiamati *mainframe*, che immagazzinano ed elaborano dati. Le aziende possono decidere di costruire e mantenere una propria infrastruttura fisica (normalmente concentrata in strutture adibite allo scopo, i *data center*) o affidarsi a fornitori specializzati, detti *cloud provider*, dai quali “affittare” solo le risorse strettamente necessarie.
- Il livello intermedio è quello della *piattaforma dati*. La tecnologia a questo livello implementa un'organizzazione logica dei dati memorizzati sull'infrastruttura fisica,

che vanno così a formare un'architettura unica dei dati. Malgrado i dati possano risiedere in diversi database, a livello di piattaforma questi vengono virtualmente “unificati” in una visione d'insieme più semplice, descritta dal modello di architettura dati. A livello di piattaforma, anche la potenza di calcolo viene organizzata e messa a disposizione al piano soprastante in maniera coesa.

- Il livello superiore è formato dalle *applicazioni*. Qui è dove i metodi di data analytics vengono implementati in diverse applicazioni rivolte agli utenti. Queste applicazioni sfruttano sia i dati organizzati sia la potenza computazionale fornita dalla piattaforma dati sottostante. Alcune di queste applicazioni forniranno interfacce per gli utenti per permettere loro l'esplorazione dei dati e l'identificazione di insight: solo le applicazioni di *business intelligence*. Altre applicazioni, quelle di *advanced analytics*, permetteranno di andare oltre la semplice descrizione dei fatti passati e permetteranno di costruire previsioni o, addirittura, prescrizioni.

Questo modello di data stack a tre strati è indubbiamente una semplificazione rispetto alla realtà, molto più variegata e imperfetta, che s'incontra nelle nostre aziende. Tuttavia questo modello offre l'indubbio vantaggio di inquadrare i diversi livelli di astrazione che i dati possono avere e d'intuirne le complessità.



**Figura 1.2** Il data stack, ovvero la pila tecnologica a supporto della data analytics. Le frecce chiariscono quali ruoli interagiscono con quali strati del data stack.

I quattro ruoli che abbiamo incontrato qualche pagina fa operano a diversi livelli dello stack tecnologico, come rappresentato nella Figura 1.2. I data engineer si occuperanno della complessità dell'infrastruttura fisica dei dati e della loro organizzazione logica in una piattaforma unica. I data scientist normalmente sfrutteranno le applicazioni di advanced analytics per costruire modelli e talvolta accederanno ai dati direttamente a livello di piattaforma per godere della massima versatilità. I business analyst si sentiranno a loro agio sia con gli strumenti di advanced analytics, utili per predisporre modelli e prototipi di capability avanzate, sia con le applicazioni di business intelligence, che possono utilizzare per improntare dei percorsi di accesso ai dati (come dashboard e report) utilizzabili da

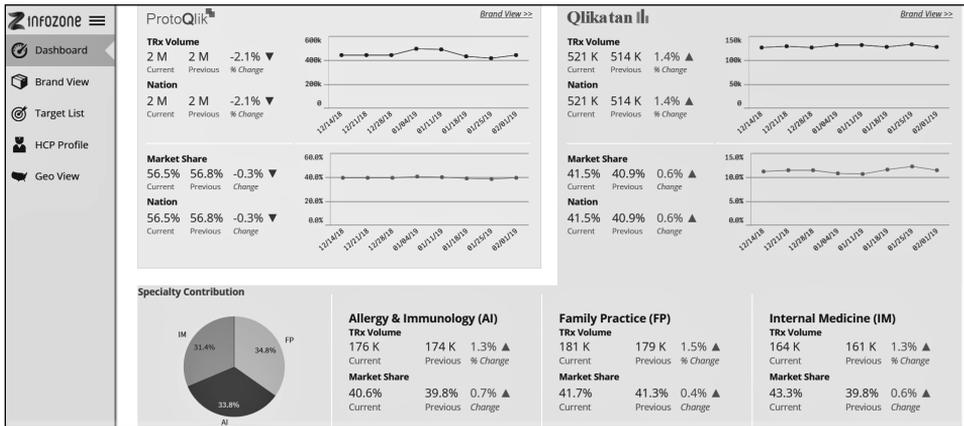
altri. I business user interagiranno esclusivamente con le interfacce di business intelligence: tutta la complessità relativa all'archiviazione dei dati e alla loro organizzazione nella piattaforma saranno (fortunatamente per loro) lontane dai loro occhi.

## La cassetta degli attrezzi per la data analytics

Fra tutte le tecnologie legate all'analisi dei dati, questo libro si concentrerà sul livello più alto del data stack, quello delle applicazioni. È qui, infatti, che avviene la “magia”: le applicazioni di data analytics permettono di trasformare i dati in effettivo valore per il business e nei prossimi capitoli imparerete come farlo agendo proprio su questi strumenti. L'offerta odierna di applicazioni di data analytics è vastissima: c'è davvero l'imbarazzo della scelta. Tutte queste applicazioni, ciascuna con i suoi punti di forza e le sue peculiarità, sono potenzialmente interessanti da esplorare. Malgrado i tanti proclami delle aziende che operano nel settore, la realtà con la quale dobbiamo fare i conti è che nessuna applicazione può, da sola, soddisfare l'intero ventaglio di esigenze analitiche di cui una qualsiasi organizzazione possa avere bisogno. Di conseguenza, il nostro compito è quello di effettuare una selezione di quel sottoinsieme di strumenti che, nel loro complesso, riescano a coprire una parte accettabile delle nostre necessità: questi strumenti selezionati andranno a formare la nostra *cassetta degli attrezzi* per la data analytics. Imparando a utilizzare e, soprattutto, a combinare efficacemente quei pochi strumenti che abbiamo inserito nel nostro “kit” di lavoro possiamo diventare autonomi ed efficaci nel mettere insieme le capability analitiche di cui abbiamo bisogno. Così come un idraulico ha le sue predilezioni sugli attrezzi da usare nel proprio lavoro, così anche voi avrete le vostre preferenze e, data la vasta disponibilità di strumenti tra i quali selezionare, potrete personalizzare a piacere la vostra cassetta degli attrezzi facendola davvero “vostra”. Ovviamente dovrete assicurarvi di scegliere il giusto “mix” di attrezzi, in modo da coprire al meglio le vostre esigenze attuali, anticipando anche quelle che verosimilmente avrete in futuro. In questo libro costruiremo insieme un kit di strumenti da cui partire. Prima di fare questo, scopriamo quali sono i quattro tipi di applicazioni analitiche tra le quali selezionare quelle che faranno parte della nostra cassetta.

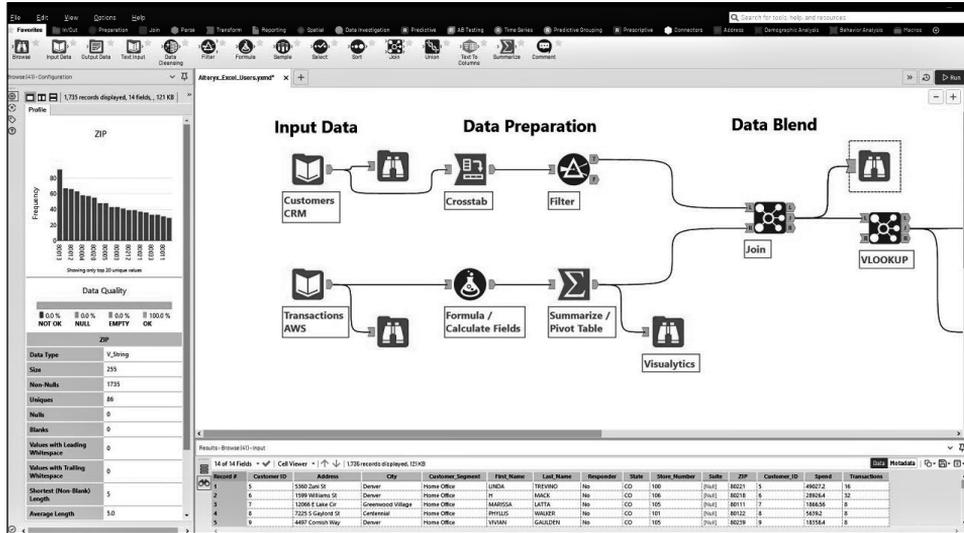
- *Fogli di calcolo*: malgrado questi strumenti abbiano una capacità di analisi abbastanza limitata, le applicazioni di fogli di calcolo sono onnipresenti nelle nostre aziende vista la loro facilità d'uso e la loro estesa portabilità che facilita la condivisione dei dati con i colleghi. Chiunque in azienda è in grado di aprire un file di Microsoft Excel (o la sua alternativa open-source OpenOffice Calc, o un servizio basato su cloud come Google Sheets) e aggiungere semplici formule di calcolo o aggregazioni attraverso delle pivot. Questi strumenti sono anche molto utili quando abbiamo bisogno di creare semplici visualizzazioni grafiche: il loro livello di personalizzazione del design di grafici e tabelle copre bene molte delle esigenze quotidiane di manipolazione e presentazione dei dati. Nel contempo, i fogli di calcolo sono inadeguati alla creazione di flussi di dati robusti e automatizzati: aggiornare anche un semplice report creato in Excel richiede passaggi manuali ed è soggetto a errori umani.
- *Business intelligence*: queste sono le applicazioni più adatte a creare dashboard interattive. Strumenti quali Microsoft Power BI, Qlikview/Qlik Sense, Microstrategy, Tableau, TIBCO Spotfire e Google Data Studio, permettono di implementare applicazioni interattive user-friendly e permettono di democratizzare i dati, rendendoli

accessibili a chi ne ha bisogno. Queste applicazioni sono dotate di una vasta scelta di tipi di grafico (che impareremo a conoscere nei Capitoli 5 e 6) da implementare e hanno la possibilità di “collegare” logicamente le varie visualizzazioni tra di loro in modo da permettere un’esperienza di esplorazione guidata dei dati. Pur offrendo la possibilità di applicare algoritmi di machine learning all’interno delle dashboard, questi strumenti da soli non sono in grado di abilitare l’advanced analytics. Il loro punto di forza è sicuramente l’abilitazione della descriptive analytics e la possibilità di metterla a disposizione su vasta scala in azienda.



**Figura 1.3** Una dashboard costruita con Qlik Sense: il pannello di navigazione a sinistra guida attraverso i diversi aspetti da visualizzare.

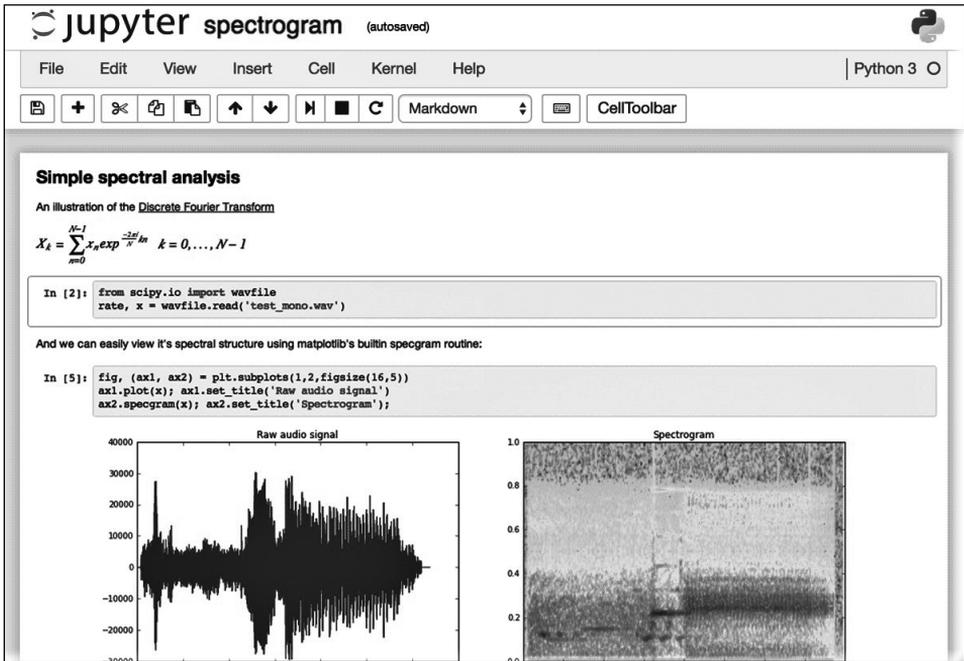
- **Low-code analytics:** questi strumenti consentono di costruire rapidamente soluzioni avanzate di data analytics senza dover scrivere codice (per questo si chiamano *low-code* o *no-code*), utilizzando il paradigma del *visual programming*, ovvero della programmazione visuale. Il loro “segreto” è l’interfaccia utente basata sul concetto di *workflow*: con questi strumenti potete “assemblare” un diagramma di flusso costituito dai vari passi di trasformazione dati di cui avete bisogno, ottenendo così un’applicazione di analytics completamente funzionante in tempi record. Grazie alla loro interfaccia intuitiva e al fatto che possano essere utilizzati senza essere esperti in un linguaggio di programmazione, applicazioni come KNIME, Rapid-Miner e Alteryx Designer possono essere utilizzate sia da professionisti esperti dei dati (come data scientist e business analyst, che ne fanno uso per prototipare velocemente soluzioni di advanced analytics) sia da business user che vogliono “andare oltre Excel” e semplificare il loro lavoro manuale (e spesso noioso) di pulizia, trasformazione e analisi dei dati.



**Figura 1.4** L'interfaccia utente di Alteryx Designer: ogni icona è un passo di trasformazione singolo, parte di un workflow più complesso.

- **Code-based analytics:** l'approccio più tradizionale per l'advanced analytics è quello di scrivere codice usando linguaggi di programmazione particolarmente adatti per la data science come Python, R e Scala. Considerando la vasta disponibilità di librerie di machine learning scritte in questi linguaggi, un data scientist può usarli per costruire soluzioni di analisi altamente personalizzate ed efficienti. Queste soluzioni possono anche essere incorporate in applicazioni real-time, connesse con tutti gli altri sistemi del panorama IT aziendale. Per costruire applicazioni di analytics basate sul codice, i professionisti dei dati utilizzano *ambienti di sviluppo integrati* (o IDE, *Integrated Development Environment*) come Rstudio per R e Jupyter Notebook, Visual Studio o PyCharm per Python.

Come abbiamo già detto, una buona cassetta degli attrezzi per la data analytics avrà bisogno di diverse tipologie di strumenti. In effetti, non dobbiamo considerare questi quattro tipi di applicazioni come alternative tra cui scegliere. È proprio il contrario: i loro punti di forza e di debolezza sono complementari e si compensano appieno solo integrandone l'utilizzo. Facciamo un esempio pratico che ci permetta di vedere questi strumenti in azione: Greta è la business analyst che focalizza il suo lavoro di analisi sulla supply chain di una casa automobilistica multinazionale. Greta ha bisogno di mettere in piedi rapidamente una data capability in grado di prevedere la domanda futura delle varie componenti necessarie alla produzione e di metterla a disposizione dei team di purchasing e dei direttori di stabilimento in tutto il mondo. Greta decide di costruire un workflow in KNIME che estrae lo "storico" delle richieste di componenti da alcuni database aziendali (purtroppo scollegati tra loro) e li integra con l'inventario corrente. Dopo una fase iniziale di esplorazione, Greta costruisce un modello predittivo della domanda utilizzando le funzionalità native di KNIME e, successivamente, lo ottimizza aggiungendo alcune linee personalizzate di codice Python direttamente in KNIME.



**Figura 1.5** Una schermata di un Jupyter Notebook: grazie a questa applicazione si può scrivere ed eseguire codice Python dal browser, attraverso un'interfaccia web.

A questo punto, Greta completa il suo flusso di lavoro con le ultime fasi di pulizia ed esporta i risultati della previsione direttamente in un dataset di Power BI. Infine, Greta costruisce una semplice dashboard costituita da alcune tabelle e semplici grafici (per lo più diagrammi a barre) in Power BI. Nella sua semplicità, questa dashboard permette agli utenti finali di esplorare i dati, filtrarli per la loro area di interesse, ed esportarli in un pratico file Excel per ulteriori analisi e condivisioni.

Greta è stata in grado di eseguire rapidamente questo lavoro perché ha usato tutta la sua cassetta degli attrezzi per la data analytics, costituita nel suo caso da KNIME, Power BI, e un po' di Python. Greta ha scelto molto bene quali strumenti utilizzare per ogni passaggio, sfruttando i loro punti di forza e adattandoli al business case specifico. Senza una cassetta degli attrezzi a portata di mano, Greta avrebbe fatto davvero molta fatica a soddisfare questa esigenza di business in un tempo così rapido.

La storia di Greta ci mostra con chiarezza la necessità di costruire una cassetta degli attrezzi versatile e completa per l'analisi dei dati. Qualunque sia il vostro ruolo in azienda, il mio consiglio è di fare come Greta e di dotarvi di una selezione di strumenti complementari per trasformare, arricchire, modellare e visualizzare i dati, in modo da beneficiare appieno della data analytics anche nelle esigenze più semplici del lavoro quotidiano.

Nel resto del libro faremo proprio questo: ci costruiremo un "kit" composto da una selezione di strumenti analitici che lavorano molto bene insieme, ovvero KNIME e Power BI. Questa coppia di applicazioni è notevolmente potente per diverse ragioni. Innanzitutto, questi software possono essere scaricati e installati sul vostro computer gratuitamente, senza dover affrontare processi di acquisto che possono richiedere tempo e denaro. Malgrado entrambi gli strumenti offrano anche una versione a pagamento, le

versioni gratuite potranno coprire la stragrande maggioranza delle funzionalità di cui avete bisogno per partire. L'altro vantaggio è che nessuno dei due tool richiede la conoscenza di un linguaggio di programmazione per poter essere utilizzato. Ciò significa che potete beneficiare appieno di questa cassetta degli attrezzi senza dover necessariamente diventare abili programmatori in Python o R, rendendo questo kit adatto a ogni professionista che utilizza i dati, non solo a data scientist a tempo pieno. Per coloro che, invece, sanno programmare (il che, ovviamente, male non fa), questo kit può essere ulteriormente ampliato integrando pezzi di codice, proprio come ha fatto Greta nel suo progetto. Infine, KNIME e Power BI si completano particolarmente bene a vicenda. Come potete vedere in Figura 1.6, questi due strumenti coprono insieme la maggior parte delle necessità che potreste incontrare sulla vostra strada, dall'automazione dei dati e il machine learning alla visualizzazione dei dati e alla predisposizione di dashboard interattive.

Tipi di strumento (ed esempi)	Indicatore per	Trasformazione dati	Advanced Analytics	Visualizzazione	Facilità d'uso
<b>Fogli di calcolo</b> (Excel/OpenOffice Calc) 	Semplici visualizzazioni e tabelle, condivisione di dati tramite file	★		★★	★★★★
<b>Business Intelligence</b> (Power BI/Tableau) 	Dashboard interattive, visualizzazioni avanzate	★		★★★★	★★
<b>Low-code analytics</b> (KNIME/RapidMiner) 	Analisi ad-hoc, Automatizzazione, Prototipazione di advanced analytics	★★★★	★★	★	★★
<b>Code-based analytics</b> (Python Jupyter/Rstudio) 	Machine learning avanzato, integrazione e scala, analytics real-time	★★	★★★★	★★	

**Figura 1.6** Un confronto tra i quattro tipi di strumenti per la data analytics: che cosa inserirete nella vostra cassetta degli attrezzi? (Vedi Tavole a colori.)

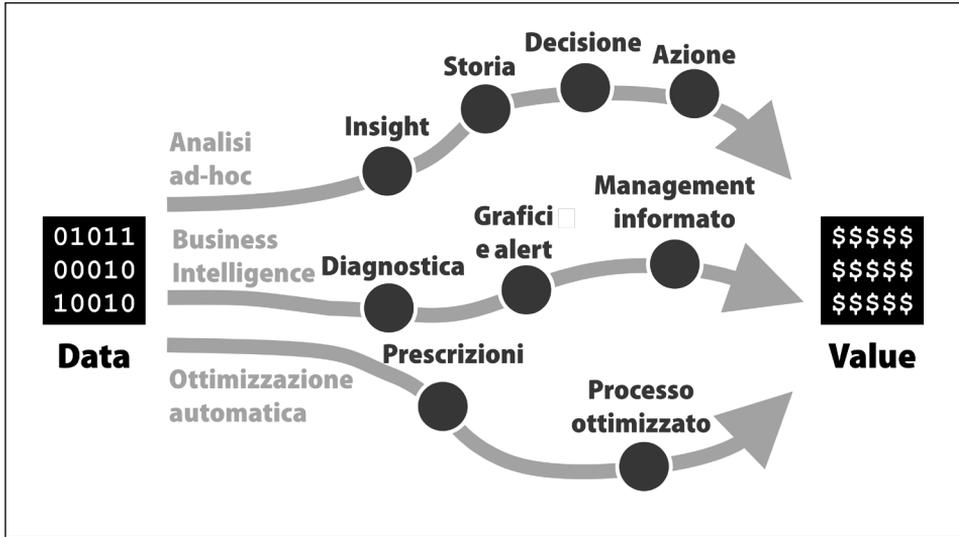
Prima di iniziare a costruire la nostra cassetta degli attrezzi e a impraticarci nel primo strumento che abbiamo selezionato, conviene fare un ultimo ragionamento su un aspetto centrale: i modi a nostra disposizione per creare pragmaticamente valore utilizzando i dati.

## Trasformare dati in valore per il business

I dati sono nulla senza la possibilità di essere trasformati in valore. Per quanto sofisticato e accurato sia il modello di machine learning che costruite, per quanto profondi siano gli insight che riuscite a svelare, i dati faranno la differenza solo nel momento in cui risultano in un'azione concreta che abbia un impatto positivo sul business. La dura realtà delle nostre aziende è che sia molto più difficile ottenere un'azione, predisporre un cambio o far prendere una certa decisione di quanto non lo sia costruire una dashboard o sviluppare un'analisi avanzata. La buona notizia è che esistono non uno ma diversi modi alternativi per ottenere un impatto sul business con la data analytics: li chiamo-

remo *percorsi data-to-value*, perché ci indicano delle possibili strade da seguire per creare valore in maniera sistematica. È importante ragionare su questi percorsi insieme prima di iniziare a lavorare sui dati, in modo da poter massimizzare fin da subito la rilevanza per il business di ciò che facciamo. I tre percorsi data-to-value più frequenti che si possono incontrare nel business sono i seguenti.

- *Analisi ad-hoc*: in questo caso si utilizzano i dati per influenzare una decisione specifica o per far luce su un'opportunità o una minaccia unica. Questo è il percorso più dispendioso in termini di tempo poiché richiede certamente molta interazione umana ma è, nel contempo, molto potente e gratificante. Attraverso l'esplorazione dei dati e, se necessario, facendo leva su alcuni algoritmi predittivi, si inizia il percorso identificando un *insight*, ovvero un'intuizione nascosta nei dati. Per massimizzare la sua possibilità di impatto, si costruisce poi una *storia* coinvolgente che sia in grado di portare i decisori a bordo con voi e renderli disposti a prendere la decisione che voi (e i dati) raccomandate. Solo quando (e se) questa decisione viene presa e messa in azione sarete nella posizione di rivendicare del valore economico dovuto alla data analytics. Molti insight, anche se di notevole interesse e novità, non hanno mai prodotto alcun valore in quanto questo percorso si è interrotto in una delle sue tappe. A volte la storia non è ben preparata e raccontata, così una buona raccomandazione finisce nella frustrante situazione di rimanere inascoltata. In altri casi, i piani raccomandati non vengono eseguiti perché non sono stati ben spiegati o non sono legati a modalità concrete di *tracking* ovvero di tracciamento del progresso. Nel resto del libro, troverete suggerimenti e tecniche per massimizzare le probabilità che la vostra analisi ad-hoc si trasformi in vero valore economico.
- *Business intelligence*: quando si segue questo percorso, il vostro obiettivo è quello di "illuminare" sistematicamente i vostri colleghi con informazioni rilevanti. Questo garantirà loro di avere una marcia in più nell'esecuzione del loro lavoro e nella presa di decisioni regolari e ciò porterà, in definitiva a incrementare sistematicamente il valore prodotto dal loro lavoro. Per mezzo di strumenti di descriptive analytics e, quando necessario, utilizzando alcuni algoritmi che permettano di diagnosticare lo stato del business, farete in modo che i dati "parlino forte e chiaro" attraverso chiare visualizzazioni e, talvolta, notifiche di business alert. Arricchendo gli altri attraverso l'analisi dei dati, si generano azioni migliori e, quindi, si aggiunge valore incrementale per il business il cui merito andrà indubbiamente assegnato alla data analytics e al vostro lavoro. Questo percorso data-to-value potrebbe apparire meno "sostanzioso" degli altri (ma non meno complesso, data la difficoltà di organizzare sistematicamente i dati per poterli mettere a disposizione di tutti), ma racchiude indubbiamente un enorme potenziale di creazione di valore in quanto può incidere sul lavoro di molte persone e lo fa senza sosta. Più avanti nel libro impareremo come trarre il meglio dalle data capability che implementino la business intelligence ricorrente.
- *Ottimizzazione automatica*: quando si prende questa strada, si usano gli strumenti di prescriptive analytics per ottenere un piano di azioni da intraprendere che viene anche eseguito in maniera automatica. In questo caso, i dati e gli algoritmi non stanno informando gli altri o raccomandando una linea d'azione: sono catapultati direttamente sul "sedile del conducente" e possono guidare autonomamente l'esecuzione dei processi aziendali. Il beneficio potenziale è vasto poiché gli algoritmi possono ottimizzare continuamente le prestazioni delle operazioni aziendali senza alcun intervento umano o, al massimo, con qualche supervisione di moderata entità.



**Figura 1.7** I tre percorsi data-to-value più frequenti: quale seguirete per primo?

È importante tenere a mente questo semplice schema e identificare quale percorso data-to-value stiamo per affrontare, di volta in volta. A seconda del percorso che prendiamo, potremmo aver bisogno di implementare un certo tipo di data analytics e recuperare gli strumenti più opportuni dalla nostra cassetta degli attrezzi. In ogni caso, avere chiarezza su come vogliamo creare valore per un business massimizzerà le nostre possibilità di successo.

## Riepilogo

Questo capitolo ci ha dato tutto il background di cui avevamo bisogno per iniziare al meglio il nostro viaggio attraverso la pratica della data analytics. Abbiamo visto le differenze fra i tre tipi di data analytics (descriptive, predictive e prescriptive) e riconosciuto il valore potenziale celato in ciascuno di essi. Ci siamo resi conto di come praticamente tutti in azienda possano trarre vantaggio dall'uso della data analytics e abbiamo familiarizzato con i diversi ruoli e le competenze necessarie a business user, business analyst, data scientist e data engineer. Abbiamo intravisto la complessità del data stack e dei diversi strati tecnologici necessari per utilizzare dati e algoritmi: in particolare, abbiamo esaminato gli strumenti che gli operatori della data analytics dovranno tenere a portata di mano nella loro cassetta degli attrezzi, individuando il grande valore della coppia formata dai nostri KNIME e Power BI. Infine, abbiamo distinto i diversi percorsi data-to-value che possiamo intraprendere per offrire ai dati il loro sbocco più ambizioso: essere trasformati in vero valore per il business.

Spero che le ultime pagine vi abbiano confermato l'enorme potenziale di business nascosto nei dati e, soprattutto, che vi abbiano dato la carica per imparare a tirarlo fuori! Ora è proprio il momento di sporcarci le mani e incontrare nel prossimo capitolo uno dei nostri preziosi compagni di viaggio nella terra della data analytics: KNIME.