POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea in Engineering & Management

Master's Degree Thesis

Business Analytics & Traditional ETL Best Practice For A Fashion Retailer

Supervisor

Prof. Marco Cantamessa

Dott. Vincenzo Scinicariello

Candidate

Luca Bregata

Accademic Year 2018/2019

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea in Engineering & Management

Master's Degree Thesis

Business Analytics & Traditional ETL Best Practice For A Fashion Retailer

Supervisor

Prof. Marco Cantamessa

Dott. Vincenzo Scinicariello

Candidate

Luca Bregata

Accademic Year 2018/2019

Alla Mia Famiglia e
alla mia ragazza
per il supporto e l'aiuto
ricevuto durante
questo viaggio.

SOMMARIO

INDICE DELLE FIGURE

INDICE DELLE TABELLE

ABSTRACT

L’evoluzione della Business Intelligence è iniziata decenni fa con i primi report mainframe, chiamati output di sistema. Essi venivano principalmente stampati su carta,

per poi essere periodicamente distribuiti ai manager. Le prime query hanno velocizzato il processo e hanno consentito ai manager tecnicamente esperti di creare report personalizzati ad hoc, ma pochi manager avevano il tempo e le competenze per farlo. L'emergere del data warehouse ha dato un grande impulso alla BI aggregando tutti i dati in un'unica posizione, dove potrebbe essere interrogato in modo interattivo senza impatto sulle applicazioni tramite l'uso di Query e rapporti online con interfacce grafiche sempre più facili da utilizzare.

L'avvento delle data warehouse, delle data mart e gli strumenti di analisi analitica hanno reso la BI accessibile a più gestori e hanno permesso ai manager di ottenere informazioni e risposte critiche in modo efficiente e rapido.

Il progetto proposto sarà dedicato alla descrizione in dettaglio della creazione di una data mart dedicata alle vendite di una azienda del fashion attraverso una soluzione ottimale di best practice di un processo ETL ottenendo come risultato lo Snowflake schema e lo Star schema, ideale per la data. Inoltre, utilizzando il processo di classificazione comprendente sia i dati aziendali che i dati ISTAT ricavati dall'omonimo sito, si ha avuto la possibilità di localizzare le area più efficaci per aprire un nuovo negozio e di offrire una spiegazione sul perché alcuni negozi sono stati chiusi in un recente passato.

Le conclusioni, saranno visualizzate in Power BI, software Microsoft per la data visualization.

INTRODUZIONE

Man mano che diventiamo una società digitale, la quantità di dati creati e raccolti cresce e accelera in modo significativo. L'analisi di questi dati diventa una sfida per gli strumenti analitici tradizionali che fanno sempre più fatica a stare al passo. È necessaria quindi una costante innovazione per colmare il divario tra i dati generati e i dati che possono essere analizzati in modo efficace.

I grandi strumenti e le tecnologie di dati offrono opportunità e sfide nel poterli studiare in modo proficuo per comprendere meglio le preferenze dei clienti, ottenere un vantaggio competitivo sul mercato e far crescere il loro business.

Le architetture di gestione dei dati si sono evolute dal tradizionale modello di data warehousing ad architetture più complesse che soddisfano requisiti differenti, come l'elaborazione in tempo reale e in batch, dati strutturati e non strutturati, transazioni ad alta velocità, etc.

Mediamente Consulting s.r.l., nata nel 2007, è una società di consulenza e progettazione specializzata in sistemi a supporto delle decisioni. In particolare, si occupa di progetti di business intelligence, data warehouse e advanced analytics in ambito Big Data.

Grazie a tali sistemi, il cliente ha la possibilità di visualizzare le informazioni e conseguentemente di prendere una decisione più consapevole basata su fatti. Pertanto, Mediamente Consulting s.r.l. supporta il cliente nella conoscenza delle proprie performance e lo aiuta ad incrementarle attraverso decisioni migliori.

Per lo svolgimento del mio progetto di tesi, sono stato inserito in un team che segue un’importante azienda di moda, che risponde alle esigenze analitiche in ambito fashion.

Il cliente si occupa di gestire il settore occhialeria in campo “Fashion Retail”. Si tratta di una holding multinazionale responsabile delle vendite di prodotti in tutto il mondo.

Al fine di massimizzare lo sviluppo del proprio marchio, l'azienda ha deciso di puntare su una nuova finestra di mercato sui prodotti Sneakers, lanciati nel febbraio 2019 alla Fashion week tenutasi a Milano su cui elaborerò una analisi e gestione delle vendite.

Anche attraverso questo progetto, l'azienda sta mettendo a punto una forma innovativa di gestione delle operazioni di analisi strategiche e operative che consente di cogliere appieno il potenziale di crescita dei suoi brand, all'interno di un mercato globale considerevole e molto competitivo, in cui il segmento di mercato sta godendo di una crescita sostanziale.

In questo modo è stato possibile garantire le attività di analisi operative e strategiche attraverso report Real-Time e parallelamente consolidare le regole per la costruzione dei report finali. Quest'ultima fase precede la costruzione del data mart nell'ambito della Produzione e sarà successivamente integrato nell'Enterprise data warehouse già esistente.

Di seguito andrò a presentare brevemente e schematicamente i capitoli in cui si compone il mio elaborato. L'illustrazione dell'intero lavoro svolto è stato possibile grazie all'ausilio di concetti teorici fondamentali e all'aiuto fornito dai miei colleghi in ambito lavorativo.

Il primo capitolo può essere considerato un'introduzione ai concetti fondamentali dei Big Data e in generale della Business Intelligence, che rappresentano lo Stato Dell'arte. Inoltre, si spiegheranno i meccanismi usati e i concetti chiave del data mining e del machine learning.

La parte centrale del mio elaborato, che corrisponde ai capitoli 2-3, sarà dedicato alla descrizione delle analisi condotte e della metodologia usata da cui sono partito per lo sviluppo del mio progetto di tesi. Sarà spiegato in dettaglio il processo ETL aziendale ottenendo come risultato lo Star Schema, ideale per la data visualization, e lo Snowflake schema, ideale per la struttura di un processo Extraction, Trasformation & Loading. Utilizzando il processo di classificazione comprendente sia i dati aziendali che i dati ISTAT ricavati dall'omonimo sito, si ha avuto la possibilità di localizzare le area più efficaci per aprire un nuovo negozio e di offrire una spiegazione sul perché alcuni negozi sono stati chiusi.

In questo modo si potrà avere una panoramica generale dei concetti applicati per svolgere il lavoro.

Infine, nell'ultimo capitolo, descriverò l'intero processo del progetto per poi concludere andando a delineare nel dettaglio i dati ottenuti tramite l'utilizzo di Power BI sul contesto applicativo in cui si è svolto il progetto, osservando e analizzando le caratteristiche e scelte implementative ottenendo così una visione strategica e decisionale che l'azienda potrà decidere di implementare o meno.

Questo capitolo risulta il più importante, in quanto verrà descritto il mio contributo al progetto, ovvero lo sviluppo di un metodo per fare reportistica su dati live, attraverso una analisi top-down, partendo dalle esigenze dell'utente e una datawarehouse già completa, per costruire le Query e Fact Table per la realizzazione di data mart formando un Database contenuto, che sarà essenziale per la progettazione e visualizzazione dei report finali.

METODOLOGIA

In questo paragrafo saranno illustrate le fasi principali del progetto aziendale.

1. **Top-Down Analysis** per comprendere e analizzare in modo completo e efficace tutte le caratteristiche rilevanti del progetto, ponendosi domande e provando a capire come ottenere risposte da esse, per poi arrivare ad ottenere una base i dati che serviranno per raggiungere l'obiettivo finale,
2. **Costruzione della Data Mart** tramite l'utilizzo di Talend Open Source, software usato per il Traditional ETL, evidenziando tutti i processi aziendali dalla Staging area della datawarehouse, dove si importeranno i file di origine (csv, Excel…);
3. **Creazione dell'ETL Best Practice Model e dello Snowflake schema** grazie alla creazione di surrogate key per le relazioni tra le tabelle, ottimizzandone le prestazioni;
4. **Creazione della Visualization Data Mart Best Practice Model e dello Star schema**, entrambi utili per essere efficienti nella rappresentazione di vari report utili per le finali decisioni aziendali del cliente;
5. **Creazione di un modulo per velocizzare il processo di aggiornamento** delle tabelle, raggruppando i job appartenenti alla stessa famiglia (Anagrafiche e Movimenti) in modo che si eseguano in contemporanea e grazie ad un sistema di avvisi di Warning/Error con conseguente invio di Email, di avere subito un Audit del problema;
6. **Utilizzo di software di Data Mining e Machine Learning** che per mezzo dell'intelligenza artificiale, implementano autonomamente diversi algoritmi in grado di eseguire un processo sempre più ottimizzato unendo i dati del datawarehouse e i dati ISTAT italiani, precedentemente estratti,
7. **Creazione di una Dashboard in Power BI** per avere un controllo e una serie di dati effettivi su tutto quello che riguarda le vendite. Grazie a questo processo è possibile estrarre risultati da fornire ai clienti in modo chiaro ed esaustivo, aiutandoli a comprendere i problemi dei loro sistemi di produzione e commercio, facendo sì che migliorino in futuro tramite la scelta di giuste e nuove azioni manageriali.

TOP-DOWN ANALISI DEL PROBLEMA

Attributi aziendali di successo nel campo della moda:

- posizione strategica;
- qualità/prezzo;
- diversificazione dei prodotti;
- innovazione;
- comodità.

Obiettivo aziendale:

- Guadagnare il più possibile avendo il minimo inventario in magazzino = costi;
- Aumentare le vendite.

Competitors:

Aziende della moda che usufruiscono della stessa tipologia di mercato.

Data Mining - Classificazione tramite algoritmo CART:

- Country;
- Tipo di negozio;
- Causa di Chiusura;
- Rimarrà aperto?
- Best Geo-Positioning per aprire un uovo negozio.

Questions

- Meglio una vetrina elegante o stravagante per attirare i clienti?
- Dopo quanto devo spostare la merce da un negozio retail ad uno outlet?
- Quante volte un mio cliente ritorna a comprare? Quante volte invece torna a comprare ma attraverso l'e-commerce?
- Quanto magazzino può permettersi questo negozio? Quanto posso rischiare di lasciare invenduto?
- Quale particolare mi differenzia e mi fa subito riconoscere da competitors?

- Meglio aprire negozi di nicchia nelle grandi città o aprire negozi negli outlet?
- Quando devo creare una promozione e per chi? Meglio a breve o lungo termine? Mi conviene fare promozioni su un singolo prodotto o basandomi sulle regole di associazione? Quando il mio numero delle vendite è sotto la media?
- Quanto cresce/diminuisce il mio marchio rispetto al settore?
- Come si stanno muovendo i miei competitors?
- Il mio cliente è premium?
- Mi conviene puntare più su una clientela puramente femminile o anche maschile?
- Quanto un periodo di saldi incide sul numero di vendite? Quanto incide, invece, sul Margine complessivo aziendale?

Dati Necessati Per L'analisi

- Prodotto (id, descrizione, categoria, data di uscita, stagionalità, caratteristiche, sesso);
- Negozi (id, posizione geografica, descrizione, tipo/canale);
- Scontrini (id, id_data, prodotto, id_cliente, valore, sconto, quantità);
- Date (id, giorno, mese, quadrimestre, semestre, anno);
- Real time delle Vendite e dei tweet in base alla localizzazione (Italia principalmente) e rispetto ai competiors;
- Dati pubblici commerciali: bilancio, Dati ISTAT su popolazione,turismo,indicatori economici.

OBIETTIVO

Il panorama della moda è stato ampiamente studiato per migliorare capire come i leaders influenzano i loro seguaci e, in cambio, fornire informazioni preziose ai decisori sul lancio e sul marketing del prodotto strategie. L'obiettivo del nostro studio è ottenere tramite il processo ETL, una Best Practice per la creazione di una data warehouse o di una data mart per un Cliente, sfruttando i dati ottenuti per ottenere delle analisi di business sulle vendite, con risultati chiari ed efficaci. Faremo un confronto con i più grandi competitors sulla tematica Sentiment & Social Analitycs, sfruttando e si terrà particolare attenzione alle vendite del 2019 con l'arrivo delle Sneakers, lanciate dall'azienda alla Fashion Week di Milano di Febbraio, per capirne le potenziali capacità di inserimento nel mercato e il valore aggiunto apportato.

I capi di moda hanno sempre un'influenza potente e irresistibile sui seguaci della moda. Pertanto, è importante scoprire le relazioni nascoste tra le caratteristiche dei consumatori e le proprietà dei loro prodotti preferiti, al fine di aiutare i fashion designer nello sviluppo del prodotto e nel marketing in lanciando le loro strategie o campagne di marketing.

In particolare, svolgerò una analisi approfondita sul territorio Italiano e sui negozi evidenziando le cause principali della chiusura di essi e tramite l'utilizzo di algoritmi di machine learning e data mining per evidenziare la tipologia e la zona geografica ideale per aprire un nuovo store.

SCHEDULING

ID	Modalità attività	Nome attività	Durata	Inizio	Fine	Predecessori
1		**FASHION RETAIL PROJECT**	**111 g**	**lun 29/04/19**	**lun 30/09/19**	
2		**Problem Statement**	**15 g**	**lun 29/04/19**	**ven 17/05/19**	
3		Objectives	5 g	lun 29/04/19	ven 03/05/19	
4		Methodology	5 g	lun 06/05/19	ven 10/05/19	3
5		Top-Down Analysis	5 g	lun 13/05/19	ven 17/05/19	4
6		**Litterature Survey**	**24 g**	**lun 20/05/19**	**gio 20/06/19**	
7		DataWareHouse	5 g	lun 20/05/19	ven 24/05/19	5
8		ETL	5 g	lun 27/05/19	ven 31/05/19	7
9		Big Data	9 g	lun 03/06/19	gio 13/06/19	8
10		Data Mining & Machine Learning	5 g	ven 14/06/19	gio 20/06/19	9
11		**Traditional ETL**	**42 g**	**lun 03/06/19**	**mar 30/07/19**	
12		L0_Staging_Area	7 g	lun 03/06/19	mar 11/06/19	8
13		L1_Trasformation	7 g	mer 12/06/19	gio 20/06/19	12
14		L1_Preloading	7 g	ven 21/06/19	lun 01/07/19	13
15		L2_Snowflake	7 g	mar 02/07/19	mer 10/07/19	14
16		L2_Starschema	7 g	gio 11/07/19	ven 19/07/19	15
17		UPDATE	7 g	lun 22/07/19	mar 30/07/19	16
18		**Data Integration from Twitter**	**20 g**	**lun 22/07/19**	**ven 16/08/19**	
19		Python Code For Extract Data	5 g	lun 22/07/19	ven 26/07/19	16
20		Kafka-Confluent	10 g	lun 29/07/19	ven 09/08/19	19
21		Sentimental Analysis	5 g	lun 12/08/19	ven 16/08/19	20
22		**Tecniques of Data Mining**	**13 g**	**lun 12/08/19**	**mer 28/08/19**	
23		**CART 1: CLOSE REASON**	**4 g**	**lun 12/08/19**	**gio 15/08/19**	
24		Metric Choice	1 g	lun 12/08/19	lun 12/08/19	20;10
25		R-Code Implementation	2 g	mar 13/08/19	mer 14/08/19	24
26		Result CART 2	1 g	gio 15/08/19	gio 15/08/19	25
27		**CART 2: BEST GEO_OPENING**	**9 g**	**ven 16/08/19**	**mer 28/08/19**	
28		Metric Choice	2 g	ven 16/08/19	lun 19/08/19	26
29		Istat Data Integration	1 g	mar 20/08/19	mar 20/08/19	28
30		R-Code Implementation	2 g	mer 21/08/19	gio 22/08/19	29
31		Cycle 1 : Regione	1 g	ven 23/08/19	ven 23/08/19	30;25
32		Cycle 2 : Provincia	1 g	lun 26/08/19	lun 26/08/19	31
33		Cycle 1 : Comune	1 g	mar 27/08/19	mar 27/08/19	32
34		Result CART 2	1 g	mer 28/08/19	mer 28/08/19	33
35		**Data Visualization**	**27 g**	**mer 31/07/19**	**gio 05/09/19**	
36		Creation of Economic Misure with DAX	1 g	mer 31/07/19	mer 31/07/19	17
37		Shop Analysis	2 g	gio 01/08/19	ven 02/08/19	36
38		Product Analysis	2 g	lun 05/08/19	mar 06/08/19	37
39		Sentimental Analysis	1 g	lun 19/08/19	lun 19/08/19	21;38
40		CART 1 Results	3 g	mar 20/08/19	gio 22/08/19	26;39
41		CART 2 Results	3 g	mer 28/08/19	ven 30/08/19	33;40
42		Overview	2 g	lun 02/09/19	mar 03/09/19	41
43		Summary	2 g	mer 04/09/19	gio 05/09/19	42
44		**Result & Conclusion**	3 g	ven 06/09/19	mar 10/09/19	17;26;34;43
45		DEADLINE	1 g	lun 30/09/19	lun 30/09/19	44

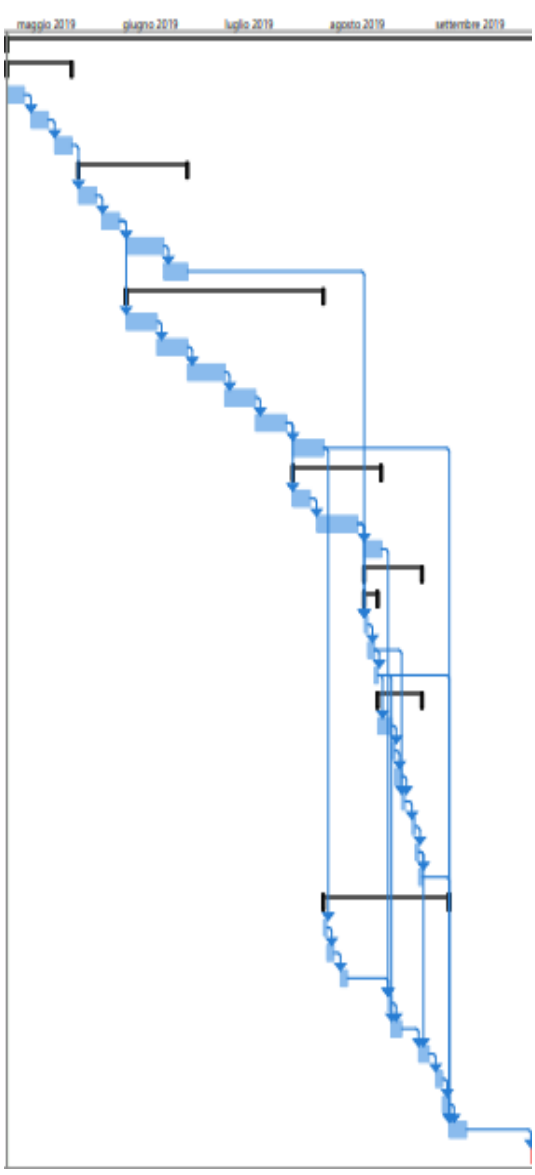


Figura 1: Project Scheduling

CAPITOLO 1: STATO DELL'ARTE

1.1 BUSINESS INTELLIGENCE

Con il termine Business Intelligence (BI) ci si riferisce ad una serie di processi aziendali che ruotano attorno ai dati, con operazioni di raccolta, elaborazione, analisi, cui scopo è quello di produrre informazioni al servizio del management strategico e tattico, che trova supporto analitico, storico e previsionale alle proprie decisioni. La BI è stata collocata altresì nel sottoinsieme operativo, poiché sta assumendo un ruolo sempre più importante anche nelle normali attività giornaliere delle aziende.

Nell'ambito lavorativo moderno, il cui scopo principale è fare business e diventare leader di mercato, le aziende si trovano sempre più frequentemente a confrontarsi con realtà differenti dalla propria. Ciò avviene tramite l'analisi del comportamento dei competitors facenti parte dello stesso settore e lo studio del mercato in cui si trovano.

L'adozione della BI da parte delle imprese permette una conoscenza più approfondita non solo di loro stesse ma anche del mercato di riferimento.

Nel periodo attuale, il "cambiamento" è all'ordine del giorno, pertanto saper leggere in anticipo le tendenze dei mercati è un fattore competitivo a cui non si può e non si deve rinunciare.

Data l'elevata mole di dati generata ogni giorno, diventa necessario trovare un metodo che:

- Permetta di raccogliere e processare dati ad alta velocità (sempre più spesso si parla di processi real-time);
- Fornisce un servizio di pulizia del dato stesso, eliminando dati sporchi, ridondanti o errati tramite i processi di ETL "Extraction, Transformation & Loading" che prelevano

i dati dai sistemi alimentanti (ERP, fogli Excel etc.) e li portano nel DWH certificandoli attraverso processi di data quality. Questo processo sarà spiegato in maniera specifica nel cap.2;

- Definisce un sistema consolidato e stabile di memorizzazione per i dati certificati (data warehouse);
- Trasforma l'informazione in fonte di conoscenza attraverso analisi di business sui dati stessi, determinando nuovi KPI.

I Big Data provengono da diverse fonti, sia interne che esterne, spesso sono in formati differenti e risiedono in posizioni multiple in numerosi sistemi legacy e altre applicazioni. I dati possono essere strutturati (dati conservati in Database relazionali, organizzati secondo schemi e tabelle rigide), non strutturati (dati conservati senza alcuno schema come forme libere di testo tra cui articoli e parti di e-mail, audio senza tag, immagini e video) o semi-strutturati (dati che presentano caratteristiche sia di quelli strutturati che di quelli non strutturati; un esempio è rappresentato dai file compilati con sintassi XML per i quali non ci sono ci sono limiti strutturali all'inserimento dei dati, ma le informazioni vengono organizzate secondo logiche strutturate e interoperabili). Dopo che i dati sono stati uniti, questi hanno bisogno di essere processati o trasformati, essendo in uno stato grezzo.

Il passo successivo consiste nella scelta della piattaforma e della tecnologia da utilizzare per le applicazioni di Big Data analytics che includono queries, reports, OLAP e data mining e alla visualizzazione, compresa in tutte queste applicazioni [22].

Un ruolo centrale in quest'ambito viene svolto dai Big Data analytics e tecnologie di business intelligence basate su come:

- *CRM & Customer Analytics*: soluzioni e tecnologie che raccolgono, organizzano e sintetizzano i dati dei clienti per aiutare le organizzazioni a risolvere i problemi di business riguardanti i consumatori attraverso tool, dashboard, portali e altri metodi negli ambiti di Marketing, Sales e Customer Service; i consumatori vengono poi segmentarli in gruppi sulla base dei comportamenti adottati, implementare azioni di Marketing personalizzate e determinare trend generali;

- *Predictive Analytics*: Analytics avanzati che implementano tecniche quali la regressione, i modelli predittivi e la statistica per analizzare i dati e i contenuti e rispondere alle domande “Cosa succederà” o “Cosa accadrà molto probabilmente?”;
- Social Analytics: tools che estraggono, analizzano e sintetizzano automaticamente i contenuti generati dagli utenti online. Questa tecnologia verrà descritto in modo approfondito nel successivo capitolo;
- *Text Analytics*: processo di estrazione delle informazioni dai testi, utilizzato per diversi scopi, tra cui il *riepilogo*, ovvero il tentativo di trovare i contenuti chiave in un grande insieme di informazioni, la *sentiment analysis*, già spiegate o per determinare cosa ha guidato un determinato commento di una persona e quindi per un fine esplicativo;
- *Web Analytics*: applicazioni analitiche utilizzate per capire e migliorare l’esperienza online del consumatore, l’acquisizione di utenti e l’ottimizzazione del digital Marketing e delle campagne pubblicitarie. Questi offrono reporting, segmentazione, gestione delle campagne e integrazione con altre fonti dati e processi.

1.2 DATAWAREHOUSE

I Data Warehouse (DWH) sono il principale strumento a supporto della Business Intelligence. Essi permettono di collezionare dati integrati, consistenti e certificati, afferenti a tutti i processi di business dell’azienda e provenienti dalle fonti operazionali. Questi dati vengono in seguito opportunatamente trasformati attraverso procedure ETL e controllati attraverso il sistema di data quality.

La qualità dei dati è un requisito fondamentale per l’intero sistema informativo, in quanto, se i dati risultano sporchi, possono oltre che causare un peggioramento delle performance aziendali, portare a prendere decisioni inopportune, comportando costi aggiuntivi e perdita di opportunità.

L’obiettivo di un DWH è pertanto quello di supportare il “*knowledge Worker*” (dirigente, amministratore, gestore, analista) per aiutarlo a condurre analisi finalizzate all’attuazione di processi decisionali e al miglioramento del patrimonio informativo, e

fornire un unico punto di accesso per tutti i dati dell'azienda resi consistenti e affidabili attraverso i processi di ETL. Il datawarehouse garantisce inoltre una profondità storica completa dei dati, poiché in esso viene persistito anche lo stato passato delle informazioni permettendo così un'analisi temporale.

Dovranno quindi essere attentamente progettati per gestire in maniera efficiente ed efficace le caratteristiche dei Big Data.

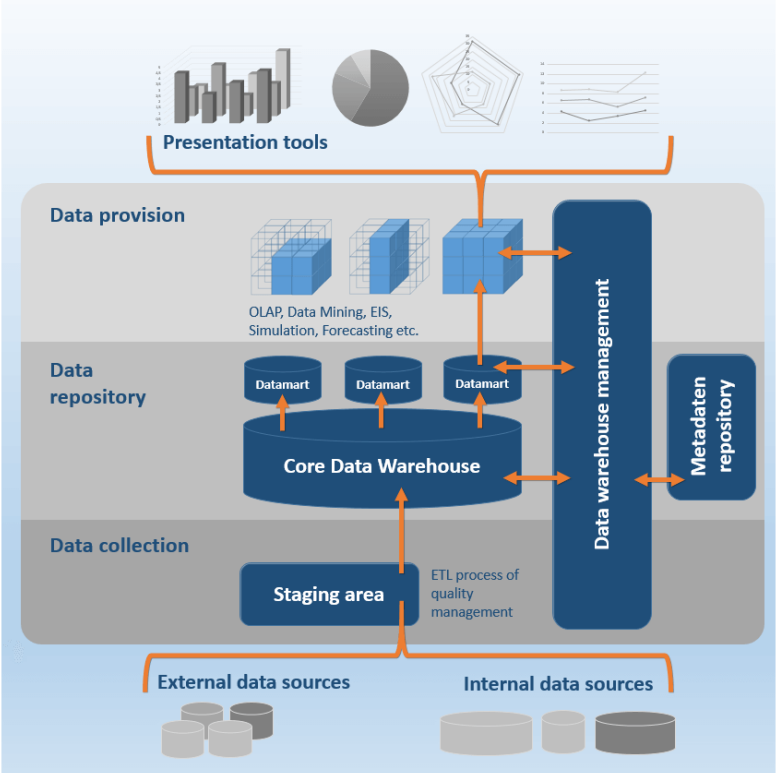


Figura 2: Datawarehouse

I Datawarehouse sono realizzati come principale base per il Decision Support System (DSS), cioè un *sistema* di supporto alle decisioni è un sistema in grado di fornire chiare informazioni agli utenti, in modo che essi possano analizzare dettagliatamente una situazione e prendere le opportune decisioni sulle azioni da intraprendere in modo facile e veloce [12]. Il DSS si appoggia su dati di uno o più database, spesso organizzati in strutture diverse con dati non omogenei.

In altre parole, un sistema di questo tipo deve supportare le attività di analisi e controllo manageriale di routine, le attività di ricerca delle cause di un problema (*focused search*)

e le attività di gestione manageriale complessa (*decision making*), permettendo inoltre un facile utilizzo ad un'utenza con un tempo disponibile ridotto e riluttante verso nuove tecnologie (soprattutto nei casi in cui non riesce a percepire in breve tempo i benefici).

Andiamo a descriverne in dettaglio le caratteristiche:

- *Orientato al soggetto*: nel data warehouse i dati sono organizzati per soggetti rilevanti come, per esempio, i prodotti, i clienti, i fornitori e il periodo di tempo, al fine di offrire tutte le informazioni inerenti una specifica area;
- *Integrato*: il data warehouse deve essere in grado di integrarsi perfettamente con la moltitudine di standard utilizzati nelle diverse applicazioni. I dati devono essere ricodificati, per risultare omogenei dal punto di vista semantico, e devono utilizzare le stesse unità di misura;
- *Variabile nel tempo*: a differenza dei dati operazionali, quelli di un data warehouse hanno un orizzonte temporale molto ampio (anche 5-10 anni), risultando riutilizzabili in diversi istanti temporali;
- *Non volatile*: i dati operazionali sono aggiornati in modo continuo; nel data warehouse i dati sono caricati inizialmente con processi integrali e successivamente aggiornati con caricamenti parziali; i dati, una volta caricati, non vengono modificati e mantengono la loro integrità nel tempo.

È possibile che un Datawarehouse sia suddiviso in diversi data mart, ognuno dei quali specifico per un solo processo di business fra quelli presenti all'interno dell'azienda (ordini, vendite, clienti, marketing, etc.). Nel capitolo 2 vedremo, per l'appunto, come una data mart relativa ad un fashion retailer.

1.2.1 Architettura Di Un Data Warehouse

In fase di progettazione risulta fondamentale stabilire quali tipologie di architettura adottare. Chiaramente, da quando sono stati idealizzati, i modelli (descritti successivamente) si sono evoluti e, di conseguenza, un DWH deve essere costruito secondo i principi moderni [10].

I pattern descritti in questo paragrafo rimangono comunque delle basi da cui partire.

***Modello di Inmon - Corporate Information Factory**:* I Datawarehouse si costruiscono nella loro totalità fin dal principio come un unico blocco monolitico; non è possibile vederli come la composizione dei DM. Viene adottata una visione Top-Down.

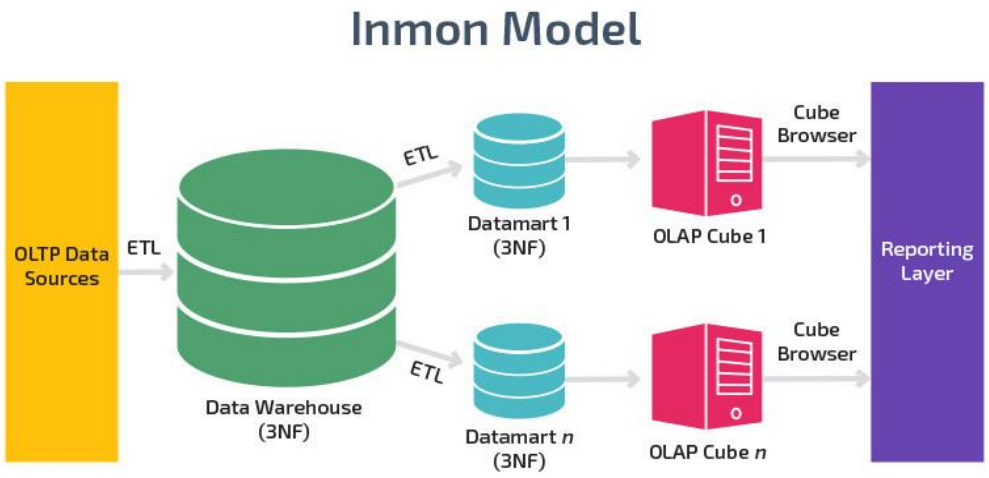


Figura 3: Modello di Inmon

***Modello di Kimball - Dimensional Model**:* adotta un approccio Bottom-up in cui il Datawarehouse nasce dall'unione dei vari data mart che riferiscono ognuno ad una specifica area di business.

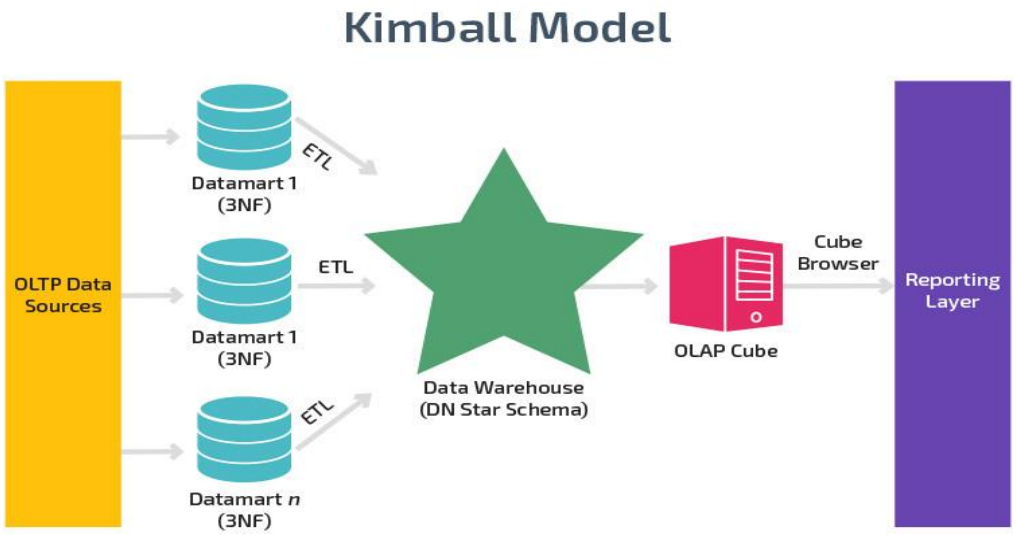


Figura 4: Modello di Kimball

È stato dimostrato che gli approcci di Inmon e Kimball funzionano per consegnare con successo i data warehouse. Esistono persino organizzazioni in cui è stata implementata una combinazione di entrambi, In un modello ibrido: il data warehouse viene creato utilizzando il modello Inmon e, oltre al data warehouse integrato, i data mart orientati ai processi aziendali vengono creati utilizzando lo schema a stella per la creazione di report. Non possiamo generalizzare e affermare che un approccio è migliore dell'altro; entrambi hanno i loro vantaggi e svantaggi, ed entrambi funzionano bene in diversi scenari. L'architetto deve selezionare un approccio per il data warehouse in base ai diversi fattori; Infine, affinché qualsiasi approccio abbia successo, deve essere attentamente studiato, discusso in dettaglio e progettato per soddisfare le esigenze di reporting della BI dell'organizzazione e dovrebbe anche integrarsi con la cultura dell'organizzazione.

1.2.2 Extraction, Transformation & Loading (ETL)

Il ruolo degli strumenti di ETL è quello di alimentare una sorgente dati singola, dettagliata, esauriente e di alta qualità che possa a sua volta alimentare il data warehouse. Le operazioni da essi svolte vengono spesso indicate con il termine *riconciliazione* che, durante il processo di alimentazione del data warehouse avviene in due occasioni: quando il DW viene popolato per la prima volta e periodicamente quando viene aggiornato. La riconciliazione consiste di quattro distinti processi detti rispettivamente:

- Extraction o Capture;
- Cleaning o Scrubbing;
- Trasformation;
- Loading.

In linea generale il confine tra pulitura e trasformazione è abbastanza nebuloso quindi per semplicità si assume che l’operazione di pulitura sia essenzialmente mirata alla

correzione dei valori dei dati, mentre la trasformazione si occupa più propriamente del loro formato.

1.2.2.1 Extraction

La Data Integration è composta da due sottofasi chiamate estrazione e pulitura.
Durante la prima sottofase i dati rilevanti vengono estratti dalle sorgenti e questa operazione può essere di tipo:

- *Statico:* viene effettuata quando il DW deve essere popolato per la prima volta e consiste concettualmente in una fotografia dei dati operazionali;

- *Incrementale:* viene usata per l'aggiornamento periodico del DW, e cattura solamente i cambiamenti avvenuti nelle sorgenti dall'ultima estrazione. L'idea alla base è quella di utilizzare i cambiamenti registrati a livello dei dati per aggiornare il DWH. I benefici derivabili sono il volume molto piccolo dei dati coinvolti di volta in volta nell'operazione rispetto all'estrazione statica, e che la maggior parte dei dati nel Datawarehouse restano invariati e vengono analizzati solo i dati che hanno subito modifiche. Vengono usate tecniche CDC (Change Data Capture) che permettono di monitorare le sorgenti dati con l'obiettivo di individuare i cambiamenti avvenuti a livello dei dati. Queste tecniche sono particolarmente importanti per la data warehouse maintenance grazie alla propagazione dei cambiamenti rilevati a livello della sorgente.

La Pulitura, invece, è la sottofase che si occupa di migliorare la qualità dei dati andando ad eliminare dati "sporchi" dovuti a duplicazioni, inconsistenze, dati mancanti, valori errati etc.
Le principali funzionalità di pulitura dei dati riscontrabili negli strumenti ETL sono la correzione e l'omogeneizzazione, che utilizzano dizionari appositi per correggere errori di scrittura e riconoscere sinonimi, e la pulitura basata su regole, che applica regole proprie del dominio per stabilire le corrette corrispondenze tra i valori.

1.2.2.2 Trasformation

È la fase centrale del processo di riconciliazione e ha l'obiettivo di convertire i dati dal formato operazionale sorgente a quello del DW. Tra le funzionalità di questo livello per l'alimentazione del livello dei dati riconciliati si hanno:

- *Conversione e normalizzazione*: operano sia a livello di formato di memorizzazione sia a livello di unità di misura al fine di uniformare i dati;
- *Matching*: che stabilisce corrispondenze tra campi equivalenti in sorgenti diverse;
- *Selezione*: che riduce, se necessario, il numero di campi e record rispetto alle sorgenti.

Nella fase di alimentazione del DW si hanno invece due sostanziali differenze: La normalizzazione viene sostituita dalla denormalizzazione e si introduce l'aggregazione che realizza le opportune sintesi dei dati.

1.2.2.3 Loading

In questa fase avviene il caricamento dei dati sul Datawarehouse attraverso due modalità alternative:

- *refresh:* i dati vengono riscritti integralmente sostituendo completamente quelli precedenti. In generale questa tecnica viene utilizzata solo durante la fase iniziale di popolamento;
- *update:* vengono aggiunti al Datawarehouse solo i cambiamenti avvenuti sui dati senza sovrascrivere ad ogni iterazione tutti i dati. Questa tecnica viene utilizzata, in abbinamento all'estrazione incrementale per l'aggiornamento periodico.

Un modo per ridurre il tempo di caricamento è quello di parallelizzare il processo ETL. Questo può si verificano in due modi: più passaggi eseguiti in parallelo e un singolo passaggio in esecuzione in parallelo.

- *Passi di carico multipli*. Il flusso di lavoro ETL è diviso in più indipendenti lavori presentati insieme. È necessario riflettere attentamente su ciò che accade ogni lavoro; l'obiettivo principale è creare posti di lavoro indipendenti. Molto più sicuro per la gestione di eventuali errori;
- *Pipeline*. Il database stesso può anche identificare determinati compiti che può eseguire in parallelo. Ad esempio, la creazione di un indice può essere in genere parallela attraverso tutti i processori disponibili sulla macchina.

1.2.2.4 Possibili Problemi Nell' ETL E Come Risolverli

Dopo che il sistema ETL è in produzione, i guasti possono verificarsi per innumerevoli motivi.

Le Cause comuni di guasti alla produzione di ETL includere:

- Errore di rete;
- Errore del database;
- Errore del disco;
- Errore di memoria;
- Errore nella qualità dei dati;
- Aggiornamento di sistema senza preavviso.

Per proteggersi da questi guasti, è necessario un solido sistema di backup e un sistema compagno di ripristino e riavvio. Devi pianificare per errori irreversibili durante il caricamento perché accadrà. Il sistema dovrebbe anticipare questo e fornire funzionalità di recupero, arresto e riavvio di arresto anomalo.

Ad esempio, Per un processo di caricamento dovrebbe impegnare serie relativamente piccole di record alla volta e tenere traccia di ciò che è stato commesso. La dimensione del set dovrebbe essere regolabile perché le dimensioni della transazione hanno implicazioni di prestazioni su diversi DBMS.

Il sistema di ripristino e riavvio viene utilizzato, ovviamente, per riprendere un lavoro che è entrato in errore e si è fermato o per far riportate l'intero lavoro indietro tramite backup e riavviarlo. Questo sistema è significativo dipende dalle capacità del sistema di backup.

Quando si verifica un errore, la reazione iniziale istintiva è tentare di salvare qualsiasi cosa sia stata elaborata e riavviare il processo da quel punto. Ciò richiede uno strumento ETL solido e affidabile funzionalità di checkpoint, in modo che possa determinare perfettamente cosa ha elaborato e cosa non deve riavviare il lavoro esattamente nel punto giusto. In molti casi, potrebbe essere meglio uscire da tutte le righe che sono state caricate come parte del processo e riavviare dall'inizio.

Per questo motivo è consigliato di progettare tabelle dei fatti con un surrogato primario a singola colonna chiave. Questa chiave surrogata è un numero intero semplice che viene assegnato in sequenza come le righe vengono create per essere aggiunte alla tabella dei fatti. Con la chiave surrogata della tabella dei fatti, puoi facilmente riprendere un carico che viene fermato o estrarre tutte le righe nel carico limitando un intervallo di chiavi surrogate.

Quanto più un processo ETL è lungo, tanto più devi essere consapevole delle vulnerabilità a causa di un errore. La progettazione di un sistema ETL modulare composto da processi efficienti, resistenti agli arresti anomali e alle interruzioni impreviste, può ridurre il rischio di un guasto con conseguente notevole recupero. Un'attenta considerazione di quando mettere fisicamente i dati scrivendoli su disco, insieme a punti di recupero accuratamente predisposti e caricamento di data / ora o di tabelle sequenziali dei fatti consente di specificare la logica di riavvio appropriata.

1.3 OLTP vs OLAP

On-Line Transaction Processing (OLTP)

A livello di database, gli On-Line Transaction Processing si basano su query multi-access veloci ed efficaci. Le principali operazioni svolte sono INSERT, DELETE e UPDATE in quanto modificano direttamente i dati. Questi ultimi vengono costantemente aggiornati e, di conseguenza, richiedono un efficiente supporto alle operazioni di riscrittura. Una caratteristica fondamentale di questi sistemi è la normalizzazione, la quale fornisce un modo rapido ed efficace per effettuare scrittura nel database.

On-Line Analytical Processing (OLAP)

L'On-Line Analytical Processing è un insieme di tecniche software per l'analisi accelerata e interattiva di grandi moli di dati, con la possibilità di farlo da punti di vista differenti. Questi sistemi si riveleranno molto utili per l'ottenimento di informazioni di sintesi, che avranno lo scopo di supportare e migliorare i processi decisionali aziendale. Esempi di strumenti OLAP sono i data warehouse, i cubi multidimensionali.

Le maggiori differenze fra i due sistemi sono riportati in tabella [10]:

Tabella 1: OLTP VS OLAP

	OLTP	**OLAP**
Finalità	Supporto all'operatività	Supporto al processo decisionale
Modalità di utilizzo	Guidata, per processi e stati successivi	Interrogazione ad hoc
Quantità di dati per operazione elementare	Bassa: centinaia di record per ogni transazione	Alta: milioni di record per ogni query
Qualità	In termini di integrità	In termini di consistenza
Orientamento	Per processo/applicazione	Per Soggetto
Frequenza di aggiornamento	Continua, tramite azioni	Sporadica, tramite funzioni esplicite
Copertura temporale	Dati correnti	Storica
Ottimizzazione	Per accessi in lettura e scrittura su una porzione di dati	Per accessi in sola lettura su tutta la base di dati

In base alla memorizzazione dei dati, si avranno diverse architetture OLAP, ognuna delle quali con i propri pro e contro [10]:

- *Relational OLAP (ROLAP):* i dati vengono memorizzati in un database relazionale come supporto al motore OLAP. Le analisi multidimensionali vengono tradotte in query, restituendo risultati in forma multidimensionale;
- *Multidimensional OLAP (MOLAP):* si ha sia il database che il motore multidimensionale. Per le operazioni di Drill-Down non è il sistema ideale, in quanto, può generare errori;
- *Hybryd OLAP (HOLAP):* unisce i vantaggi dei due sistemi precedenti. In particolare, pre-aggrega i dati in sistemi multidimensionali per un'analisi efficiente e veloce, mentre vengono ricercate in un database relazionale in caso di Drill-Down;
- *Desktop OLAP (DOLAP):* i dati vengono caricati in un sistema client e vengono calcolati dal motore in locale.

1.4 COSA SI INTENDE CON IL TERMINE BIG DATA

Il termine Big Data indica una raccolta di dati estesa in termini di *volume*, *velocità* e *varietà* che richiede tecnologie e metodi analitici specifici per l'estrazione di valore o conoscenza. Il termine è utilizzato in riferimento alla capacità di analizzare ovvero estrapolare e mettere in relazione un'enorme mole di dati eterogenei, strutturati e non strutturati, allo scopo di scoprire i legami tra fenomeni diversi e prevedere quelli futuri.

Le dimensioni variano nei diversi settori, da dozzine di terabyte a centinaia di petabyte (1000 terabyte), in base anche agli svariati strumenti software a disposizione. Esse aumenteranno sicuramente nel tempo grazie i continui avanzamenti tecnologici.

In questa definizione emergono le cosiddette 5V che caratterizzano i Big Data, ovvero il volume, velocità, varietà, veridicità e valore [2].

Il *volume* fa appunto riferimento all'enorme massa di dati generata attraverso numerosi canali.

La *velocità* si riferisce alla rapidità con cui i dati vengono acquisiti e utilizzati grazie a transazioni sempre più frequenti e veloci: le aziende non solo raccolgono i dati più velocemente, ma cercano di sfruttarli il prima possibile, spesso in real-time.

La *veridicità* riguarda la questione relativa alla qualità dei dati e al loro livello di sicurezza, la cui garanzia rappresenta una sfida molto importante. Per poter sfruttare i Big Data è necessario saper agire per poter estrarne il *valore* e, quindi, incrementare la produttività e la competitività delle aziende e creando un surplus economico per i consumatori.

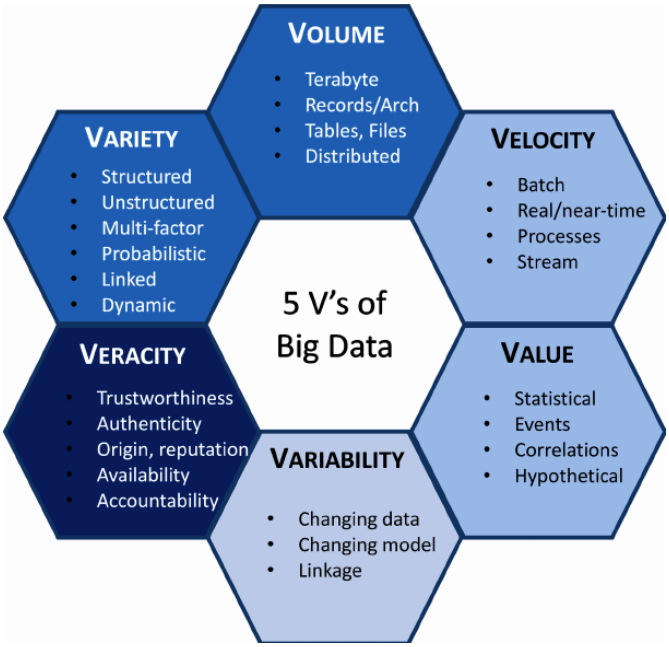


Figura 5: Le 5V dei Big Data

La *varietà* è legata alle differenti tipologie di dati disponibili provenienti da un numero crescente di fonti di dati sia strutturati sia non strutturati; in particolare è possibile identificare cinque categorie di informazioni che costituiscono i Big Data:

- Dati generati da smartphone e altri dispositivi mobile relativi a persone, attività e localizzazione, tra cui dati RFID (radio-frequency identification), dispositivi che tracciano il prodotto, e dati da dispositivi di controllo come i contatori per il monitoraggio dell'acqua o del gas;

- Dati di vendita e pricing, dati generati dall'attività delle carte fedeltà e degli eventi promozionali;
- Computer log Data, come i click streams dai siti web;
- Informazioni dai social media come Twitter e Facebook;
- Social multimediali e altre informazioni da YouTube e siti simili.

La capacità di memorizzare, aggregare i dati e di utilizzare i risultati per svolgere analisi di business profonde, è in continuo miglioramento grazie alla disponibilità di strumenti software e tecniche sempre più sofisticate combinate a una crescente potenza di calcolo. Stiamo assistendo ad un enorme cambiamento della capacità di generare, comunicare, condividere e accedere ai dati dovuto all'aumento del numero di persone, strumenti e sensori ora connessi da reti digitali. Per capire la grandezza del fenomeno, basta osservare la figura sottostante che mostra quanti dati vengono generati in un minuto.

1.4.1 Benifici e Barriere Sull'utilizzo Dei Big Data

I Big Data rappresentano una grande opportunità per le aziende e per le economie nazionali in quanto consentono di ottenere diversi benefici significativi:

- *Rivelare le variabilità delle performance e migliorare le prestazioni*: La creazione e la memorizzazione di dati transazionali in forma digitale consente alle aziende di avere dati più accurati e dettagliati su svariate performance, dallo stato dei magazzini ai giorni di malattia del personale, tutto in tempo reale o quasi. Inoltre, esse utilizzando i dati per analizzare la variabilità delle prestazioni e per capirne le cause più profonde;
- *Personalizzare le azioni:* I Big Data consentono di creare specifici segmenti di clienti chiamati cluster e di personalizzare prodotti e servizi sulla base delle loro esigenze per realizzare promozioni e pubblicità adatte ad esse;
- *Migliorare le previsioni e Supportare le persone nel processo di decision making:* Utilizzando Analytics sofisticati su interi Dataset è possibile automatizzare e migliorare i processi decisionali tramite le predizioni dei Key Performance Indicators

(KPI), minimizzare i rischi e scoprire preziosi insight; Questi benefici naturalmente non possono essere perseguiti con l'analisi e la gestione di piccoli campioni di dati tramite i fogli di calcolo. I rivenditori per esempio possono utilizzare algoritmi che consentono la messa a punto automatica e l'ottimizzazione degli inventari e dei prezzi a partire dai dati in tempo reale relativi alle vendite nei negozi e a quelle online.

- *Creare trasparenza:* Un accesso facile e tempestivo ai Big Data rende disponibile una maggiore quantità di informazione e facilita la condivisione dei dati tra le diverse unità organizzative di un'impresa;
- *Profiling dei consumatori:* La disponibilità quasi in real-time di dati da smartphone fornisce caratteristiche dettagliate sui clienti e sul loro complesso processo decisionale quando fanno acquisti: i Big Data permettono infatti di identificare i modelli comportamentali dei consumatori e far luce sulle loro intenzioni;
- *Creare nuovi prodotti e servizi, nuove tipologie di aziende e innovativi modelli di business.* Le società possono sfruttare i Big Data per migliorare lo sviluppo di modelli futuri e per creare servizi post-vendita innovativi;
- *Incrementare la produttività e la profittabilità delle aziende.* Lo sfruttamento dei Big Data può portare ad un aumento dell'efficacia e dell'efficienza delle imprese, le quali potranno realizzare più output utilizzando meno input e migliorare il livello di qualità dell'output stesso.

Questo elenco di benefici mette in evidenza come l'investimento nei Big Data porti alla creazione di valore per le aziende e quindi all'ottenimento di vantaggio competitivo nel lungo termine. Risulta quindi fondamentale per loro sviluppare competenze in questo ambito.

Nonostante le opportunità offerte dai Big Data siano enormi, c'è ancora un certo scetticismo all'interno delle aziende sui reali benefici apportati a causa degli scarsi risultati ottenuti in pratica [3].

Esistono quindi una serie di barriere da considerare, che possono essere classificate in 6 categorie:

- *Barriere tecniche*: Difficoltà di integrazione dei dati, Basso grado di influenza del business, Scarsa qualità dei dati;

- *Barriere legate alle competenze*: Difficoltà di comprensione degli strumenti analitici e di quantificazione dei benefici, Carenza di talenti, Difficoltà nella scelta del tool adatto;
- *Barriere organizzative/gestionali*: Mancanza di commitment dei top manager che non sono coinvolti nelle iniziative di Big Data, verso le quali mostrano poco interesse, risultando inefficaci;
- *Barriere culturali*: La maggior parte delle aziende non è ancora pronta e del tutto aperta alle innovazioni che i Big Data potrebbero portare, in quanto il loro sfruttamento richiederebbe significativi cambiamenti culturali e organizzativi: Inerzia.
- *Barriere economiche*: Le iniziative Big Data richiedono ingenti spese in termini di tecnologie implementate e di nuove figure professionali da assumere;
- *Barriere legate alle privacy:* I consumatori non vogliono che le loro informazioni personali, come i personal location Data e i dati elettronici generati dal loro uso di Internet, vengano utilizzate dalle aziende, soprattutto perchè non sanno dove e come queste verranno sfruttate dalle organizzazioni, le quali devono considerare anche le leggi relative alle privacy dei diversi Paesi. Tools che consentono di tracciare ogni movimento dei dipendenti e di misurare continuamente le loro performance fanno gli interessi delle organizzazioni e non dei singoli individui, che vedono minacciata la loro privacy.

1.4.2 Tecniche Per L'analisi Dei Big Data

Fino ad ora abbiamo parlato della ideologia e del valore aggiunto ch possono portare i Big Data ad una azienda. Di seguito, invece, saranno elencate le principali tecniche e le tecnologie utilizzate per aggregare, manipolare, gestire e analizzare i dati.

- *A/B testing*: tecnica in cui un gruppo di controllo viene confrontato con gruppi di test al fine di determinare quali modifiche e azioni miglioreranno una data variabile obiettivo, come il tasso di risposta a una campagna di Marketing;
- *Crowdsourcing:* tecnica utilizzata per raccogliere dati, sottoposta a un grande gruppo di persone o a una comunità, attraverso, per esempio, il Web;

- *Data integration*: insieme di tecniche che integrano e analizzano dati provenienti da diverse fonti al fine di sviluppare insight più efficienti e accurati rispetto a quelli ottenuti esaminando una singola fonte;
- *Modelli predittivi*: tecniche in cui viene creato o scelto un modello matematico per prevedere la probabilità di un risultato;
- *Data mining*: insieme di tecniche di classificazione, cluster analysis, regole associative e regressione, che permette di estrarre modelli da grandi dataset combinando metodi statistici e di machine learning con la gestione dei database;
- *Machine Learning*: parte della computer science riguardante la progettazione e lo sviluppo di algoritmi che consentono ai computer di identificare i comportamenti basandosi su dati empirici e, in particolare, di riconoscere schemi complessi e prevedere decisioni per mezzo della intelligenza artificiale;
- Natural language processing (NLP): insieme di tecniche di computer science e linguistica che si ricorrono ai computer per analizzare il linguaggio umano;
- *Regressione*: set di tecniche che permettono di determinare come il valore di una variabile dipendente cambia quando una o più variabili indipendenti vengono modificate;
- *Ottimizzazione:* insieme di tecniche numeriche utilizzate per riprogettare sistemi e processi complessi al fine di migliorare le performance relativamente a uno o più aspetti, tra cui costi, velocità e affidabilità;
- *Sentiment Analysis*: applicazione del processing natural language e di altre tecniche analitiche per identificare ed estrarre informazioni soggettive dai testi, per esempio la “polarità” (positiva, negativa o neutra) delle caratteristiche o dei prodotti su cui le persone hanno espresso un’opinione e il grado e la forza dell’opinione stessa;
- *Statistica*: scienza della raccolta, organizzazione e interpretazione dei dati, utilizzata per esprimere giudizi sulle relazioni tra variabili che potrebbero essersi verificate per caso (ipotesi nulla) e su quelle causali (statisticamente significative);
- *Data Visualization*: tecniche di creazione di immagini, diagrammi o animazioni che consentono di comunicare, capire e migliorare i risultati dell’analisi dei Big Data.

1.5 PROGETTI DI BIG DATA NEL MARKETING

Lo sfruttamento dei Big Data in ambito Marketing rappresenta un enorme potenziale, tanto che le aziende si stanno dedicando e hanno un grande interesse verso progetti che prevedono il loro utilizzo in quest'area. Oltre ai Social Analytics che affronteremo in seguito, possiamo classificarne altri 6: il Direct e il Digital Marketing, la Customer Micro-Segmentation, il Location-based Marketing, Price Optimization, l'In-store Analysis e il Cross-Selling/Up-Selling.

1.5.1 Direct E Digital Marketing

Il Direct Marketing comprende tutte le tecniche di Marketing che consentono alle aziende di comunicare in modo mirato e personalizzato direttamente con il cliente o l'utente finale. La continua e significativa crescita di internet e della sua importanza ha comportato il rapido sviluppo del Digital Marketing, che assume la forma di display advertising, contenuti su Facebook, video clip su Youtube, e-mail personalizzate e molto altro. Le aziende per fare Digital Marketing oggi possono contare sull'enorme ammontare di informazioni degli utenti, che trascorrono ore e ore al giorno su Internet, relative ai loro interessi, ai contenuti delle loro comunicazioni, agli acquisti che fanno e molto altro [4].

Il Direct Marketing si serve di molte tecniche di Big Data, oltre che per identificare i clienti più profittevoli e quelli che risponderanno con maggiore probabilità, soprattutto per profilare i clienti, in modo da prevedere anche il comportamento di quelli sconosciuti. Vengono utilizzate sia tecniche di apprendimento supervisionato, come i modelli di ottimizzazione, le reti neurali bayesiane e gli alberi decisionali sia quelle non supervisionate, tra cui il clustering. Per ottenere risultati migliori l'ideale è combinare diverse tecniche [5].

I vantaggi apportati dai Big Data al Direct Marketing sono, oltre alla personalizzazione del messaggio, la visione a 360° del cliente, l'identificazione dei contenuti, del timing e

del canale più appropriato per inviare il messaggio e la possibilità di fare questo in real time.

Da ciò deriva un incremento del tasso di conversione, ovvero del numero di visitatori che decidono di cliccare su un certo contenuto casuale o di visitare un sito web come risultato di un'azione guidata, e quindi la massimizzazione del Digital ROI, l'acquisizione di nuovi clienti e la fidelizzazione di quelli che già si rivolgono all'azienda.

1.5.2 Customer Micro-Segmentation

La molteplicità di nuove tipologie di dati e lo sviluppo di Analytics avanzati permette di avere dettagli granulari e un numero maggiore di informazioni sui consumatori e, quindi, di generare micro-segmenti molto precisi, costituti da un piccolo numero di persone. Molti Retailer affermano addirittura di essere impegnati nella personalizzazione e non più nella semplice segmentazione [1]. I tradizionali segmenti B2C (Business to Customers) e B2B (Business to Business) basati rispettivamente su dati demografici, psicografici e comportamentali e sulle dimensioni delle aziende o sui criteri di acquisto adottati sono ormai superati.

Sfruttando quindi:

- *Activity-Based Data*: click-stream data dal web, le storie degli acquisti, i dati dei call center, i dati mobile;
- *Profili dei social network*: la storia lavorativa e l'appartenenza a gruppi;
- *Sentiment Data*: associazioni a prodotti e aziende (like o follows) e commenti online.
- *Dati tradizionali*: dati delle ricerche di mercato e quelli transazionali;

È possibile costruire segmenti molto più stretti. Gli uomini di Marketing possono quindi creare offerte, prodotti e servizi personalizzati e su misura per ciascun cluster, con ovvi benefici sui ritorni. Questi dati possono inoltre essere aggiornati in real-time, riuscendo quindi ad identificare i cambiamenti dei clienti e delle loro preferenze.

1.5.3 Price Optimization

Le aziende possono sfruttare la crescente granularità dei dati sulle vendite e i potenti Analytics per ottimizzare i prezzi. L'ammontare di informazioni a loro disposizione è enorme, dalle serie storiche della domanda, ai dati relativi alle scorte, a quelli riguardanti i competitor, fino al livello delle vendite attuali. Questa base di dati è in continuo aumento considerata l'esplosione di nuovi canali di vendita online dove i consumatori possono confrontare i prezzi, incrementando la competizione tra le varie firme presenti nel mercato, andando incontro alle esigenze del cliente [6].

Da queste ingenti quantità di dati, attraverso opportuni tools, i pricing manager sono in grado di estrarre insight per definire quasi in real-time il prezzo ottimale che un consumatore è disposto a pagare per ciascun prodotto, basandosi sulle sue caratteristiche.

La price optimization può considerare, per esempio, l'elasticità della domanda al prezzo, con specifici modelli che analizzano i dati delle vendite storiche per ricavare insight sul pricing di ciascuna unità, che possono poi essere utilizzati per fare promozioni o per ridurre i prezzi, valutando i costi conseguenti. I benefici che le aziende riescono a conseguire in questo modo sono un aumento dei ricavi, dei margini e della quota di mercato.

Tuttavia, per riuscire a sfruttare i Big Data in quest'area è necessario costruire una fiducia verso il cliente, Identificare le opportunità più promettenti, che comprendono determinare quanto il consumatore vuole pagare esattamente per un dato prodotto attraverso la customer segmentation e le promozioni personalizzate, e Ascoltare i dati su cui le organizzazioni devono saper far leva. Particolare attenzione è focalizzata nel corretto utilizzo di adeguati Analytics per identificare elementi che spesso vengono trascurati e per determinare i fattori guida per ciascun cliente e prodotto che porterà alla scelta finale di prezzo [7].

1.5.4 Location-Based Marketing

Il Location-based Marketing si basa sull'adozione crescente di smartphone e di altri mobile device che generano i personal location Data, i quali permettono di conoscere posizione e comportamento delle persone in real-time sfruttando il GPS o il WI-Fi, favorendo lo sviluppo di una strategia di Marketing che considera le abitudini lavorative e di divertimento e non solo le preferenze dei consumatori. Altre fonti utilizzate sono i segnali delle torri di triangolazione cellulare e i pagamenti tramite carte di credito e di debito, le quali, attraverso il terminale del punto di vendita, rendono disponibili i dati di identificazione personale.

Quello che le aziende fanno solitamente prende il nome di il *Geo-Targeted Advertising*, ovvero effettuare azioni di advertising in tempo reale in base alla localizzazione dei propri clienti. Infatti, per ottenere enormi vantaggi, le aziende ricorrono alle push notifications, cioè delle offerte customizzate e aggiornate per un determinato cliente mentre, per esempio, cammina con in mano lo smartphone all'interno del negozio. Pertanto, lo sfruttamento dei dati di geolocalizzazione può portare ad un aumento delle vendite, ad un incremento dei profitti e ad un miglioramento della customer experience e perciò alla fidelizzazione della clientela.

Tuttavia, relativamente a questo progetto le aziende si trovano a dover affrontare due sfide: La privacy ed un trade-off, cioè se gli utenti desiderano ricevere offerte mobile quando si trovano in prossimità dello store stesso.

1.5.5 In-Store Analysis

L'in-store analysis prevede l'analisi dei dati real-time relativi al comportamento dei consumatori tramite la posizione e il percorso dei clienti all'interno dello store vengono tracciati attraverso svariate tecnologie: video camere, Wi-Fi, strumenti Bluetooth, sistemi dei punti di vendita, carte di pagamento, trasponder dei carrelli, applicazioni degli smartphone, Path Intelligence e tag RFID sulle carte d'acquisto.

Tools e Analytics, quali web dashboard, app mobile, real-time alert e strumenti di data mining, vengono utilizzati per organizzare, analizzare e visualizzare questo grande ammontare di dati, identificare trend e confrontare le prestazioni dei diversi periodi. Così facendo vengono estratti insight relativi ai comportamenti dei consumatori all'interno dello store, con l'obiettivo ultimo di migliorare la customer experience.

In particolare, gli insight ottenuti sono relativi a quanti clienti entrano nel negozio, a come si comportano gli shopper all'interno dello store e per conoscere il consumatore tramite gli attributi sesso, età, se è la prima volta che entra nel negozio, se ritorna spesso, da dove viene e quali sono i suoi interessi

Le aziende si servono di questi insight per migliorare efficacemente l'organizzazione, ovvero per ottimizzare il layout dello store, le sue caratteristiche, il posizionamento sugli scaffali e il mix di prodotti offerti per trasformare i clienti una tantum in clienti abituali, per incrementare la frequenza delle loro visite e delle loro spese migliorando la store experience, per aumentare la dimensione media della transazione e attirare un numero sempre maggiore di consumatori. Le organizzazioni mettono in atto aggiustamenti in tempo reale per ottimizzare l'intero processo d'acquisto.

1.5.6 Cross-Selling / Up-Selling

I Big Data offrono grandi opportunità per aumentare la dimensione media dell'acquisto di un consumatore sia mettendo a disposizione prodotti o servizi collegati con la scelta d'acquisto iniziale sia offrendo qualcosa di maggior valore rispetto a questa, ovvero per migliorare le azioni di Cross-Selling e di Up-Selling. Dati quali le caratteristiche demografiche dei clienti, la posizione real-time, le preferenze, la storia degli acquisti passati vengono utilizzati a tal fine. Gli algoritmi come le regole di associazione, si basano su questi dati per prevedere il comportamento dei consumatori in vari scenari di vendita ed estrarre insight per capire molto prima cosa vogliono e determinare quindi il miglior approccio [9].

I benefici che le aziende traggono sono un aumento delle vendite e dei profitti e la fidelizzazione dei clienti.

Caso esemplare è quello di Amazon che raccoglie i dati da tutti gli utenti, riconoscendo i trend nelle persone che fanno acquisti simili attraverso tools di Analytics, in modo da cogliere potenziali opportunità e in base a ciascun prodotto o servizio visitato dall'utente sul sito suggerisce "potresti anche volere" ed è proprio in questo modo che riesce ad incrementare significativamente le vendite.

1.6 KNOWLEDGE DISCOVERY IN DATABASE (KDD)

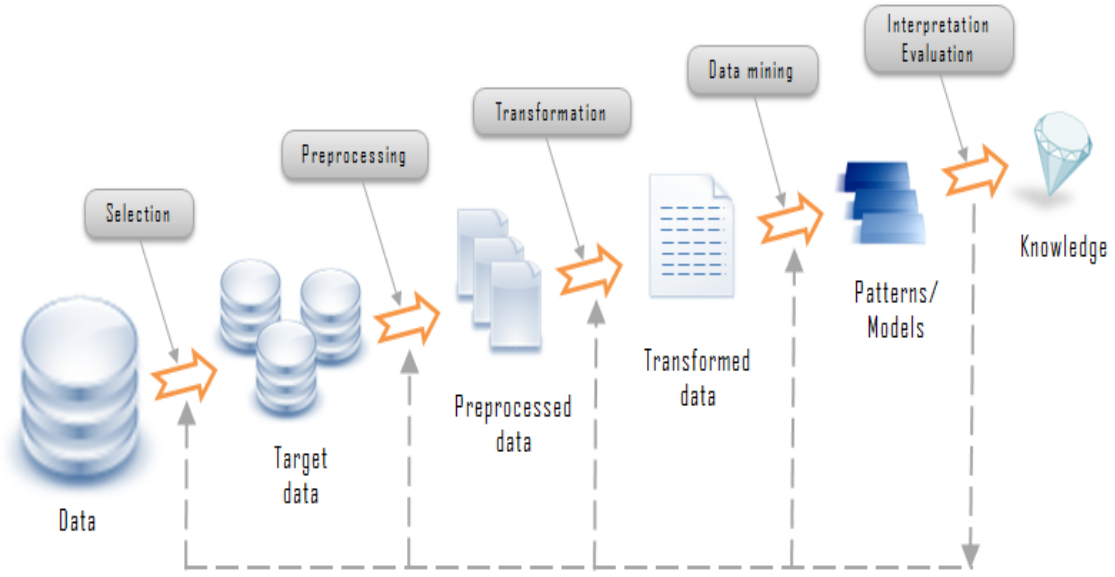


Figura 6: KDD Process

Il KDD è una procedura interattiva e iterativa, che cerca di estrarre dai dati informazioni implicite, sconosciute a priori e potenzialmente utili.

Andiamo ad analizzare ora le singole fasi:

- *Identificazione degli obiettivi*: l'oggetto di questa fase è l'individuazione dell'ambito di applicazione in cui deve essere considerato il KDD, individuando gli obiettivi da perseguire. Si tratta forse della fase più difficile sia in termini di allocazione

risorse sia perché devono essere determinate, in modo preciso, le misure del successo e i criteri per misurare successi e fallimenti. Si può fare una lista solo parziale dei molteplici aspetti che vanno presi in considerazione, alcuni sono il costo stimato del progetto e la scelta degli strumenti di data mining da utilizzare;

- *Selezione*: In questa fase deve essere selezionato l'insieme iniziale dei dati, da sottoporre all' analisi. I dati grezzi vengono segmentati e selezionati secondo alcuni criteri al fine di pervenire ad un sottoinsieme di dati, che rappresentano il nostro target. Se i dati originali sono collocati in un flat file, la creazione del target risulta molto semplice. I sistemi di gestione dei database immagazzinano e manipolano dati transazionali, ciò consente ai sistemi informatici, relativi a tali sistemi, di fare aggiornamenti e di estrarre informazioni in modo rapido. Ciò è dovuto alla strutturazione dei dati tramite modelli relazionali, il cui scopo è ridurre la ridondanza dei dati, tramite la decomposizione di singole tabelle in più strutture relazionali, ed accelerare l'accesso alle informazioni. Del resto lo scopo del DM è proprio utilizzare la ridondanza dei dati per reperire "conoscenza", ecco perché è necessario ricomporre le strutture relazionali. Si intuisce quindi che è stretto il legame tra DM e DWH, il cui scopo è proprio quello di mettere insieme i dati, e non scomporli, al fine di sfruttarne la ridondanza. Spesso è anche necessario mettere insieme informazioni estratte da più fonti, cosa che può rendere complessa la fase di selezione in quanto bisogna trasformare i dati in modo da assicurare l'omogeneità in quanto, ad esempio, la codifica dei dati deve essere uguale per tutti i record dei dati target, altrimenti l'analisi risulta di scarsa utilità;
- *Preelaborazione*: Generalmente il target data disponibile non deve essere analizzato interamente ma basta estrarne un campione opportuno, eseguendo poi un'analisi su base campionaria. Inoltre i dati devono essere pre-processati, cioè "puliti", trattando in maniera opportuna i dati anomali e mancanti. Vanno individuati i valori errati delle variabili; trovare gli errori nei dati categorici diventa un problema quando si analizzano dataset molto grandi. I dati vanno anche semplificati; queste tecniche di data smoothing sono mirate alla riduzione del numero di valori per una variabile numerica. Alcuni classificatori, come le reti neurali, utilizzano funzioni che effettuano la

semplificazione durante il processo di classificazione, eseguendo così un data smoothing interno. Due semplici tecniche di semplificazione sono il calcolo e l'arrotondamento dei valori medi;

- *Trasformazione*: I dati, per essere utilizzati, spesso devono essere trasformati; questa fase può assumere varie forme e può essere necessaria per varie ragioni. Si possono convertire tipi di dati in altri o definirne di nuovi, ottenuti attraverso l'uso di operazioni matematiche e logiche sulle variabili, eseguire delle normalizzazioni (scalamento decimale, normalizzazione min-max o con lo z-score) o addirittura eliminare delle variabili. In genere infatti gli algoritmi di DM non lavorano in modo efficiente se i dati contengono una grande quantità di variabili che non sono in grado di prevedere la classe di appartenenza. Si rende quindi utile una ricerca ed una successiva eliminazione delle variabili ridondanti e "inutili" per il problema in questione. A volte le variabili con poco potere previsivo possono essere combinate con altre per formare nuove variabili con un alto grado di capacità previsiva;
- *Data mining*: Ai dati trasformati vengono applicate una serie di tecniche in modo da poterne ricavare dell'informazione non banale o scontata. Sono gli obiettivi che si vogliono raggiungere a dare un'indicazione sul tipo di tecnica/algoritmo che deve essere applicata;
- *Interpretazione e valutazione*: Scopo di questa fase è determinare la validità del modello ottenuto con il DM; in sintesi non basta interpretare i risultati ma bisogna capire in che misura questo modello o risultato possa essere utile. Questo può essere fatto in vari modi sia attraverso un'analisi statistica che euristica o sperimentale;
- *Data Visualization*: L'ultimo obiettivo consiste nell'utilizzare ciò che è stato appreso, creando un report o un rapporto tecnico su ciò che è stato scoperto, cercando di capire in che modo sfruttare ciò che è stato scoperto.

Si capisce bene quindi che il processo di estrazione della conoscenza è lungo e piuttosto articolato, perciò, sono fondamentali le scelte che si fanno per il trattamento di anomalie o errori nei dati e l'identificazione chiara degli obiettivi che si vogliono perseguire.

1.6.1 Data Mining vs Machine Learning

Il data mining si riferisce all'estrazione di conoscenza da una grande quantità di dati ed è il processo per scoprire vari tipi di pattern che sono ereditati nei dati e che sono accurati, nuovi e utili. È un processo iterativo di creazione di un modello predittivo e descrittivo, attraverso la scoperta di tendenze e pattern precedentemente sconosciuti con grandi quantità di dati per supportare il processo decisionale. Può essere definito anche come il sottoinsieme dell'analisi aziendale, simile alla ricerca sperimentale. Le fonti del data mining sono i database e i metodi statistici.

Il Machine Learning indica un ambito di ricerca all'interno dell'Intelligenza Artificiale e, grazie all'esperienza basata sui dati, implica lo studio di algoritmi che sono in grado di estrarre informazioni automaticamente. Sono necessarie due fonti di dati: dati di addestramento e dati di test. Di solito, il Machine Learning utilizza tecniche di data mining e un altro algoritmo di apprendimento per costruire modelli di ciò che sta accadendo dietro alcuni dati in modo che possa prevedere i risultati futuri.

Ma vediamo in tabella le varie differenze:

Tabella 2: Data Mining vs Machine Learning [13]

	Data mining	**Machine learning**
Definizione	Estrarre Knowledge da una grande quantità di dati	Introdurre un nuovo algoritmo da dati e esperienza passata
Storia	Introdotto nel 1930	Introdotto nel 1950

Responsabilità	Il data mining viene utilizzato per ottenere le regole dai dati esistenti.	L'apprendimento automatico insegna al computer a imparare e comprendere le regole date.
Origine	Database tradizionali con dati non strutturati	Dati esistenti e algoritmi.
Implementazione	We can develop our own models where we can use data mining techniques for	Possiamo usare l'algoritmo di machine learning nell'albero decisionale, nelle reti neurali e in qualche altra area di intelligenza artificiale.
Natura	Manuale	Automatico
Applicationi	Usato nella cluster analysis	Usato in web search, spam filter, credit scoring, fraud detection, computer design
Tecniche	Il data mining è più di una ricerca che utilizza metodi come l'apprendimento automatico	Auto apprendimento e insegnamento fatto da task intelligenti.
Scopo	Area limitata	Vasta area.

1.7 ALGORITMI DI DATA MINING

L'obiettivo del data mining consiste nell'estrarre nuove informazioni dai dati esistenti. Come vedremo, esistono due approcci per raggiungerlo: l'apprendimento supervisionato e l'apprendimento non supervisionato [14].

- *Supervised learning*: metodologia di apprendimento automatico in cui vengono passati alla macchina degli *esempi* composti da una coppia di dati contenenti il dato originale e il risultato atteso. Compito della macchina è quello di trovare la regola (*funzione* o *modello*) con cui creare una relazione tra i due in modo tale che, al presentarsi di un esempio sconosciuto in precedenza, possa ottenere il risultato corretto. I dati sono precedentemente *etichettati*, ovvero assegnati ad una certa categoria. L'apprendimento supervisionato è utilizzato principalmente per i problemi di *classificazione*, come, ad esempio, si usa nel marketing per classificare i clienti potenziali e proporre i prodotti a cui potrebbero essere interessati sulla base del profilo e della storia degli acquisti. Un altro esempio sono i sistemi anti-spam delle email che, all'arrivo di un messaggio, riescono a decidere se una determinata email debba essere etichettata come spam o meno;
- *Unsupervised learning:* a differenza del precedente, non utilizza dati classificati e etichettati in precedenza; non sappiamo, quindi, a quale categoria essi appartengano. Alla macchina viene chiesto, quindi, di estrarre una regola che raggruppi i casi presentati secondo caratteristiche che ricava dai dati stessi. Per questo è anche definito apprendimento di caratteristiche (feature learning). Gli algoritmi in questo caso cercano una relazione tra i dati per capire se e come essi siano collegati tra di loro. Non contenendo alcuna informazione preimpostata, l'algoritmo è chiamato a creare "nuova conoscenza" (knowledge discovery). Una delle applicazioni principali è il *clustering*, ovvero il raggruppamento dei dati in gruppi omogenei definiti *cluster*. L'apprendimento non supervisionato, quindi, serve generalmente ad estrarre informazioni non ancora note.

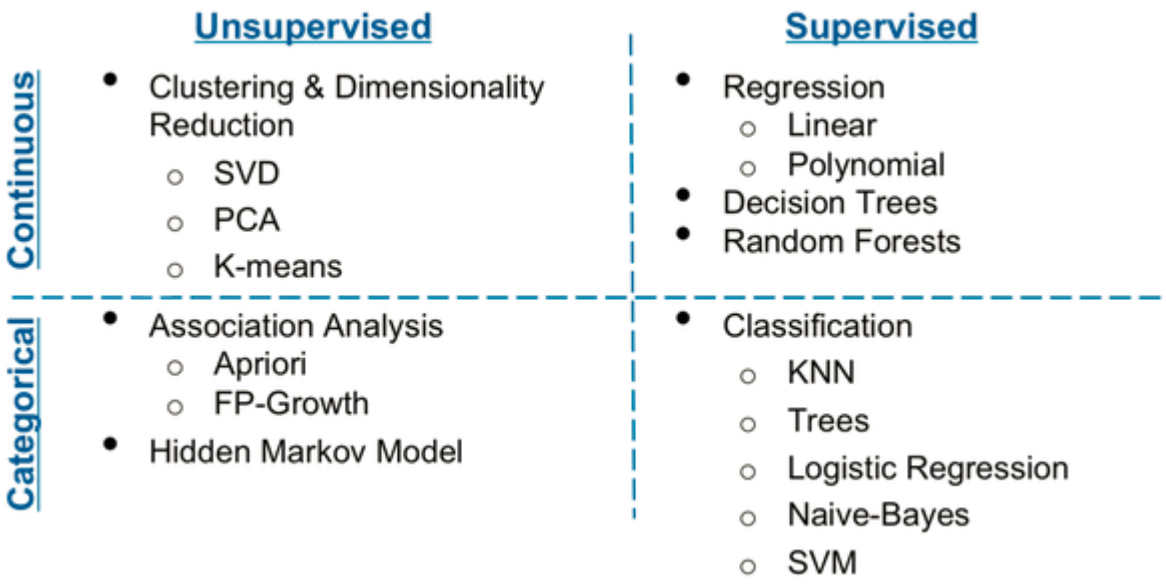


Figura 7: Data Mining Algoritms

Utilizzando alcune delle tecniche sopra citate possiamo creare modelli predittivi. Qualunque sia la loro applicazione, i modelli predittivi usano l'esperienza per assegnare punteggi e livelli di confidenza, ad alcuni risultati rilevanti in futuro. Per far ciò, bisogna dividere il processo in due fasi:

La prima fase è la formazione, in cui il modello viene creato utilizzando i dati del passato, mentre la seconda è il punteggio, in cui il modello creato viene testato con dati non visibili per vedere come ha segnato.

Non bisogna mai dimenticare che il più importante è quello di ottenere buoni risultati nei dati invisibili e non nei dati di allenamento. L'*overfitting* è la situazione che si verifica quando il modello spiega i dati dell'allenamento ma non può generalizzare per testare i dati.

Le innovazioni che utilizzano l'intelligenza artificiale e il Machine Learning sono tra le principali tendenze tecnologiche nel mondo del retail. Stanno avendo un grande impatto sul settore, in particolare nelle aziende di e-commerce che si affidano alle vendite online, dove l'uso di una qualche forma di Machine Learning è oggi molto comune, sopratutto nei retail.

Grandi retailer online come eBay, Amazon o Alibaba hanno integrato con successo le tecnologie AI nell'intero ciclo di vendita, dalla logistica di stoccaggio al servizio clienti post- vendita.

Le aziende che utilizzano i sistemi di raccomandazione ottengono aumenti delle vendite a seguito di offerte personalizzate e di una migliore esperienza del cliente. Le raccomandazioni, in genere, accelerano le ricerche e rendono più facile acquisire e fidelizzare i clienti inviando e-mail con collegamenti a nuove offerte che soddisfano gli interessi dei destinatari e si adattano ai loro profili.

Quando l'utente inizia a sentirsi compreso, è più propenso ad acquistare prodotti aggiuntivi. Conoscendo ciò che un cliente vuole e mostrandoglielo subito, è meno probabile che egli lasci la piattaforma. Ciò si traduce in una maggiore possibilità di acquisto e in una diminuzione della minaccia di perdere un cliente a favore di un concorrente.

Includendo l'offerta, la stagionalità, gli eventi esterni relativi alla tua attività (ad esempio un concerto, una partita, un festival), la domanda e l'offerta del mercato, un sistema automatico di prezzi può adeguare in modo efficiente i prezzi.

Vediamo nel dettaglio i più comuni algoritmi usati dal Machine Learning per andare in contro al cliente.

1.7.1 Clustering

L'obiettivo della clusterizzazione è di organizzare gli oggetti esaminati in gruppi, che condividono proprietà simili. Il Clustering si può considerare uno dei più importanti metodi di apprendimento non supervisionato e, come ogni metodo appartenente a questa categoria, non fa uso di identificatori determinati a priori per intuire la possibile struttura dei dati.

Esistono varie forme di clustering [15]:

1) *Clustering Esclusivo*: Ogni elemento può appartenere solamente ad un cluster, ossia le intersezioni tra i clusters sono sempre insiemi vuoti; questa procedura prende anche il nome di *Hard Clustering*;

2) *Clustering Inclusivo*: Ogni elemento può appartenere a più cluster contemporaneamente, con un indice che decreta il grado di appartenenza ad ogni cluster, procedura che prende il nome di *Soft* o *Fuzzy Clustering*;

3) *Clustering Partizionale*: Si utilizza il concetto di distanza tra gli elementi, i quali appartengono ad un particolare gruppo in base alla loro relazione con un punto significativo del dataset;

4) *Clustering Gerarchico*: Si costruisce una gerarchia di partizioni, costruita sia per aggregazione che per divisione, mediante una rappresentazione ad albero che prende il nome di *Dendogramma*. Esistono altre suddivisioni per quanto riguarda il Clustering Partizionale, più dettagliate, le quali si differenziano per la valutazione della distanza tra gli elementi e la relativa creazione dei cluster[19]. Questa tecnica si suddivide in due approcci:

    - *Agglomerativo*: Il processo inizia considerando ogni punto come un cluster, ad ogni step si unificano i punti secondo una particolare funzione di similitudine arbitraria, fino ad ottenere un cluster unico ed il relativo dendogramma. Questo approccio si basa sullo sviluppo di una *Matrice di Prossimità* tra i cluster e risulta di fondamentale importanza la funzione per il calcolo della similitudine tra due cluster;
    - *Divisivo:* Caso complementare in cui si parte da un unico cluster e si suddivide ad ogni iterazione, fino ad ottenere un numero di cluster pari al numero di punti che costituiscono la base dati.

La complessità è nell'ordine di $O(N^3)$, e come in K-Means, la presenza di outliers condiziona negativamente questo approccio.

D seguito, sono descritte le principali strategie di Clustering ed algoritmi utilizzati nell'ambito Fashion.

1.7.1.1 Clustering Basato su Centroidi (K-Means)

Il clustering basato su centroidi è di tipo partizionale e ogni cluster è rappresentato da un prototipo chiamato *centroide* che tipicamente è la media tra le distanze dei punti del cluster. Uno dei più famosi algoritmi di clustering appartenenti a questa categoria è il K-Means che richiede di specificare il numero *K* di cluster che si vogliono ottenere. L'algoritmo iterativamente elegge i *K* centroidi del cluster, ed ogni elemento viene associato al centroide più vicino. L'algoritmo è il seguente:

K-MEANS ALGORITHM
1: **function** K-Means(*clusters K*)
2: *Elezione K Centroidi*
3: **repeat**
4: *Assegnamento di ogni elemento al punto K piu´ vicino*
5: *Ricalcolo dei K Centroidi*
6: **until** *I Centroidi non variano*

Inizialmente, i centroidi vengono scelti randomicamente mentre, nelle iterazioni successive dell'algoritmo, essi consistono tipicamente nella media tra le distanze dei punti del cluster. Esistono differenti metodologie per calcolare tale distanza: *Distanza Euclidea*, *Cosine Similarity*, *Correlazione*. L'algoritmo converge per le misure di similitudine elencate. Tale convergenza si manifesta principalmente nelle prime iterazioni, seguite da una fase di assestamento. In essa, infatti, spesso la condizione di stop viene rilassata, ammettendo una soglia minima di cambiamento tra i centroidi.

La scelta dei centroidi è una fase molto sensibile, infatti vengono applicate le seguenti tecniche per risolvere, anche se non completamente, il problema:

- Si eseguono molteplici esecuzioni, stimando i centroidi in modi differenti oppure semplicemente randomicamente, in seguito si valuta la qualità del risultato ottenuto, per mezzo degli strumenti di validazione che saranno descritti in seguito.;
- Si utilizza la procedura di *Clustering Gerarchico per eseguire K* suddivisioni e si calcolano i centroidi dei cluster ottenuti, questi saranno i punti di partenza per l'algoritmo K- Means;
- Si stima un numero di centroidi $N > K$, e vengono considerati solamente i K migliori, tramite;
- tecniche di postprocessing, come eliminazione di piccoli clusters, unione di cluster molto simili tra di loro e suddivisione di cluster troppo grandi;
- Si utilizza l'algoritmo *Bisecting K-Means*, esso consiste in un approccio gerarchico attraverso il quale partendo da un unico cluster, si suddivide tramite algoritmo 2-Means un numero arbitrario di volte. Si prende l'iterazione che ha prodotto i migliori cluster e si applica ricorsivamente l'algoritmo fino a che non si ottengono i K cluster desiderati.

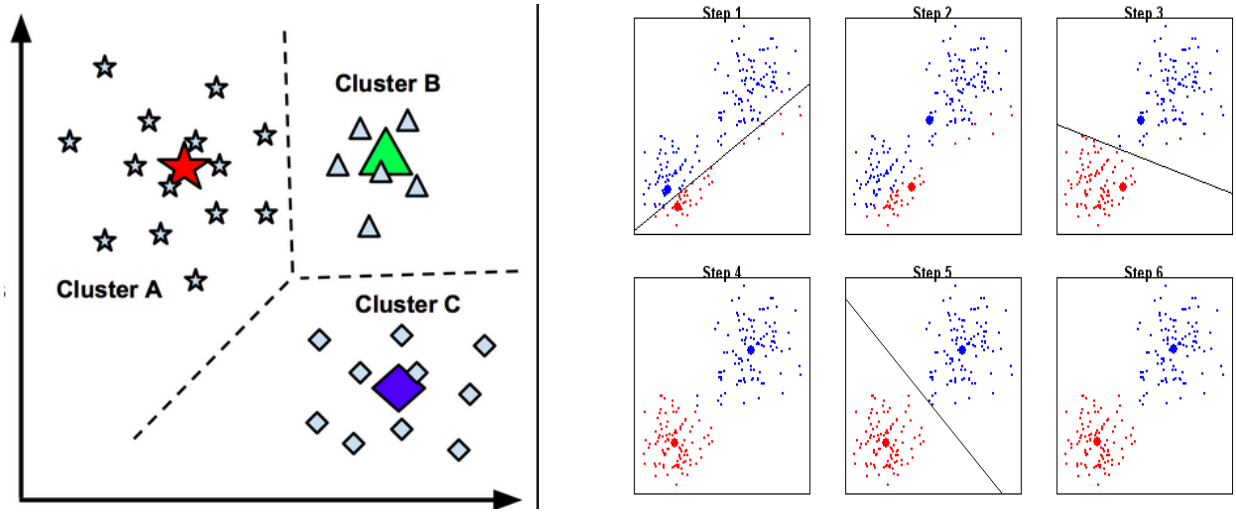


Figura 8: K-Means Algorithm

La complessità dell'algoritmo è $O(n* K * I * d)$ dove n è il numero di punti, K il numero di cluster, I il numero di iterazioni e d il numero di attributi su cui si basa la funzione per il calcolo della distanza utilizzata.

In conclusione, l'algoritmo K-Means presenta difficoltà nella gestione di dati la cui presenza di outliers è troppo elevata, infatti sono spesso eseguite procedure di *Preprocessing* per attenuare la problematica. Inoltre, come detto in precedenza, la scelta dei centroidi è spesso difficoltosa, soprattutto quando si ha a che fare con dati ad elevata densità. Tuttavia, K-Means risulta uno degli algoritmi più utilizzati soprattutto per quanto riguarda il problema della Customer Segmentation.

1.7.1.2 Density-Based Clustering

Il density-based clustering si basa sul concetto di *Densità.* L'idea di base è trovare clusters definiti implicitamente da regioni ad alta densità separate da regioni a bassa densità. Uno degli algoritmi più famosi di questa categoria è il DBSCAN che usa due parametri per identificare aree dense: un raggio ε, che serve a identificare un'area attorno ad un determinato punto, e un numero minimo di punti *MinPts* che devono essere presenti all'interno del raggio ε.

Ogni punto viene etichettato secondo 3 differenti categorie:

- *Core Point*: tutti i punti che superano la soglia *MinPts* all'interno del raggio ε;
- *Border Point*: tutti i punti che non superano la soglia *MinPts* ma nel loro raggio ε hanno almeno un Core Point;
- *Noise Point*: tutti i punti che non sono Border o Core Point.

L'algoritmo parte da un punto casuale. Sono calcolati tutti i punti compresi nel raggio ε e se contiene un numero *MinPts* di punti, viene creato un nuovo cluster altrimenti viene etichettato come Noise-Point. Il punto potrebbe essere successivamente ritrovato in quanto incluso nel raggio ε di un vicino e di conseguenza essere inserito in un cluster.

Se un punto è associato ad un cluster, sono inseriti in esso anche i punti presenti all'interno del suo raggio ε, e di conseguenza anche i loro vicini all'interno sempre del raggio stabilito. Questo processo continua fino a quando non sono stati inseriti tutti i vicini. Ogni punto a cui è associato un cluster viene marcato come visitato e l'algoritmo

prosegue eseguendo la stessa procedura per un punto successivo che non è ancora stato visitato.

L'algoritmo ha complessità $O(n^2)$ che tuttavia può essere ridotta a $O(n \log n)$ tramite utilizzo di strutture indicizzate per l'interrogazione del vicinato.

Il punto di forza di questo approccio è dato dalla buona gestione di outliers e dalla conseguente capacità di riuscire a gestire cluster di forme e dimensioni molto differenti. Tuttavia, risulta inefficiente quando si ha a che fare con dati che son caratterizzati da densità troppo variabili. È molto usato per clusterizzare tramite la Geo-localizzazione.

1.7.2 Classification And Regression Trees (CART)

CART è una procedura non parametrica dove non è necessario pre-testare la normalità o altre assunzioni che riguardano la distribuzione statistica dei dati. L'albero finale include solo le variabili indipendenti che risultano essere predittive della variabile dipendente; le altre variabili indipendenti non predittive non hanno effetto sul risultato finale; anche sotto questo aspetto CART si differenzia dalle altre procedure statistiche tradizionali. Con il termine classificazione si intende il processo che data una collezione di record, denominata *Training Set,* cerca di costruire un modello in grado di attribuire una caratteristica, denominata *attributo Classe,* basandosi sulla combinazione delle altre proprietà che caratterizzano il singolo individuo della popolazione. Una volta ottenuto il modello, esso può essere usato per predire la classe di nuove istanze di record per cui la classe è sconosciuta.

La struttura di un classification tree include i nodi non terminali (*parent nodes*), i quali hanno due discendenti diretti (*child nodes*), ed i nodi terminali che non subiscono ulteriori bipartizioni (*terminal nodes*). Il primo nodo radice (*root node*) contiene tutte le osservazioni. Dal nodo radice discendono due "nodi figli". Ogni child node, che indichiamo con la lettera t contiene un sottocampione del campione originale, in cui i membri condividono le stesse caratteristiche, che influenzano la variabile dipendente di interesse. Ogni t, a sua volta, costituisce un potenziale parent node che può essere

ancora suddiviso in due child node. Il processo continua fino a che l'albero non termina la sua crescita. I nodi terminali sono i nodi finali dell'albero decisionale e contengono insiemi di osservazioni che vanno a formare classi molto omogenee al loro interno e il più possibile eterogenee tra loro.

Vi sono alcuni step importanti da seguire quando si costruisce un albero decisionale con la procedura CART; gli step includono: adottare un criterio di bontà della tecnica con i cui i nodi vengono suddivisi da parent nodes a child nodes (split criterion); stabilire una regola di arresto di crescita dell'albero (stopping rule).

Per scegliere le split criterion si utilizza generalmente una tecnica di *Recursive Binary Splitting.*
Il metodo è binario e ricorsivo: binario, poiché ogni parent node si divide in due discendenti diretti, e ricorsivo, poiché i nodi (non terminali) nati dalla suddivisione del parent node in due discendenti diretti possono diventare, a loro volta, parent node e suddivisi in due nodi successivi.

Gli alberi decisionali con molti nodi e numero di divisioni possono portare a un sovradattamento dei dati (definito più propriamente dal termine *overfitting*). Ciò significa che il modello risulta di difficile interpretazione in quanto diventa inaccurato per previsioni successive ed ha bisogno delle stopping rule. I metodi per evitare questo problema sono impostare un numero minimo di dati di allenamento da utilizzare su ciascun nodo foglia o impostare la profondità massima del modello, che si riferisce alla lunghezza del percorso più lungo dal nodo radice al nodo foglia.

I differenti algoritmi esistenti si differenziano in base alla strategia impiegata sui singoli nodi, per la valutazione dello Split. Esistono infatti differenti indici per la validazione di una classificazione:

- *GINI INDEX* identifica la qualità dello split. Considerando *p(i)* la frequenza relativa della classe *i* al nodo:

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^{c} (p_i)^2$$

- *GAIN INDEX*: si basa sul concetto di *entropia*, indice relativo alla omogeneità del nodo, ottenuta eseguendo un particolare split sul nodo p_i:

$$Entropy = \sum_{i=1}^{c} -(p_i) * log_2(p_i)$$

1.7.2.2 Altri Tipi Di Classificatori

- *Basata su Istanze*: Consiste in una famiglia di algoritmi i quali, anzi che eseguire generalizzazioni esplicite, confrontano nuove istanze direttamente con i record analizzati e opportunamente memorizzati dal training set. Degna di nota è la procedura Nearest-Neighbor che utilizza una particolare ed arbitraria metrica per il calcolo della distanza ed un parametro k rappresentante il numero minimo di vicini da estrarre [15]. Per ogni record che deve essere classificato, si calcola la distanza dal training set identificando i k record ritenuti più vicini e si usano i valori assunti dai loro attributi per classificare il record in esame;
- *Classificatore Byesiano:* Consiste in un framework probabilistico per risolvere il problema della classificazione. Si considerano gli attributi e la classe come variabili casuali Si basandoci fortemente sul concetto di Probabilità Condizionata. Dato un record con attributi (A1, A2, ..., An), l'obiettivo è quello di prevedere la classe C, ossia vogliamo trovare il valore di C che massimizza la probabilità P (C A1, A2, ..., An). Ne segue il Teorema di Bayes:

$$P\ (C|A) = \frac{P(A|C) *\ P(C)}{P(A)}$$

  Grazie al teorema di Bayes, si ottiene un problema di ottimizzazione equivalente che consiste nel trovare C che massimizza: P (A|C) = P(A,C) . Esistono differenti modi per la stima di tale probabilità basandosi sui dati, come distribuzione normale, stima di densità, m-estimate, Laplace [15];
- *Support Vector Machine (SVM):* La classificazione viene eseguita trovando l'iperpiano che massimizza il margine tra due classi. I vettori (possibili attributi della

classe) che definiscono l'iperpiano, sono definiti vettori di supporto. Il vantaggio di questo metodo consiste nel fatto che se i dati sono linearmente separabili, allora esiste un minimo globale unico. Una SVM ideale dovrebbe produrre un iperpiano che separa completamente i vettori di due classi non sovrapposte. In genere, la completa separazione non è sempre possibile, ma spesso si arriva ad ottenere un modello con troppi possibili casi che comporta una classificazione non corretta [18].

La *Validazione* di questi processo è di fondamentale importanza, in quanto permette di valutare le prestazioni del modello costruito e di poterlo confrontare con altre possibili modellazioni. Le misure di valutazione si basano sul Test-Set, partizione dei dati su cui applicare il modello predittivo.

L'applicazione del modello sul Test-Set produce la Matrice di Confusione, ossia una matrice indicante l'incidenza tra le classi predette e il loro valore reale dei record nel Test-Set. Si possono quindi determinare le seguenti tipologie di previsione:

- *True Positive*: Predizioni Positive Corrette;
- *False Positive*: Predizioni Negative Corrette;
- *True Negative*: Predizioni Positive Errate;
- *False Negative*: Predizioni Negative Errate.

Queste possono essere applicate a qualsiasi tipologia di attributo, non solamente alle classi binarie. Le metriche più utilizzate sono: Accuracy, Precision, Recall, F-Measure.

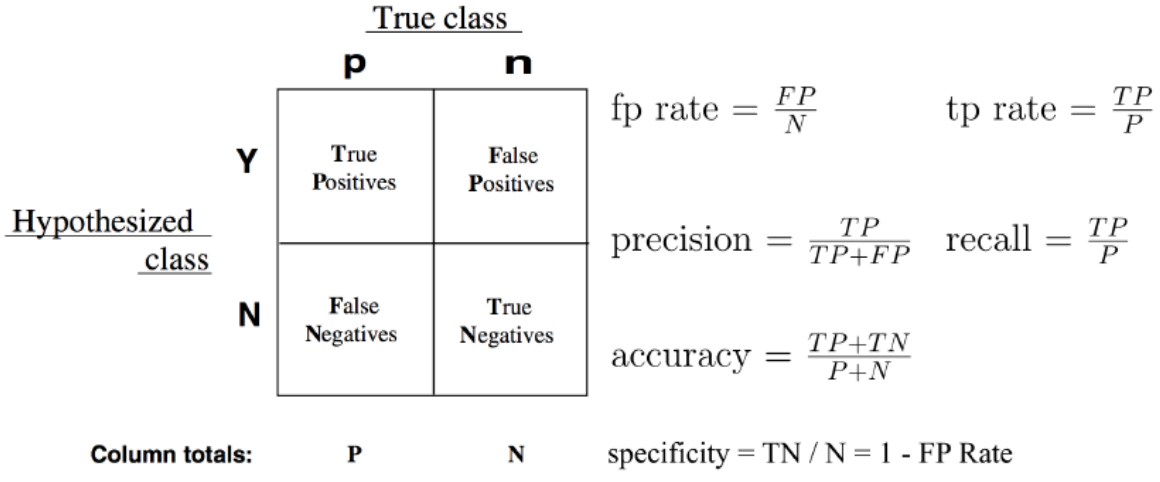


Figura 9: Confusion Matrix

1.7.3 Predizione: Association Rules

La base di partenza di un algoritmo per l'estrazione di regole associative è costituita da un insieme di Transazioni. Ogni transazione consiste in un insieme di *item*. Estrarre le *Regole di Associazione* consiste nel prevedere l'occorrenza di un item in base all'occorrenza di altri item compresi anch'essi nelle transazioni a disposizione.

Risulta importante definire alcuni concetti alla base di questa tecnica:

- *Itemset*: Collezione di uno o più elementi generalmente definiti per mezzo del parametro *k*, indicativo della sua dimensione nella forma *k-Itemset*;
- *Supporto Itemset*: Dato un itemset *I*, il supporto è la frazione delle transazioni che contengono *I* e si indica con *supp*(*I*);
- *Itemset Frequente*: Tutti gli itemset che superano un'arbitraria soglia minima di supporto;
- Una *Regola di Associazione* è un'implicazione espressa nella forma: $X \rightarrow Y$ con *X, Y itemset* dove *X* prende il nome di *Premessa* ed *Y Conseguenza* della regola.

Oltre al supporto, visto precedentemente, esiste un'altra forma di validazione della regole che tiene conto sia della premessa che della conseguenza: la *Confidenza*. Essa indica quanto spesso una particolare regola è verificata, consiste nella proporzione tra il numero delle transazioni che contengono l'intera regole e le transazioni che contengono la premessa:

$$conf\ (X \rightarrow Y) = \frac{supp(X \cup Y)}{supp(X)}$$

Formalmente il supporto $supp(X \cup Y)$ può essere riscritto come la probabilità congiunta $P(E_X \cap E_Y)$, dove E_X e E_Y sono tutte le transazioni che contengono *X* o *Y* rispettivamente. Quindi, possiamo esprimere la confidenza come la probabilità condizionata $P(E_Y \mid E_X)$.

Dato un set di transazioni, l'obiettivo consiste nell'estrazione di tutte le regole che rispettano le soglie arbitrarie di supporto e confidenza. La loro estrazione non può essere eseguita con un approccio Brute-Force, a causa dell'elevato numero di regole che possono essere generate. Per ridurre il numero di possibili regole, si sfrutta il Principio Apriori.

1.7.3.1 Principio Apriori

Questo principio si basa sulla proprietà *anti-monotona* del supporto, che ci permette di stabilire con certezza che se un itemset non risulta frequente, allora nemmeno tutti gli itemset che lo contengono risulteranno frequenti. Tale proprietà è cosi formalizzata, con X e Y itemset:

$$\forall X, Y : (X \subseteq Y) \Rightarrow supp(X) \geq supp(Y)$$

Questa proprietà è alla base dell'algoritmo *Apriori*, dove, partendo da tutti i possibili item con cardinalità 1, si costruisce tutti i gli itemset di dimensione $n + 1$ con n la dimensione dell'itemset di partenza e ad ogni iterazione verifica se l'itemset generato è frequente o meno.

La proprietà anti-monotona permette di escludere itemset non frequenti e di conseguenza tutti possibili itemset derivanti da essi.

Gli step da cui è costituita la procedura sono i seguenti:

ALGORITHM APRIORI	**DESCRIPTION**
1: **function** Apriori(*T, s*)	(*set transazioni T* , *minSupport*)
2: $L_1 \leftarrow$ {*large* 1 − *itemsets*}	*k* = 1 e *Generazione itemset con cardinalità* 1
3: k=2	
4: **while** $L_{k-1} \neq \emptyset$ **do**	*Generazione itemset di cardinalità k* + 1.
5: $C_k \leftarrow$ *Generate*(L_{k-1})	
6: **for** *transaction t* ∈ *T* **do**	

7:	$C_t \leftarrow Subset(C_{k1}, t)$	*Eliminazione itemset contenenti non frequenti.*
8:	**for** *candidates* $c \in C_t$ **do**	*Calcolo support itemset generati.*
9:	$count[c] \leftarrow count[c] + 1$	
10:	$L_k \leftarrow \{c \in C_k \mid count[c] \geq s\}$	Eliminazione itemset non frequenti
11:	$k \leftarrow k + 1$	
12:	**return** $\cup_k L_i$	

Al termine di questa procedura, otteniamo tutti gli itemset che hanno superato la soglia supporto. Bisogna procedere con l'estrazione delle regole di associazione dagli itemset ottenuti. Le regole generate saranno valutate in base alla loro Confidenza (soglia arbitraria), e quest'ultima generalmente non gode della proprietà *anti-monotona*.

In questo caso specifico, invece, la confidenza delle regole generate dal solito itemset è a*nti-monotona* rispetto al numero di item che compongono la premessa della stessa regola possiede la seguente proprietà.

Indicando con *Conf* ($X \Rightarrow Y$) la confidenza della regola $X \Rightarrow Y$ si otterrà:

$$Conf\ (ABC \Rightarrow D) \geq Conf\ (AB \Rightarrow CD) \geq Conf\ (A \Rightarrow BCD)$$

Si procede quindi generando le regole che possiedono solo un item nella conseguenza, eliminando tutte le regole che non superano la soglia minima di confidenza. Sulla base delle regole rimaste, si procede generando e valutando le regole con un item addizionale nella conseguenza, procedendo fino a che non sono state generate tutte le possibili regole.

Le regole estratte sono sottoposte ad un'ulteriore fase di post-processing, in quanto la confidenza a volte può essere fuorviante come indice di validità per una regola. Questo aspetto emerge per itemset che fanno parte della premessa di una regola, caratterizzati da alto supporto.

Un itemset molto frequente tende ad alzare l'indice di confidenza delle regole di cui esso costituisce la premessa, indipendentemente dal fatto che la regola sia contestualmente valida.

Per avere un'ottima validazione ci si basa sui seguenti indici:

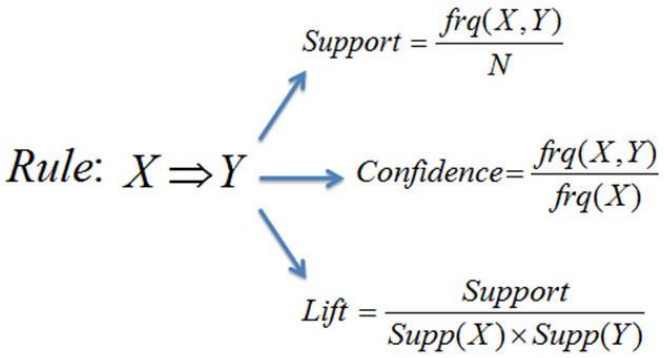


Figura 10: Indici Di Validazione Di Una Regola Di Associazione

1.7.4 Artificial Neural Networks & Deep Learning

Il Deep Learning è un metodo specifico di apprendimento automatico che incorpora un numero elevato di reti neurali in vari strati successivi tra loro per apprendere dai dati in modo iterativo.

Le reti neurali e l'apprendimento profondo sono spesso usati nelle applicazioni di riconoscimento immagini, parlato e computer vision.

Una rete neurale è particolarmente utile quando si cerca di studiare i pattern da dati non strutturati e sono progettati per emulare come, attraverso l'intelligenza artificiale, i computer possano essere addestrati per trattare problemi che non sono ben definiti [21].

Essa consiste in tre o più livelli: uno strato di input, uno o più livelli nascosti e un livello di output. I dati sono ingeriti attraverso il livello di input. Quindi, i dati vengono modificati ed elaborati nel livello nascosto, ottenendo diversi livelli di output in base ai pesi applicati ai singoli nodi nascosti.

La tipica rete neurale può essere composta da migliaia o anche milioni di nodi di elaborazione semplici che sono densamente interconnessi.

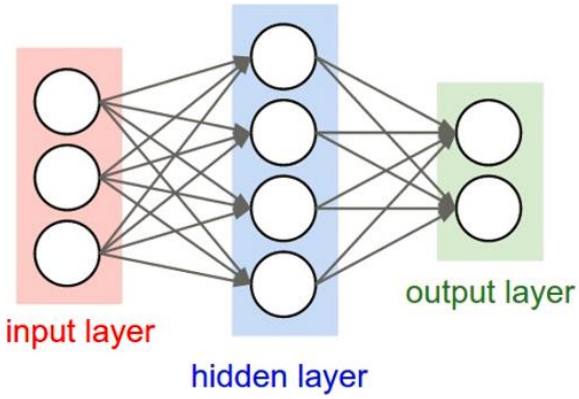


Figura 11: Artificial Neural Network Schema

In una rete neurale, gli input inviati ai *input layer* sono costituiti dal valore degli attributi dell'istanza che deve essere analizzata. L'output di questo primo livello della rete rimane invariato, poiché in uscita dai nodi di input sono presenti gli stessi valori che vengono forniti per l'analisi. In ogni nodo appartenente ai livelli successivi al primo, *hidden layer* e *output layer*, avviene l'effettiva computazione. Infatti, gli input di questi livelli corrispondono agli output dei livelli precedenti in cui, però, bisogna considerare il peso associato al collegamento tra i due nodi ed un valore caratteristico del nodo, l'*offset*. Considerando un nodo n tra i nodi nascosti o tra quelli di output, il suo input In è dato dalla seguente relazione:

$$I_n = \sum_i w_{i,n} O_i + offset_n$$

dove wi,n è il peso del collegamento tra il nodo i del livello precedente e il nodo n preso in considerazione, Oi è l'output del nodo i del livello precedente e $offset_n$ è l'offset associato al nodo n considerato.

Ogni nodo, inoltre, applica poi una funzione di attivazione sul valore che riceve in input ed invia il suo output al livello successivo. Infine, quando viene generato l'output dai nodi di output, se durante la fase di apprendimento si verifica un errore tra il valore della classe calcolato e quello previsto per un'istanza, viene calcolato l'errore da ogni nodo di

output e viene propagato ai livelli precedenti, dove vengono sistemati i valori dei pesi e degli offset di tutti i nodi di tutti i livelli che costituiscono la rete neurale.

Il termine Deep Learning viene utilizzato quando ci sono più livelli nascosti all'interno di una rete neurale. Usando un iterativo approccio, una rete neurale si adatta e fa continuamente inferenze fino al raggiungimento di un punto di arresto specifico. Praticamente, è una tecnica di apprendimento automatico che utilizza la gerarchia delle reti neurali per imparare da dati non etichettati e non strutturati tramite una combinazione tra algoritmi non supervisionati e algoritmi supervisiona. Spesso viene chiamato Deep Learning una sotto-disciplina del Machine Learning.

Il Deep Learning viene usato nelle applicazioni dell'Internet of Things (IoT) o per prevedere quando una macchina funzionerà male.

1.7.5 Regressione Lineare

L'analisi di regressione è una tecnica statistica utilizzata per determinare una relazione tra una variabile dipendente e un insieme di fattori esplicativi. La variabile dipendente, indicata come variabile Y, è il valore che stiamo cercando di determinare in base ai fattori esplicativi.

I fattori esplicativi, indicati come variabili X, vengono anche chiamati fattori indipendenti, variabili predittive o semplicemente fattori modello. L'analisi di regressione aiuta gli analisti a scoprire la sensibilità della variabile dipendente ai cambiamenti nei fattori esplicativi. Queste sensibilità sono essenziali per una corretta gestione del rischio.

Esistono tre tipi di dati comunemente utilizzati nell'analisi di regressione: serie temporali, sezioni trasversali e dati raggruppati.

- Serie temporali: dati raccolti in un periodo di tempo. Nelle serie economiche e finanziarie questi dati si riferiscono spesso a rendimenti di mercato, rendimenti dell'indice, prezzi e valori delle attività, PIL, disoccupazione, tassi di interesse, ecc.

Questi dati vengono raccolti a intervalli di tempo uguali come giornaliero, mensile, trimestrale, ecc;

- Sezione trasversale: dati raccolti per una famiglia di variabili nello stesso momento. Ad esempio, nell'analisi fondamentale raccogliamo spesso informazioni specifiche dell'azienda come il rapporto prezzo / utili, il rapporto prezzo / valore contabile, il rapporto debito / capitale netto o il volume medio giornaliero degli scambi;
- Dati raggruppati: dati che sono una combinazione di serie temporali e dati cross section.

Nel caso in cui abbiamo più fattori esplicativi, l'analisi è denominata modello di regressione multipla e ha la forma:

$$Y = b_0 + b_1X + b_2X_2 + \cdots b_kX_k + \varepsilon$$

dove Y è la variabile dipendente (quello che stiamo cercando di prevedere), X è il fattore esplicativo (quello che stiamo usando per predire), e ε è il rumore casuale(errore). Inoltre, la variabile dipendente Y, i fattori esplicativi x e il termine di errore ε sono vettori di colonne di valori.

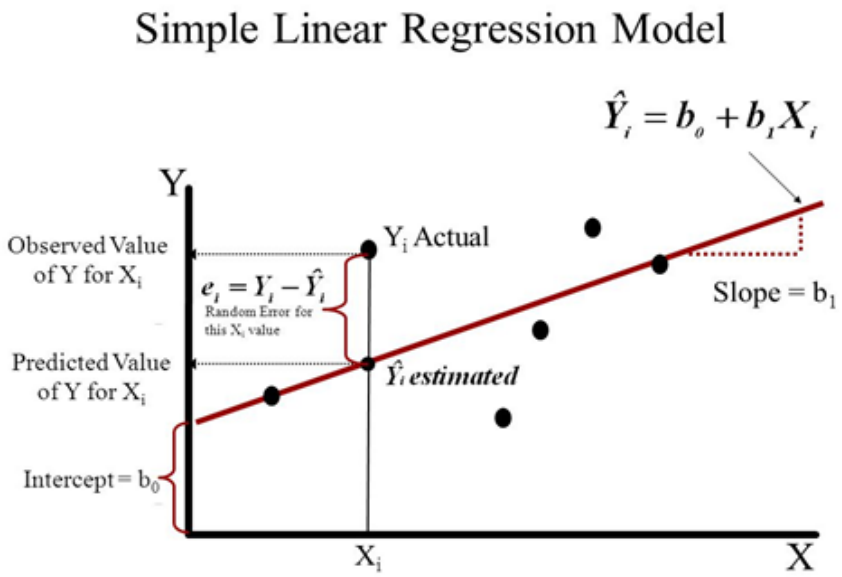


Figura 12: Linear Regession

Nell'equazione precedente, b_0 e b_1 sono i parametri del modello attuale che definiscono l'esatta sensibilità della variabile dipendente ai fattori esplicativi, e ε è la quantità di variabilità che non è spiegata dal modello.

In pratica, questi valori esatti non sono noti con certezza e devono essere stimati dai dati. Per fare ciò si utilizzano la

Varianza = $\mathrm{Var}[\varepsilon] = \sigma_\varepsilon^2$ Expected Value = $\mathrm{E}[b\,0] = b\,0 * \mathrm{E}[b\,1] = b\,1 * \mathrm{E}[\varepsilon] = 0$

L'obiettivo dell'analisi di regressione è determinare l'insieme di fattori esplicativi e sensibilità corrispondenti che spieghino il più possibile i valori dipendenti osservati.

Metriche di valutazione e Presupposti del modello.

Nell'effettuare l'analisi di regressione, le metriche importanti per analizzare l'analisi sono:

- b_k = Parametro del modello e si riferisce alla sensibilità stimata di Y al fattore k;
- R^2 = bontà di adattamento (la percentuale della varianza complessiva spiegata dal modello). L'indice di determinazione lineare si definisce quale rapporto di composizione tra devianza di regressione e devianza totale, misurando nell'intervallo [0,1] quanta parte della devianza totale è spiegata dai regressori del modello. Se si considera la decomposizione della devianza totale SST (Sum of Squares for Total Variation) in devianza di regressione SSR (Sum of Squares due to Regression) e devianza residua SSE (Sum of Squares due to Residual), si dimostra che, al crescere del numero delle variabili esplicative, la devianza dei residui diminuisce e quindi l'indice di determinazione lineare aumenta. Pertanto, un alto valore di R^2 non è un indicatore di buon adattamento in quanto esso dipende anche dal numero di regressori inclusi nel modello.Affinché si possano confrontare due regressioni su Y con un diverso numero di regressori si dovrà considerare l'indice corretto che tiene conto dei gradi di libertà delle singole espressioni di variabilità;
- F-stat: valore critico per l'intero modello. La maggior parte dei test F si pone considerando una scomposizione della variabilità in una raccolta di dati in termini

di somme di quadrati. La statistica del test in un test F è il rapporto tra due somme di quadrati scalati che riflettono diverse fonti di variabilità. Queste somme di quadrati sono costruite in modo tale che la statistica tende ad essere maggiore quando l'ipotesi nulla non è vera. Affinché la statistica per seguire la F-distribuzione sotto l'ipotesi nulla, cioè se i valori dei dati sono indipendenti e normalmente distribuiti con una varianza comune, la somma dei quadrati dovrebbero essere statisticamente indipendenti, e ciascuno dovrebbero seguire una scala χ^2 distribuzione [29];

- T-stat: valore critico per il parametro stimato. La statistica T viene utilizzata in un test T quando si decide se supportare o rifiutare l'ipotesi nulla. Maggiore è la T, maggiore è la prova che i valori sono significativamente diversi dalla media. Viceversa, un valore T più basso indica che non è significativamente diverso dalla media [30].

CAPITOLO 2: TRADITIONAL ETL PER LA CREAZIONE DELLA DATA MART

Il manifestarsi delle prime necessità di dati integrati ha portato le aziende ad affrontare il problema internamente in quanto il mercato non sapeva offrire soluzioni sufficientemente flessibili ed affidabili. Per questo il primo approccio per rispondere alle necessità di avere dati integrati fu quello di sviluppare internamente all'azienda software ad hoc soprattutto per eseguire le fasi di estrazione, trasformazione e caricamento dei dati in un ambiente unico e integrato. Nonostante i recenti progressi dei prodotti di data Integration ancora oggi la maggior parte delle aziende utilizza soluzioni ETL personalizzate per rispondere alle necessità di integrazione.

Tuttavia, le più recenti evoluzioni del mercato hanno portato ad un aumento della domanda di prodotti completi di data Integration, portando al 60% la percentuale delle imprese che utilizza uno dei pacchetti di prodotti di integrazione offerti sul mercato, con lo scopo di effettuare attività di business intelligence [8].

La recente crisi economica ha portato inoltre ad una diminuzione dei budget assegnati allo sviluppo dell'Information Technology nelle aziende, determinando un incremento dell'adozione di soluzioni di integrazione open source.

Si può quindi affermare che il mercato della data Integration è oggi caratterizzato dalla convivenza di tre tipologie di prodotti:

- *Software personalizzati:* l'emergere delle prime necessità di integrazione dei dati molte imprese svilupparono internamente prodotti ad hoc in grado di rispondere alle

esigenze specifiche del proprio ambito di business. Con la maturazione del mercato dei prodotti di data Integration questo tipo di approccio è divenuto sempre meno conveniente. Inoltre, l'emergere di architetture SOA e applicazioni SaaS sta decretando la fine dei prodotti sviluppati in casa. Oggi le suite di data Integration presenti sul mercato offrono sicuramente funzionalità e affidabilità migliori;

- *Software proprietari:* lo sviluppo di applicativi di data Integration ha contribuito ad aumentare la produttività delle attività collegate all'integrazione dei dati. I prodotti di integrazione dei dati sono maturati costantemente negli anni garantendo un ventaglio di funzionalità sempre più ricco e variegato, rendendo tali applicativi idonei a supportare la grande maggioranza degli scenari di business che richiedono l'utilizzo di dati integrati. Il numero di applicativi sul mercato è oggi elevato, si va dalle suite di prodotti in grado di coprire la quasi totalità delle necessità aziendali a prodotti specializzati in particolari contesti di business o specifiche problematiche;
- *Software open source:* il limite dei maggiori prodotti proprietari presenti sul mercato sono i costi necessari per la loro implementazione. Per venire in contro alle necessità delle aziende più piccole e con risorse limitate si sono da poco affacciate sul mercato i primi prodotti open source, prodotti in grado di supportare una discreta quantità di funzioni ma con un costo decisamente minore rispetto ai prodotti proprietari (costi di licenza nulli, costi di infrastruttura ridotti, servizi pagati in base all'utilizzo).

Per la mia Tesi ho deciso di utilizzare un Software Open Source che offre tutte le funzionalità necessarie per lo svolgimento, minimizzando al massimo i costi: Talend.

2.1 TALEND OPEN SOURCE

L'approccio open source di Talend prevede la disponibilità di due prodotti:

- *Talend Open Studio*: suite gratuita scaricabile gratuitamente con licenza open source (GPL). Talend Open Studio si presenta come prodotto di data integration completo e contraddistinto da un'ampia gamma di funzionalità, sufficienti per la maggior parte delle necessità;
- *Talend Integration Suite:* è una versione potenziata del prodotto gratuito che aggiunge funzionalità avanzate come lo sviluppo collaborativo, monitoraggio avanzato del progetto e il Data Masking.

Per chi non possiede l'hardware necessario per supportare il sistema c'è una terza opzione costituita da Talend On Demand, ovvero una offerta di tipo Software ad a Service (SaaS).

I prodotti di Talend offrono ad oggi le seguenti funzionalità:

- Ambiente di sviluppo user-friendly (basato sulla piattaforma Eclipse);
- Elevato numero di connessioni preimpostate;
- Deposito comune dei metadati;
- Supporto allo sviluppo collaborativo.
- Servizi di trasformazione di dati;
- Funzionalità di monitoraggio dell'andamento dell'integrazione;
- Data Profiling e Data Quality.

Vediamo quindi quali sono i punti di forza dell'approccio di open source di Talend [7]:

- *Nessuna barriera all'adozione*: la disponibilità gratuita del prodotto di base rende praticamente immediata l'installazione del software. Talend supporta il cliente attraverso tutorial sull'utilizzo di base, inoltre è possibile fare affidamento ad una vasta comunità di utilizzatori;
- *Curva di apprendimento veloce*: il prodotto si presenta graficamente user-friendly l'interfaccia grafica è intuitiva e l'utilizzo delle funzionalità di base non richiede particolari addestramenti;

- *Modello di prezzi stabile e prevedibile*: i prodotti proprietari prevedono spesso costi elevati man mano che si espandono le funzionalità e le capacità del prodotto, con costi di licenza che aumentano all'aumentare delle macchine installate. Questo rende spesso difficile una corretta previsione dei costi nelle fasi iniziali del progetto, soltanto a lavoro ultimato è possibile rendersi conto del costo effettivo della soluzione adottata. Talend prevede un modello di costo basato sul numero di sviluppatori e sull'utilizzo del servizio, indipendente da licenze, hardware e quantità di dati da integrare;
- *L'importanza di una comunità a supporto*: la comunità online di esperti ed utilizzatori del prodotto è già oggi molto vasta ed è un fattore di grande importanza per facilitare l'implementazione e il mantenimento delle soluzioni offerte da Talend. Forum, wiki, guide e contributi gratuiti degli utenti rappresentano un valore aggiunto che solo un prodotto di questo tipo può offrire;
- *Ampio supporto a tipologie di dati differenti*: con oltre 400 connessioni preimpostate la soluzione di Talend garantisce la compatibilità con un grande numero di sistemi, database, pacchetti di software, applicazioni gestionali, servizi web, ecc. Nessun'altra soluzione sul mercato vanta un numero di possibili connessioni così elevato;
- *Flessibilità, versatilità e riuso del prodotto*: Talend non si limita ad un supporto alle tecniche standard di ETL ma permette l'implementazione di diverse strategie di integrazione. La possibilità di riuso di progetti già perfezionati costituisce inoltre un altro punto di forza dell'approccio open source;
- *Funzionalità e performance*: il livello di funzionalità offerto è paragonabile a quello dei prodotti proprietari. Tuttavia, si registrano alcune lacune nel campo della modellazione dei dati, data quality e data mining. Un team di ricerca e sviluppo dedicato permette al prodotto di essere sempre aggiornato alle ultime esigenze del mercato e di proporre funzionalità innovative;
- *Costi e tempi ottimizzati*: le soluzioni offerte da Talend risultano da un 50% a un 80% più economiche rispetto ai prodotti tradizionali, essendo meno costose da acquisire e mantenere e permettono uno sviluppo più rapido del sistema di integrazione.

2.2 CREAZIONE DELLA DATA MART

Nello specifico, un Data Mart è un database analitico progettato per incontrarsi con le esigenze specifiche di un'impresa. Essendo sottoinsieme logico o fisico di un data warehouse di dimensioni maggiori, segue le stesse regole di progettazione con dati aggregati a vari livelli di dettaglio, anche se, talvolta può essere costituito anche in assenza di un sistema di dati integrato [11].

Tabella 3: DATAWAREHOUSE vs DATA MART

	Data Warehouses	**Data Marts**
Finalità	Application-neutral Centralizzati e condivisi Intera impresa	Applicazioni specifiche Dipartimenti o aree
Dati	Bassa denormalizzazione	Alta denormalizzazione
Soggetti utilizzatori	Soggetti di molte aree	Soggetti di una singola area
Sorgenti dei dati	Molte Dati esterni operazionali	Poche Dati esterni operazionali
Caratteristiche	Flessibile, estensibile Lunga vita Data-oriented	Ristretto, non estensibile Vita breve Project-orientation
Tempo d'implementazione	9-18 mesi per il primo stadio	4-12 mesi

L'implementazione può essere di due tipi: *Top-Down,* costruzione del DWH, e conseguente aggregazione ed esportazione nei vari data mart, e *Bottom-Up,* concentrandosi su aree specifiche del business si costruiranno i vari data mart per poi giungere alla costruzione del DWH. In questo modo si avrà un approccio scalabile.

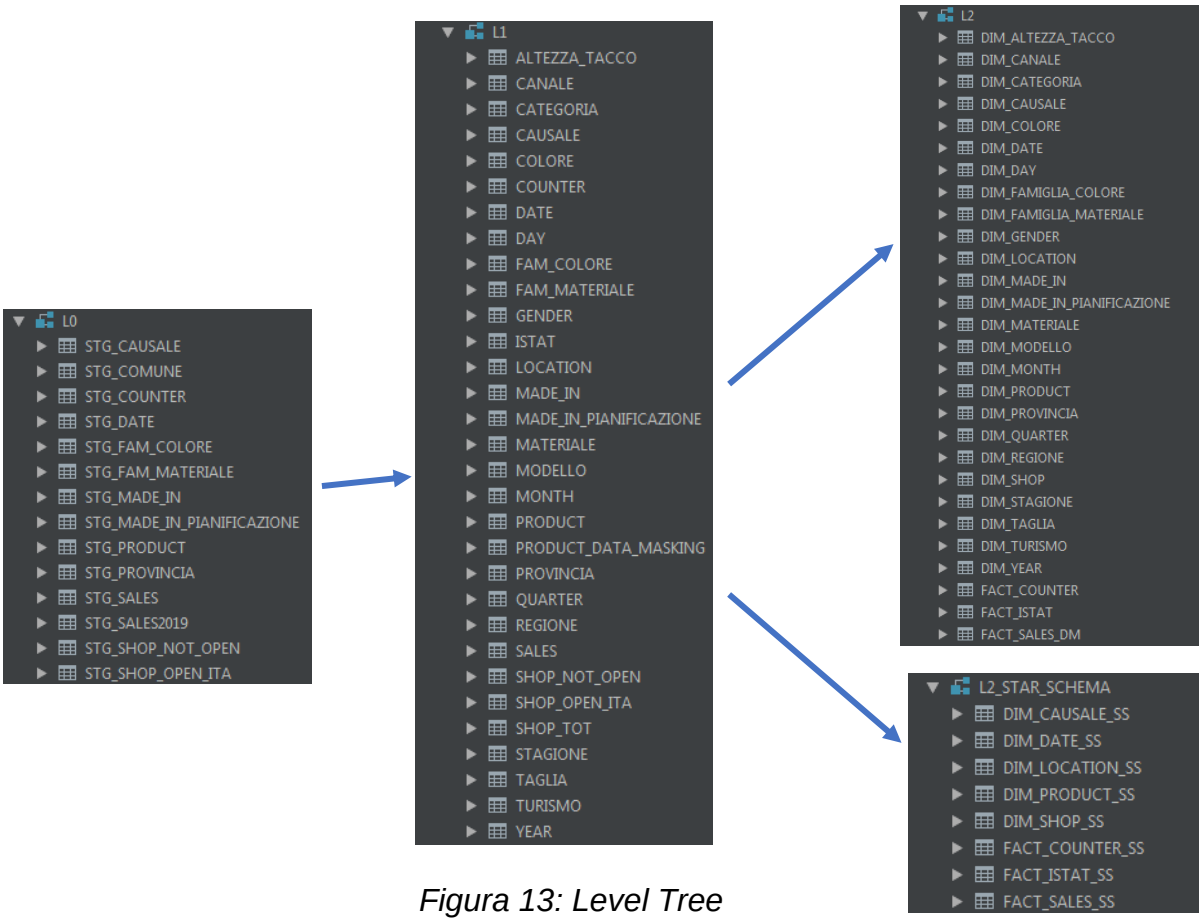


Figura 13: Level Tree

La fase di ETL del progetto Fashion_Retail è basata sulla creazione di una data mart con implementazione *Top-Down* data mart con l'obiettivo di ottenere una tabella Fatto delle vendite con dati specifici e elaborati per ricavarne successivamente informazioni che attualmente il cliente non conosce e che potrebbero portarlo a produrre un potenziale vantaggio competitivo ed economico. Ogni dato segue rigorosamente il sistema ACID (Atomicità, Coerenza, Isolamento e Durabilità).

Per facilitare il riconoscimento dei file, delle tabelle e per eventuali necessità di ricarico utilizzeremo una nomenclatura ferrea a livelli che renderà più semplice il riconoscimento del singolo file. Tali livelli dovranno poi risiedere in una struttura ad albero che consente la navigazione storica e concettuale all'interno delle cartelle.

Tabella 4: Livelli ETL

	L0	L1	L2	L2_STAR SCHEMA
Definizione	Estraggo i dati da vari tipi di file senza trasforma-zioni.	Principali trasforma-zioni e le operazioni di data quality.	Molto veloce e tabelle snelle. uso di surrogate key per collegare i vari attributi.	Poche tabelle ma corpose, per avere tutti i dati neccessa-ri per i report.
Area	Staging/ Extraction Area.	Trasforma-tion Area.	ETL Area.	Visualiza-tion Area.
Primary key	NO.	YES.	YES.	YES.
Surrogate key	NO.	YES.	YES.	NO.
Azione sulla Tabella	Truncate.	Nothing.	Nothing.	Nothing.
Azione sui dati	Insert.	Update/ Insert.	Update/ Insert.	Update/ Insert.

2.2.3 Delta Dei Dati

L'alimentazione del DWH normalmente inizia con lo scatenare il processo FULL_LOAD o Initial Load che prevede il popolamento iniziale di una situazione consistente di dati a una certa data da cui si può poi proseguire con i carichi delta.

Il carico della porzione delta dei dati può contemplare diverse situazioni:

- CDC (Change Data Capture): le tabelle vengono sottoposte a un meccanismo di change data capture che intercetta automaticamente per ogni tabella o meno il delta dei dati rispetto all'estrazione precedente e il processo nostro di replica verso L0

ottiene i dati già da caricare (consigliato per replicare le tabelle molto grandi in modo da non dover scaricare moli di dati inutili),

- MINUS: le tabelle sorgenti non vengono sottoposte a nessun meccanismo di rilevazione di cambiamenti e dobbiamo autonomamente estrarre la mole di dati e trovare il delta effettuando una minus dei dati che possediamo con quelli nuovi (consigliato per le tabelle di anagrafica che contengono una mole di dati nota e non prevedono cambiamenti eccessivi nella numerosità dei record);
- FULL: replica per intero giornaliera dei dati della tabella date le dimensioni contenute e la variabilità bassa del contenuto.

2.2.2 Storicizzazione

Le tabelle DLT possono aver una storicizzazione necessaria al ricalcolo del DWH, per evitare una perdita di dati o carico di dati parziali dovuta a problemi, di server per esempio.

Per aver una storicizzazione del dato abbiamo due scelte:

- creare tabelle ombra delle DLT partizionate per JOB_ID di estrazione chiamate HIS. Le tabelle Delta DLT saranno non partizionate e in truncate/insert (troncare la tabella mantenendo lo schema iniziale per poi inserire i nuovi dati) e conterranno solo i dati del JOB_ID attuale mentre, le HIS, saranno in insert con il partizionamento per JOB_ID, velocizzando il processo di estrazione.
- avere lo storico direttamente sulle DLT in insert con il partizionamento per JOB_ID, sempre per velocizzare le estrazioni.

È possibile utilizzare una sola delle due modalità in modo da uniformare l'architettura delle tabelle a un modello unico e, a seconda della modalità utilizzata, sarà necessario differenziare il codice di un eventuale ricalcolo.

Nel progetto preso in considerazione, le tabelle Delta e la Storicizzazione non si utilizzeranno perché i dati derivano da file csv o Excel locali con nessuna possibilità di ricalcolo, non essendo collegati ad una sorgente con un costante aggiornamento giornaliero/mensile.

2.2.3 Il Modello Multidimensionale - Dimensional Fact Model

Il modello E-R (Modello Entità–Relazione), diffuso per progettare sistemi informativi relazionali, non è adatto per esprimere e analizzare in modo dettagliato grandi moli di dati [10].

Il modello multidimensionale o DFM (Dimensional Fact Model) è un modello concettuale dove è possibile rappresentare i dati all'interno di un ipecubo i cui spigoli rappresentano le dimensioni di analisi, che successivamente verrà suddiviso in tanti "cubetti", ciascuno dei quali è identificato da una terna di coordinate. ogni cubetto contiene idealmente i valori assunti dalle misure per quella data terna e viene comunemente denominato "fatto" in quanto rappresenta l'accadimento di un evento di interesse per il dominio di business.

Un modello multidimensionale si basa principalmente su 4 concetti chiave:

- *Fatto:* concetto rilevante per il processo di Decision-Making. Tipicamente modella una specifica area di business (Vendite, Ordini, Produzione, etc.), ed è caratterizzato da una a più misure;
- *Misura:* rappresenta l'aspetto quantitativo del fatto che risulta di elevata importanza per l'analisi. Proprio dalle *Misure* vengono estratti dei *KPI (Key Performance Indicator)* che guideranno le imprese nelle proprie strategie di business. Alcuni esempi possono essere la Quantità prodotta, il Profitto, e il Prezzo;
- *Dimensione:* rappresenta le coordinate di analisi del *Fatto*. Tra queste possiamo trovare Data, Prodotto, Negozio;
- *Attributo Dimensionale:* è un raggruppamento logico di alcuni elementi di una stessa dimensione. Classi di elementi che consentono all'utente di selezionare i dati per specifiche caratteristiche.

Per navigare all'interno del cubo multidimensionale esistono differenti operazioni che permettono di organizzare i dati al suo interno, attraverso diverse prospettive [10].

La prima è il *Pivoting che* permette di modificare rapidamente la visualizzazione dei dati girando gli assi del cubo e ha lo scopo di cambiare il punto di vista da cui si analizza i dati del cubo. La seconda, invece, è lo *Slice & Dice che* seleziona e proietta i dati del

cubo. Nello specifico si estrarranno sotto-cubi filtrando su una (Slice) o più (Dice) dimensioni. Infine, abbiamo il *Roll-Up & Drill-Down che* consentono di spostarsi all'interno di una gerarchia, scegliendo il livello di aggregazione secondo il quale l'utente desidera analizzare i dati. Nello specifico si salirà di un livello gerarchico con il roll- up, mentre si scenderà di un livello con il drill-down.

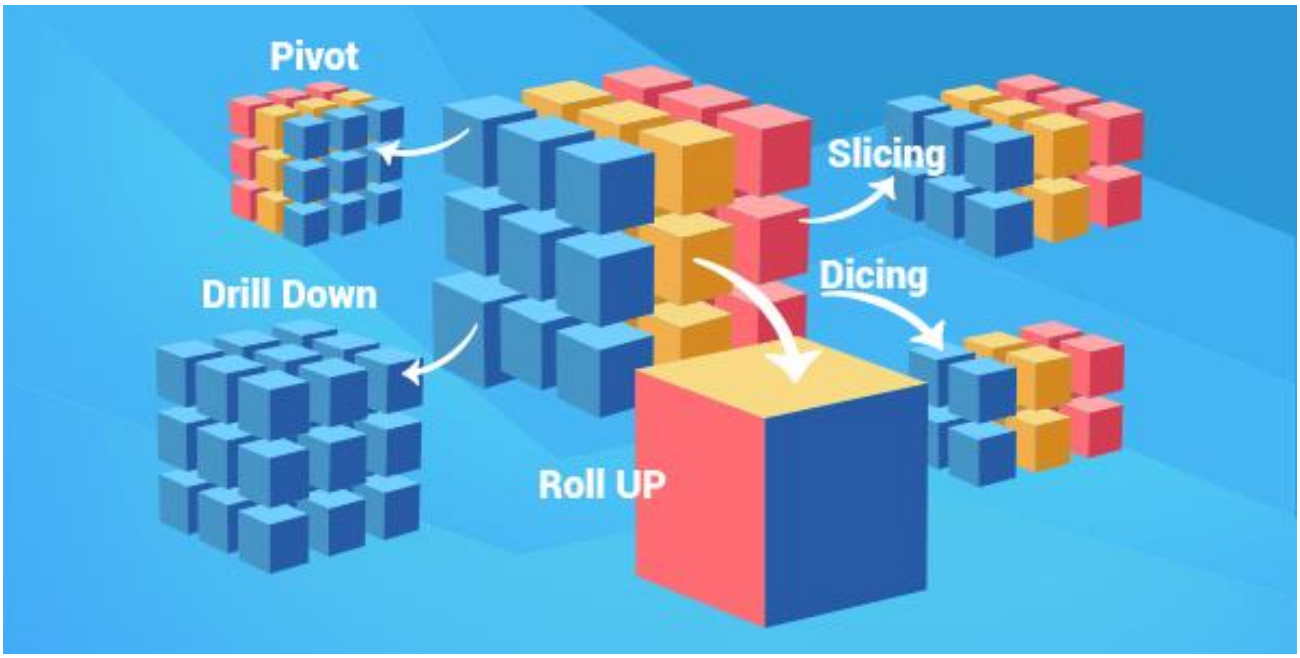


Figura 14: Hypercube OLAP

Questo sistema è stato idealizzato per portare a determinati scopi come, per esempio, fornire supporto al design concettuale, creare un ambiente dove gli utenti possano fare query in maniera intuitiva e formale per interrogare in modo efficace i report forniti, favorire la comunicazione tra designer e utenti al fine di formalizzare i requisiti di progetto, costruire una stabile piattaforma di design logico e infine, creare e pubblicare una documentazione chiara e efficace.

2.3 LEVEL L0 - DATA INGESTION

Il livello L0 rappresenta la fase iniziale chiamata Staging or Extraction Area del DWH dove avviene lo scarico delle informazioni dai sistemi sorgenti.

I sistemi sorgente possono esser di diverso genere ma i più comuni sono i sistemi operazionali su database o i file prodotti dal fornitore:

- Da tabella: lettura via rete del set di dati giornaliero e replica dell'intero set di dati;
- Da file: lettura delle informazioni contenute nell'estrazione giornaliera.

La data ingestion è il processo di acquisizione e importazione di dati per l'uso o l'archiviazione immediata in un database.

I dati possono essere trasmessi in streaming in tempo reale o ingeriti in lotti:

Quando i dati vengono ingeriti in tempo reale, ogni elemento di dati viene importato mentre viene emesso dalla sorgente. Quando i dati vengono importati in batch, gli elementi di dati vengono importati in blocchi discreti a intervalli di tempo periodici. Un processo efficace di acquisizione dei dati inizia dando la priorità alle origini dati, convalidando i singoli file e indirizzando gli elementi di dati alla destinazione corretta.

Se esistono numerose fonti di dati di grandi dimensioni in diversi formati, può essere difficile per le aziende acquisire dati a una velocità ragionevole e elaborarli in modo efficiente al fine di mantenere un vantaggio competitivo. A tal fine, i fornitori offrono programmi software su misura per specifici ambienti di elaborazione o applicazione. Quando l'importazione dei dati è automatizzata, il software utilizzato per eseguire il processo può anche includere funzionalità di preparazione dei dati per strutturare e organizzare i dati in modo che possano essere analizzati dalla Business Intelligence (BI) e dalla Business Analytics (BA).

Le Tabelle che andremo a creare in questo livello saranno tutte precedute dal prefisso "STG", da Staging Area, corrispondente all'importazione totale del documento di partenza con nessuna modifica allo schema sorgente, e con solo piccole trasformazioni dovute alla capienza delle variabili del Database di SQL Server usato per il progetto.

2.3.1 I Metadati

Il termine “metadati” si applica ai dati usati per descrivere altri dati. Nel contesto del data warehousing, in cui giocano un ruolo sostanziale, essi indicano le sorgenti, il valore, l’uso e le funzioni dei dati memorizzati nel DWH e descrivono come i dati vengono alterati e trasformati durante il passaggio attraverso i diversi livelli dell’architettura.

La o le tabelle di metadati sono strettamente collegate al DWH vero e proprio e le applicazioni ne fanno un intenso uso sia dal lato dell’alimentazione che da quello dell’analisi.

È possibile distinguere due categorie di metadati, parzialmente sovrapposte, in base ai diversi utilizzi che ne fanno l’amministratore del sistema e gli utenti finali:

- Metadati interni: di interesse per l’amministratore, descrivono, le sorgenti, le trasformazioni, le politiche di alimentazione, gli schemi logici e fisici, i vincoli e i profili degli utenti;
- Metadati esterni: di interesse per gli utenti, riguardano, per esempio, le definizioni, la qualità, le unità di misura e le aggregazioni significative.

I metadati vengono memorizzati in un apposito contenitore al quale possono accedere tutti gli altri componenti dell’architettura.

Si possono classificare inoltre riguardo il livello in cui vengono considerati:

- Globali: contengono metadati relativi a tutti i livelli e a tutti i processi, e servono per sincronizzare le varie fasi su un livello comune temporale o di dettaglio;
- Processo: distinguiamo i metadati a seconda del sistema alimentante e del processo in cui vengono coinvolti. I metadati che descrivono il singolo processo relativo o meno a un determinato sistema (punto di sincronia interno tra le tabelle, percentuale propria del sistema di tolleranza errori) devono esser proprie per ogni sistema.

È possibile definire una reportistica sui metadati in quanto sono un punto ottimale per leggere e aver chiara la situazione in ogni istante per ogni processo. È utile avere un

cruscotto dove è possibile leggere la sincronia tra i processi e i sistemi sorgente o di estrazione.

Il concetto di metadato è molto critico all'interno della gestione del DWH e viene spesso dibattuto se tenerlo interno al progetto o gestirlo con logiche esterne che svincolino la tecnologia e il prodotto utilizzato dallo scopo poi effettivo del metadato.

Normalmente registrato all'interno di una tabella, per motivi di fruibilità da parte dei più eterogenei sistemi, esso ha l'utilità di descrivere univocamente e in modo preciso un'informazione su che stato si trova un processo, al fine di evitare lanci di più istanze, lanciare un processo in un momento sbagliato, dire se il processo è terminato in modo corretto o con errori, fornire l'intervallo temporale per cui quel processo terminato o in esecuzione ha estratto i dati.

Tramite le funzionalità del software ETL Talend Open Studio è stato possibile importare vari tipi di file per costruire un nuovo Database (Data Mart) in SQL Server più semplice sulla macchina 192.168.2.14 chiamato FASHION_RETAIL, Ma utile per valutare tutto il reparto vendite.
Per usare il database su Talend ho bisogno di creare una connessione al database per ogni livello, dove poi implementerò le Anagrafiche (insieme delle tabelle Dimensioni) e i Movimenti (insieme delle tabelle Fatto) tramite importazione dei metadati.

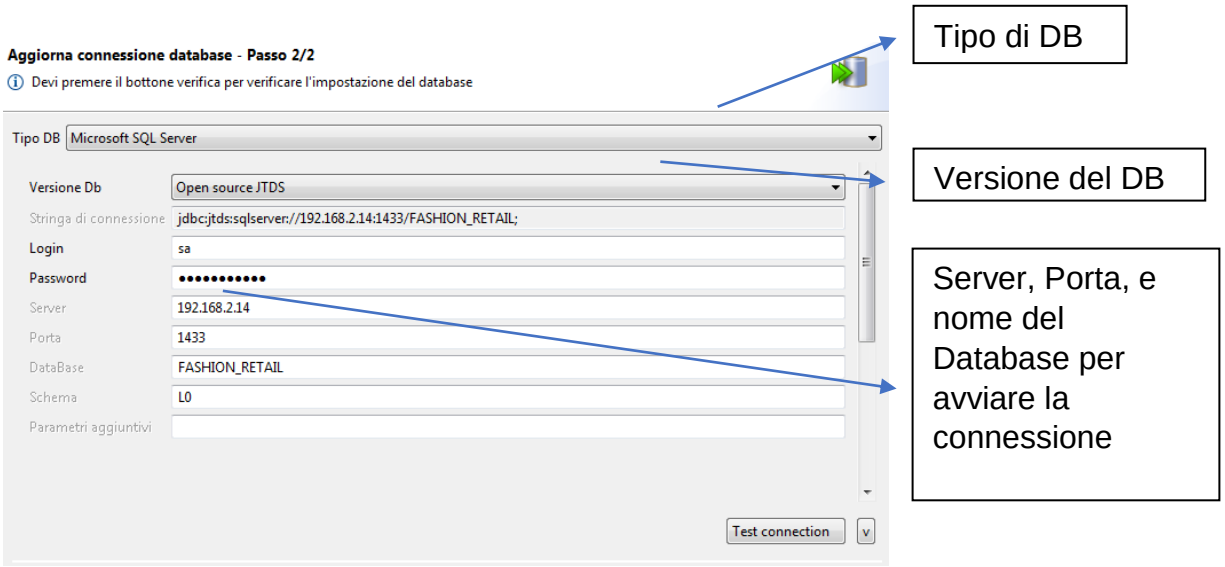


Figura 15: Connessione al Database

Nella tabella sottostante sono elencate le tabelle create a livello L0-Data Ingestion con i file sorgente estratti per il progetto, che sono principalmente di tipo Excel o Csv (Delimited file).

Tabella 5: Metadati

Database Table	Metadata Type	Metadata Name
STG_Causale	File: .Csv	Causali
STG_Made_In	File: .Csv	Made_In
STG_Made_In_Pianificazione	File: .Csv	Made_In_Pianificazione
STG _Product	File: .Csv	ProdottiS15, Prodotti<S15, Prodotti<S15n2
STG _Shop_Open	File: .Excel	Negozi aperti
STG _Shop_Closed	File: .Excel	Negozi chiusi
STG_Fam_Colore	File: .Csv	Colori
STG_Fam_Materiale	File: .Csv	Materiali
STG _Sales	File: .Csv	Scontrini, Scontrini2019
STG _Provincia	File: .Csv	Provincia
STG _Counter	File: .Csv	Contapersone, Contapersone2019

Avendo una serie di file in Csv ed in Excel comporta una fase di importazione a livello di archiviazione nel software di sviluppo del processo ETL, che li ingloberà in cartelle, una per ogni tipo, sottoforma di metadati.

Nel progetto implementato in Talend, si avranno questi due tipi di visualizzazioni di caricamento:

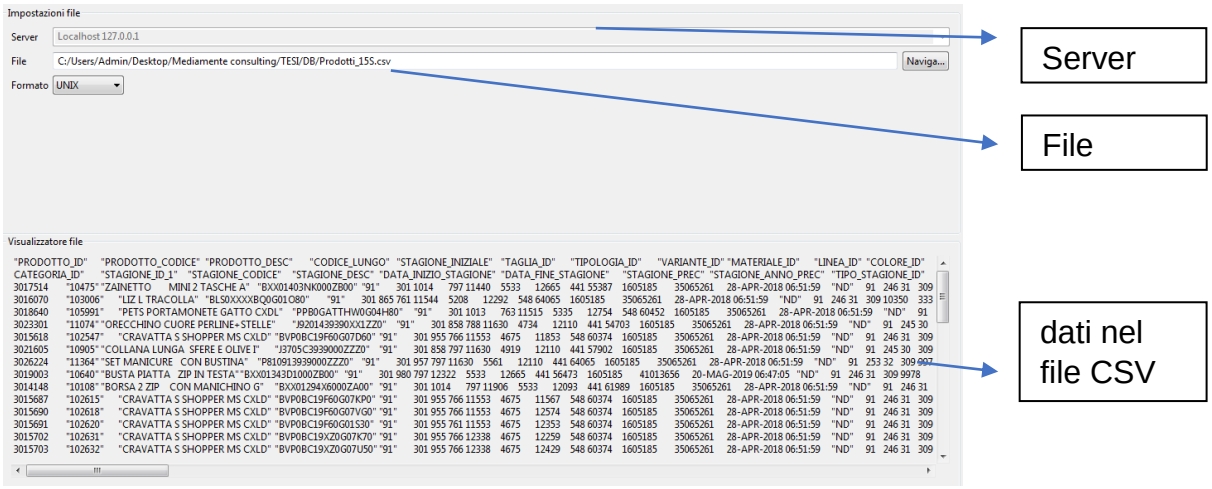


Figura 16: Caricamento da file Delimited

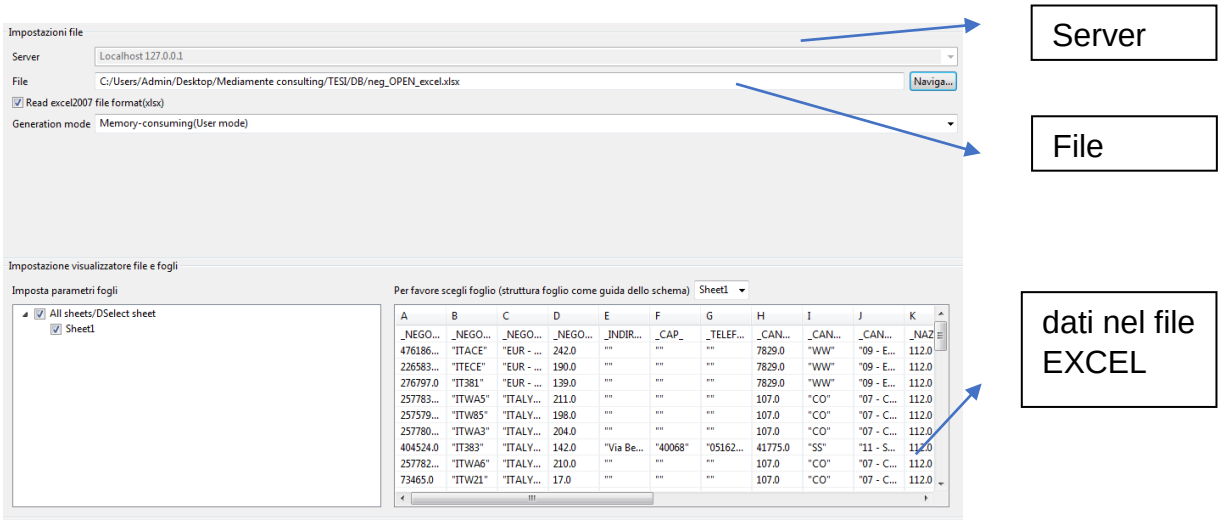


Figura 17: Caricamento da file Excel

I Metadati, una volta importati, devono essere rielaborati per la creazione del database sul server. Concettualmente per ogni job creato in Talend, sono state effettuate le seguenti quattro operazioni:

- Importazione file csv o Excel;
- Unione dei file tramite lo strumento tUnite, se neccessario;

- Cambiamento e mappatura dei nomi, lunghezza o tipo degli attributi o unione di tabelle grazie alle chiavi primarie tramite lo strumento tMap;
- Creazione della tabella in SQL SERVER tramite lo strumento tDBOutput (tMSSQLOutput).

Per svolgere le seguenti operazioni è necessario creare un nuovo JOB, che conterrà i vari metodi di importazione.

Un esempio molto significativo, è rappresentato dalla creazione dello STG_PRODUCT, la tabella di staging area della dimensione Prodotto.

In essa si può osservare come l'importazione di vari file vengono uniti tramite una Palette denominata tUnite, che cattura gli schemi dei file sorgenti per creane uno che si adatta a tutti; se gli schemi sorgenti sono differenti te lo segnala con un Warning, anche se il processo continua a funzionare regolarmente.

Il tool tMap vedi (2.2.4 data quality) permette di trasformare gli schemi di input per ottimizzare gli output (fase L1) e per creare delle relazioni di join tra le varie tabelle.

In questo specifico caso, aiuta ad identificare quali prodotti sono accettati secondo lo schema definito precedentemente e quali rigettati, con rispettivamente la creazione della staging area del prodotto e un file excel con i prodotti rifiutati.

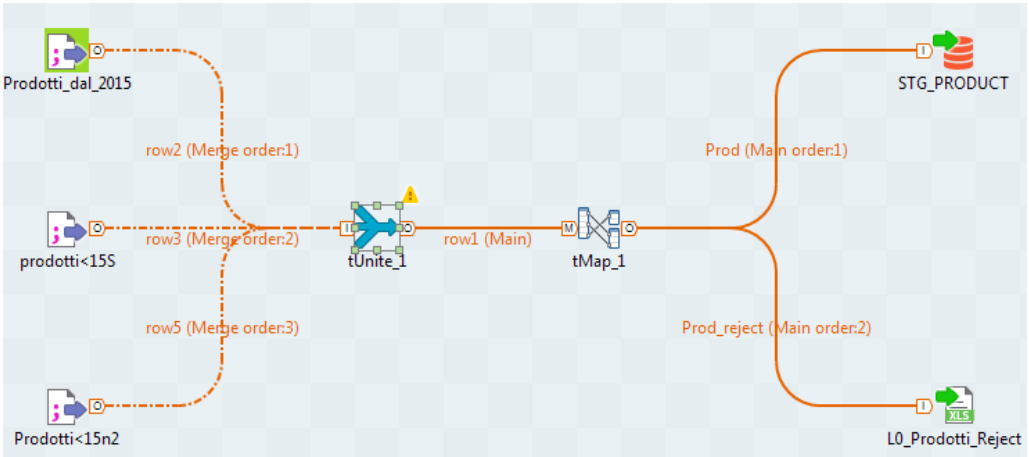


Figura 18: Multi-Caricamento

Lo stesso procedimento è stato svolto per le altre tabelle, con il caso più comune la diretta importazione del file nel database.

É importante osservare che ogni file occupa un Job (area di lavoro) diverso. Questo è necessario per prevenire errori durante il caricamento dei dati, isolando il problema.

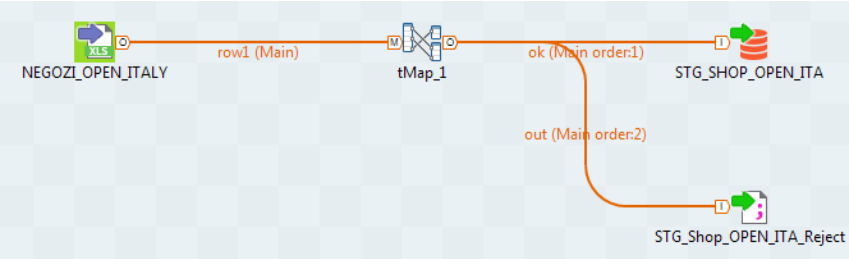


Figura 19: Mono-Caricamento in L0

2.4 LEVEL L1 - DATA OPERATION

Il livello L1, comprende la data quality, la normalizzazione dei dati, e tutte le trasformazioni dei file sorgenti, e rappresenta sicuramente il cuore di tutto il processo di ETL.

A differenza del livello di estrazione L0, i dati sono estratti esclusivamente dalle tabelle create nella Staging Area elencate precedentemente, per poi essere successivamente trasformate e caricate nello stesso Database FASHION_RETAIL, ma in uno schema differente, per valorizzarne il processo e avere un continuo controllo sulle attività che si svolgono.

Per le tabelle già presenti nella Staging Area il processo è molto semplice, in quanto si dovrà solo selezionare gli attributi nel tMap che mi interessano ed eseguire le trasformazioni adeguate per la Normalizzazione dei dati. Nel trasferimento, per un primo check di integrità, si creano le Primary Key, che andranno ad identificare univocamente l'attributo specifico di ogni tabella, spesso rappresentato da un campo ID.

Importante fase è il Pre-Loading, cioè l'estrazione delle dimensioni secondarie da altre tabelle presenti nel livello L0.

Usando come input la tabella STG_PRODUCT, per esempio, possiamo osservare la possibile formazione di nuove dimensioni e rispettivamente eseguire le queries per ciascuno di essi, estraendo univocamente, grazie alla funzione “SELECT DISTINCT” del linguaggio SQL, i campi dalla tabella sorgente relativi alla Categoria.

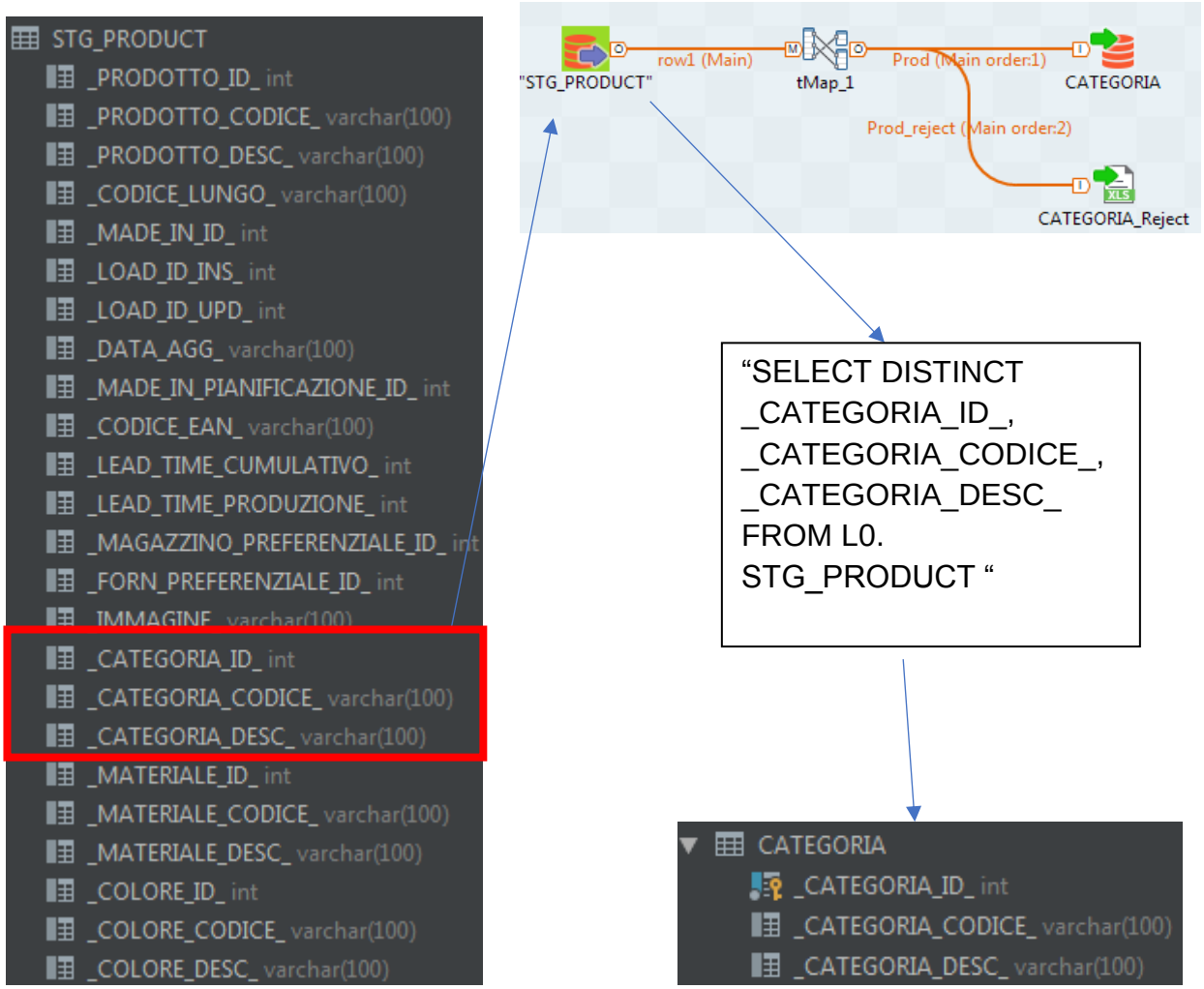


Figura 20: Pre-Loading L1

2.4.1 Data Quality

La qualità dei dati è una percezione o una valutazione dell'idoneità dei dati stessi utili per uno scopo in un determinato contesto. La qualità dei dati è determinata da fattori quali accuratezza, completezza, affidabilità, rilevanza e quanto è attuale. Poiché i dati sono diventati più strettamente collegati alle operazioni delle organizzazioni, l'enfasi sulla qualità dei dati ha guadagnato maggiore attenzione.

I Check si dividono principalmente in due tronconi:

- Di integrità referenziale: controlli tramite la verifica delle foreign key. Viene effettuato tramite join con le tabelle di L1 contenenti i padri di cui verificare le relazioni;
- Di validazione record: i dati devono subire controlli per scartare record che non soddisfano i requisiti stabiliti: Not Null. E le Condizioni Simple/Complex (es.: data compresa in intervalli o campi testo di lunghezza definita ecc…).

La tabella seguente illustra (uno per tipo) tutte le operazioni di data quality eseguite durante la progettazione della DataWareHouse, eseguite tutte ne tool tMap o direttamente nei metadati:
In alcuni casi, sono state volte ulteriori trasformazioni a livello di metadati, in particolare nella dimensione dei campi. Queste modifiche sono state eseguite per evitare la data truncation, onde evitare successive incongruenze nei dati finali.
I dati di scarsa qualità sono spesso considerati come la fonte di rapporti non accurati e strategie mal concepite in una varietà di società. Il danno economico dovuto a problemi di qualità dei dati può variare da spese varie aggiunte quando i pacchi vengono spediti a indirizzi sbagliati, fino a multe salate di conformità normativa per rapporti finanziari impropri.

Tabella 6: Data Quality

Data Type Sorgente - Destinazione	**Sorgente**	**Trasformation for Data Normalization**	**Destinazione**
Datetime-Date	“dd-MMM-yyyy hh:mm:ss”	Change in the variable type directly in tMap options	dd-MM-yyyy
String- String	“Piemonte”	Regione.toUpperCase()	“PIEMONTE”
String- String	“Trentino-Alto-Adige”	Regione.replace ("-"," ")	“Trentino Alto Adige”
String- String	Bolzano/ Bolzen	Provincia.replace ("/Bolzen","")	“Bolzano”
String- String	“Piemonte “	Regione.trim()	“Piemonte”
Integer-Integer	null	Totale_ Arrivi_2018 ==null ? 0 : Totale _Arrivi_2018	0
Integer-Integer	23		23
String-double	“23”	Double.parseDouble (SCONTO)	23.0

2.4.2 Tmap Component In Talend Open Source

Il componente tMap [24] è uno dei componenti principali di processing di Talend Open Souce, ed è utilizzato principalmente per mappare i dati di input ai dati di output, ovvero mappare uno schema sorgente su uno di destinazione.

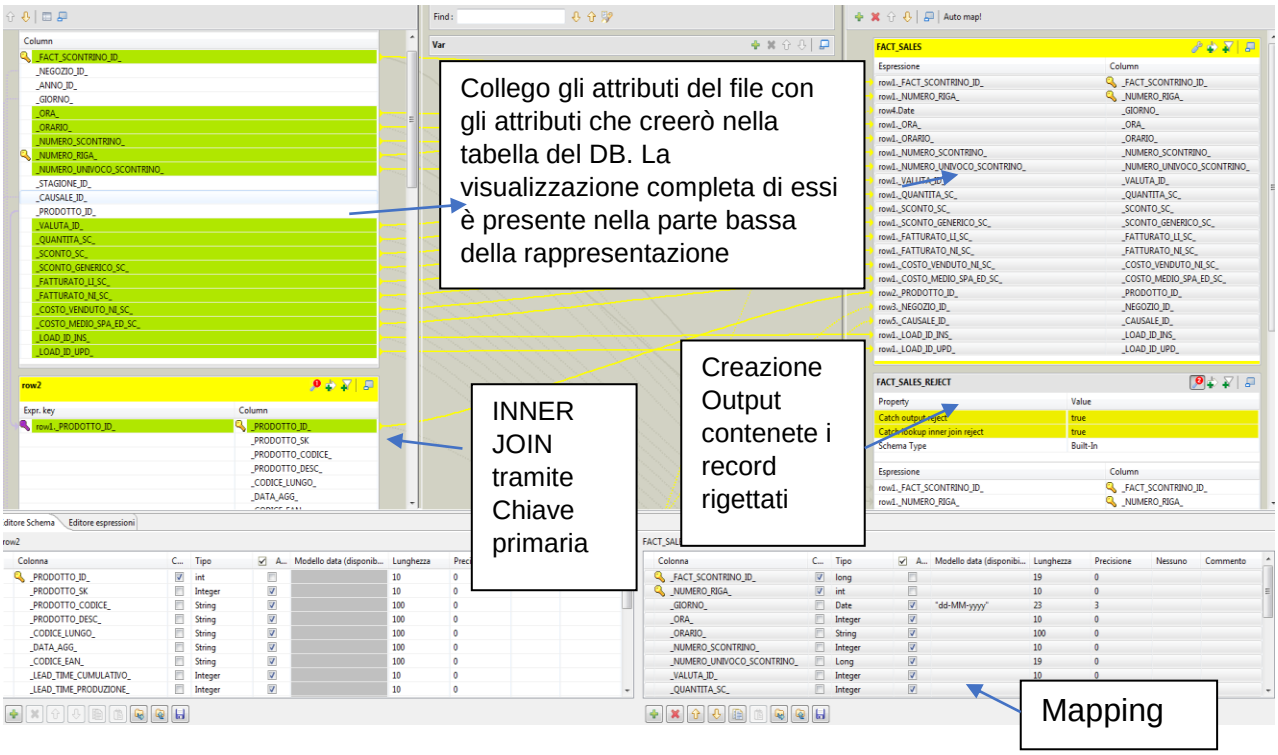


Figura 21: Join & Mapping in Tmap

Oltre a svolgere funzioni di mappatura,il tMap può anche essere utilizzato per unire più tabelle di input unendo i dati in un'unica tabella di destinazione.

Tutte le trasformazioni precedentemente elencate nella tabella riferita alla Data Quality, sono svolte in questa componente, con una ulteriore possibilità di filtrare i dati.

Un'espressione di mappatura può fare riferimento a qualsiasi numero di colonne da ciascuno degli schemi di input. Nell' editor è possibile utilizzare qualsiasi metodo di classe Java disponibile e le routine Talend, con la restrinzione di inserire un'espressione di mappatura per ciascuna colonna in ogni schema di output.

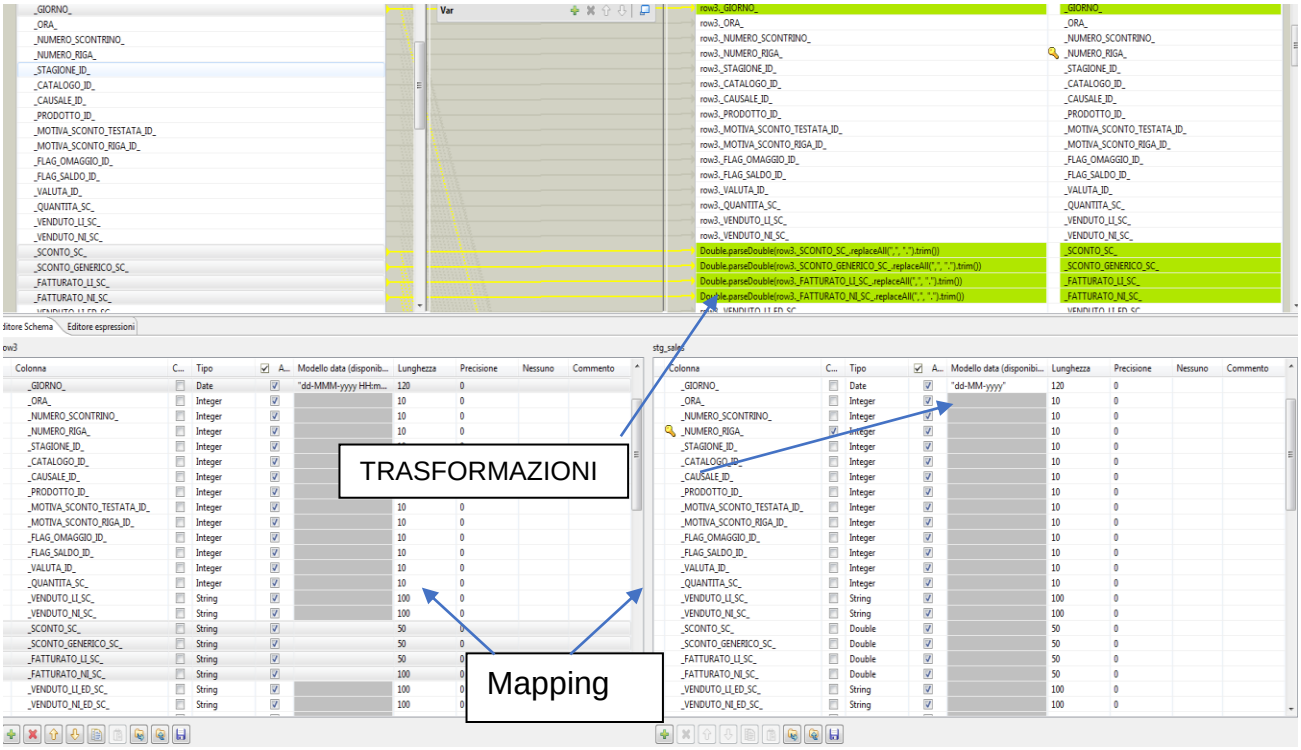


Figura 22: Trasformation in Tmap

Come si può vedere dagli esempi sopra, ogni mappatura può avere una complessità diversa in base alle nostre esigenze.

Nella best practice bisognerebbe sempre fare in modo che i dati e i modelli creati possano essere sempre accessibili per il riutilizzo. Infatti, è molto probabile che in un recente futuro, si possa estendere la nostra capacità di uno specifico attributo di una tabella, ad esempio controllandone il formato. Perciò, per avere un codice ed un processo performante è meglio cambiare la logica in una singola routine, piuttosto che operare più volte nelle singole espressioni di mappatura.

2.5 LEVEL L2 – SNOWFLAKE DATA MART BEST PRACTICE

Nei nuovi progetti di data analytics una delle migliori pratiche di implementazione di un data warehouse o di un data mart è lo SnowflakeDB un Database molto simile ma, allo stesso tempo, molto diverso dagli altri database relazionali, e sviluppato principalmente per avere un processo di ETL efficace e veloce.

È definito molto diverso perché è costruito sui principi del cloud: è veramente elastico, è praticamente a zero manutenzione, è quasi real-time e ha un supporto nativo per dati strutturati e semi-strutturati (JSON). Allo stesso tempo, però, è simile perché è un database relazionale colonnare memorizzato, infatti, i fondatori di SnowflakeDB provenivano da Oracle, stessa azienda fondatrice del database relazionale.

In particolar modo, Il mio obiettivo è tato quello di portare un Database relazionale come SQL Server, ad un livello di progettazione in stile Snowflake:

- I dati devono essere classificati e contrassegnati in modo appropriato, in particolare, se altamente protetti;
- I dati devono conservare la propria storia attraverso audit e verifiche dei dati che dovranno essere convalidati alla fonte, ove possibile;
- I dati devono essere elaborati in micro-batches (lotti);
- I dati devono essere ingeriti e caricati e quindi trasformati come richiesto, ovvero in base alle regole di ELT o ETL;
- Elaborare i dati CDC end-to-end per evitare problemi prestazionali;
- Creare istanze di data mart separatamente in base ai requisiti specifici del Business aziendale, creando dei sistemi di governance pero ogni vista semantica.

Detto questo, ci sono alcune best practice che si applicano alla implementazione di un Database Snowflake, specifiche per le sue differenze architettoniche uniche con altri database relazionali o piattaforme di big data:

- Utilizzare i DWH indipendenti di Multi-Cluster con funzionalità di storage e con scalabilità dei dati condivise per ottimizzare le esigenze di elaborazione dei vari carichi di lavoro. Ad esempio, la Staging Area (Level L0) può trovarsi su un altro database rispetto al Core Layer (Level L1);
- Assegna un DWH virtuale separato per ogni data mart per avere un'esperienza ottimizzata di consumo dei dati;
- Mantenere, se possibile, i dati semi-strutturati nel formato originale per aumentare le prestazioni dell'elaborazione dei dati. Spesso i dati JSON vengono elaborati più velocemente di quelli convertiti in tabelle relazionali. Quando si memorizzano i dati semi-strutturati, SnowflakeDB ottimizza lo storage in base agli elementi ripetuti all'interno delle stringhe di semi-struttura;
- Carica i dati in piccoli blocchi invece di un file di grandi dimensioni e caricarli in parallelo utilizzando più nodi. Ad un cliente siamo stati in grado di caricare 24 mesi di dati di telemetria degli eventi in meno di 2 settimane con cluster di nodi piccoli;
- Assegnare cluster virtuali separati agli schemi di una data warehouse per ottimizzare le prestazioni e considerare il clustering di tabelle di grandi dimensioni per migliorare le prestazioni della query. Recluster se le prestazioni diminuiscono. A volte il cluster/reclustering può ridurre le prestazioni della query, anche se è consigliato di analizzare i dati della tabella prima di apportare tali modifiche;
- SnowflakeDB memorizza i metadati (valori min e max, valori distinti, ecc.) in modo che possa efficacemente sfoltire le micro partizioni necessarie per eseguire la scansione di una query;
- Si consiglia di eseguire l'ingestione dei dati basata su eventi per consentire l'ordine cronologico dei dati. Creare dei pipeline di dati che utilizzano la potenza di elaborazione di Snowflake. Le pipeline basate su framework flessibili di essere completamente separati dalla struttura di elaborazione effettiva. Questa operazione viene fatta tramite la creazione di chiavi surrogate (SK_KEY) di tipo

INTEGER per migliorare l'efficienza permettendo un rapido collegamento e caricamento di dati per le tabelle di grandi dimensioni, dove sarà riportata solo la chiave e non tutti gli attributi. Ciò consente modifiche minime del codice se sono presenti modifiche nello schema di destinazione o nello schema di origine, potendo comunque eseguire tutte le operazioni di caricamento, trasformazione, aggregazione e elaborazione dei dati;

- Costruire un robusto framework di controllo del bilancio di audit che traccia non solo la discendenza dei dati e la qualità dei dati, ma consente l'ottimizzazione delle prestazioni del database rispetto ai costi di elaborazione;
- Crea cloni a zero copie per creare database di test o di convalida per evitare la duplicazione dei dati.

SnowflakeDB è un potente database e ha delle caratteristiche uniche che consentono una rapida implementazione dei progetti di analisi dei dati, ma come tutti gli altri database richiede un'attenta progettazione. Seguendo la best practice appena elencata, la prima parte da svolgere nel progetto è la creazione delle Surrogate Key per tutte le tabelle Anagrafiche del livello L1, creando delle relazioni padre e figlio tra le tabelle Fatto e le tabelle Dimensioni.

Per esempio, per quanto riguarda le preloading della tabella prodotto, le surrogate key saranno create con il seguente codice SQL:

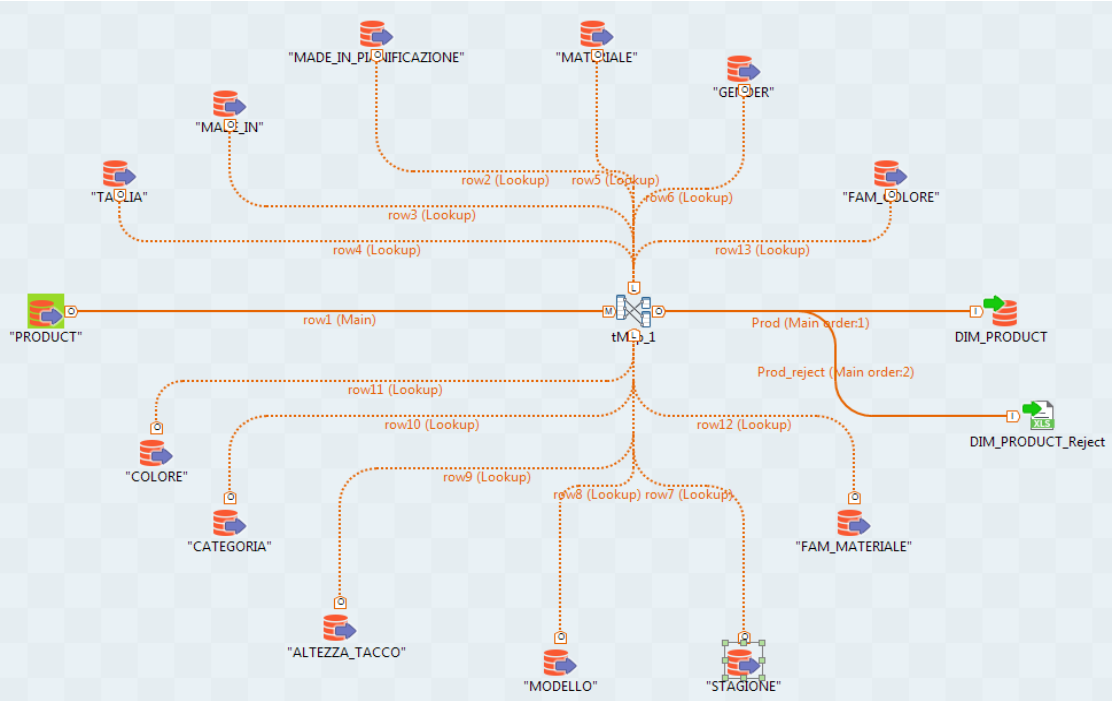
- ***ALTER TABLE** L1.PRODUCT **ADD** _PRODOTTO_DM_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.ALTEZZA_TACCO **ADD** _ALTEZZA_TACCO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.CATEGORIA **ADD** _CATEGORIA_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.COLORE **ADD** _COLORE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.GENDER **ADD** _GENDER_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.FAM_COLORE **ADD** _FAMIGLIA_COLORE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.FAM_MATERIALE **ADD** _FAMIGLIA_MATERIALE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.MADE_IN **ADD** _MADE_IN_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.MADE_IN_PIANIFICAZIONE **ADD** _MADE_IN_PIANIFICAZIONE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.MATERIALE **ADD** _MATERIALE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.MODELLO **ADD** _MODELLO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*

- ***ALTER TABLE** L1.STAGIONE **ADD** _STAGIONE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.TAGLIA **ADD** _TAGLIA_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*
- ***ALTER TABLE** L1.TURISMO **ADD** _TURISMO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;*

A questo punto, tramite la creazione di una connessione allo schema L1 del Database Fashion_Retail in forma di metadato, procedo con l'estrazione delle tabelle aventi la Surrogate Key in esso presenti, e tramite l'elaborazione nello strumento di Talend tMap [24], diventeranno le chiave primarie delle nuove Tabelle Dimensioni.

Nello specifico, si vede come l'imput "row1" definito come la Tabella Categoria del livello L1 avente come chiave primaria l'Id, viene riportata a livello L2 con uno schema identico al precedente, ma con chiave è primaria la chiave surrogata:

In generale:



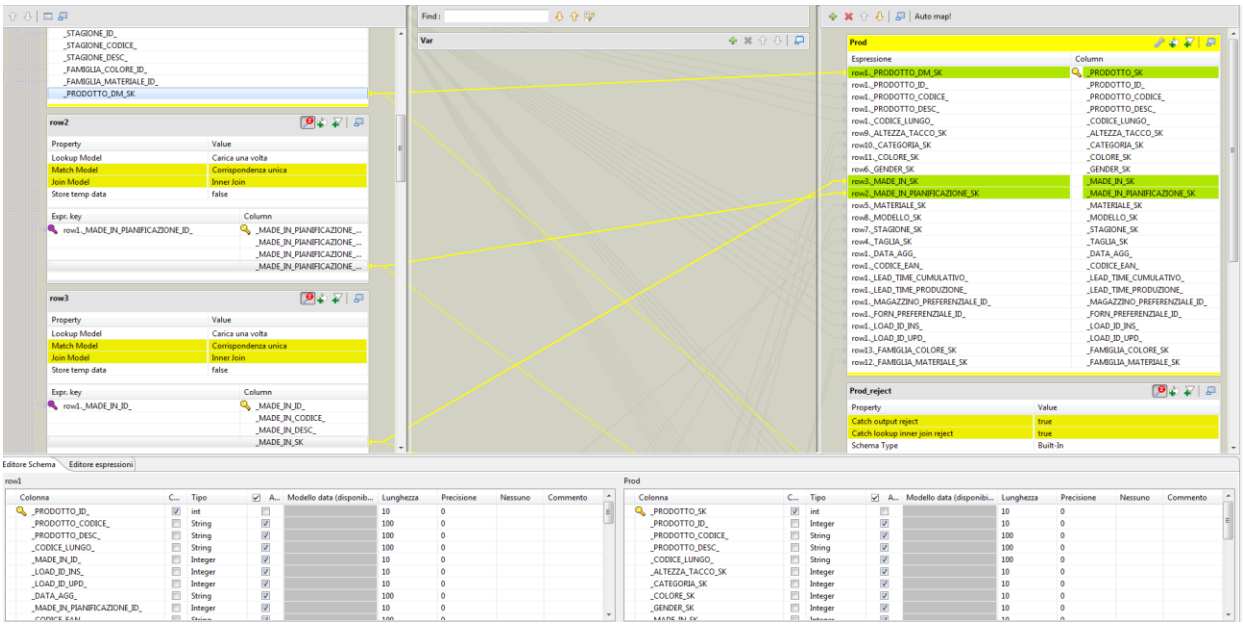


Figura 23: SnowflakeDB Dimension

Inoltre, è molto importante fare attenzione nella costruzione delle tabelle di fatto, in quanto, essendo tabelle padre delle tabelle dimensioni, non avranno una propria chiave surrogata. In esse, sarà riportata solo la surrogata delle tabelle dimensioni che la caratterizzano, tralasciando tutte le informazioni come, per esempio, l'Id e la descrizione, in quanto, in questo processo non ha alcun bisogno di scendere nel dettaglio in un'unica tabella ma è un sistema strutturato ad albero con un sistema di gerarchie, definito appunto tramite il comando Join tra le chiavi surrogate delle tabelle dimensioni.

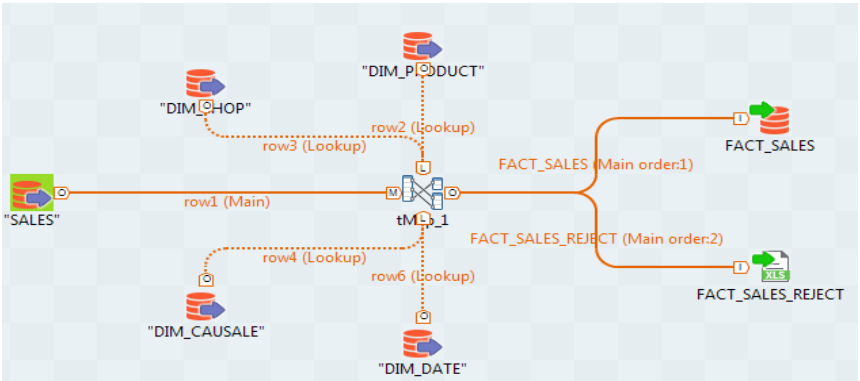


Figura 24: SnowflakeDB FACT

2.6.1 Snowflake Schema

Una base dati è in 3NF (*terza forma normale*) se tutti gli attributi non-chiave dipendono dalla chiave soltanto, ossia non esistono attributi non-chiave che dipendono da altri attributi non-chiave. Tale normalizzazione elimina la dipendenza transitiva degli attributi dalla chiave e prende il nome di schema SnowFlake.

Il nome Snowflake Schema deriva dal fatto che le tabelle delle dimensioni si ramificano e assomigliano, per l'appunto, ad un fiocco di neve. Osservando il modello, si evidenzia come una tabella dei fatti è circondata da delle tabelle dimensionali, con i quali si creerà la suddetta ramificazione. A differenza dello schema a stella, le tabelle di dimensioni nello schema a fiocco di neve possono avere le proprie categorie. L'idea dominante dietro lo schema fiocco di neve è che le tabelle delle dimensioni sono completamente normalizzate. Ogni tabella delle dimensioni può essere descritta da una o più tabelle di ricerca o ancora da più tabelle di ricerca aggiuntive. Questo viene ripetuto finché il modello non è completamente normalizzato.

Ovviamente, la normalizzazione crea una maggiore complessità nell'eseguire le query dello schema snowflake, in quanto, per esempio, dovremo scavare più in profondità per ottenere il nome del tipo di prodotto o il comune di un negozio. La struttura si basa su una serie di JOIN annidati, dove ad un semplice JOIN, bisognerà aggiungerne un altro JOIN per ogni nuovo livello all'interno della stessa dimensione. Naturalmente, non esiste un numero di annidazioni standard, ma dipende dal livello del dato che si vuole estrarre. Più il dato è in profondità, più il processo di scrittura delle query sarà complesso [23].

Fondamentalmente, una query eseguita su un data mart basato su schema Snowflake verrà eseguita più lentamente rispetto ad uno su Starschema. Nella maggior parte dei casi, questo non rappresenta un problema: non importa molto se otteniamo il risultato in un secondo o in un millisecondo.

Nel progetto proposto, una vista completa dello snowflake è la seguente:

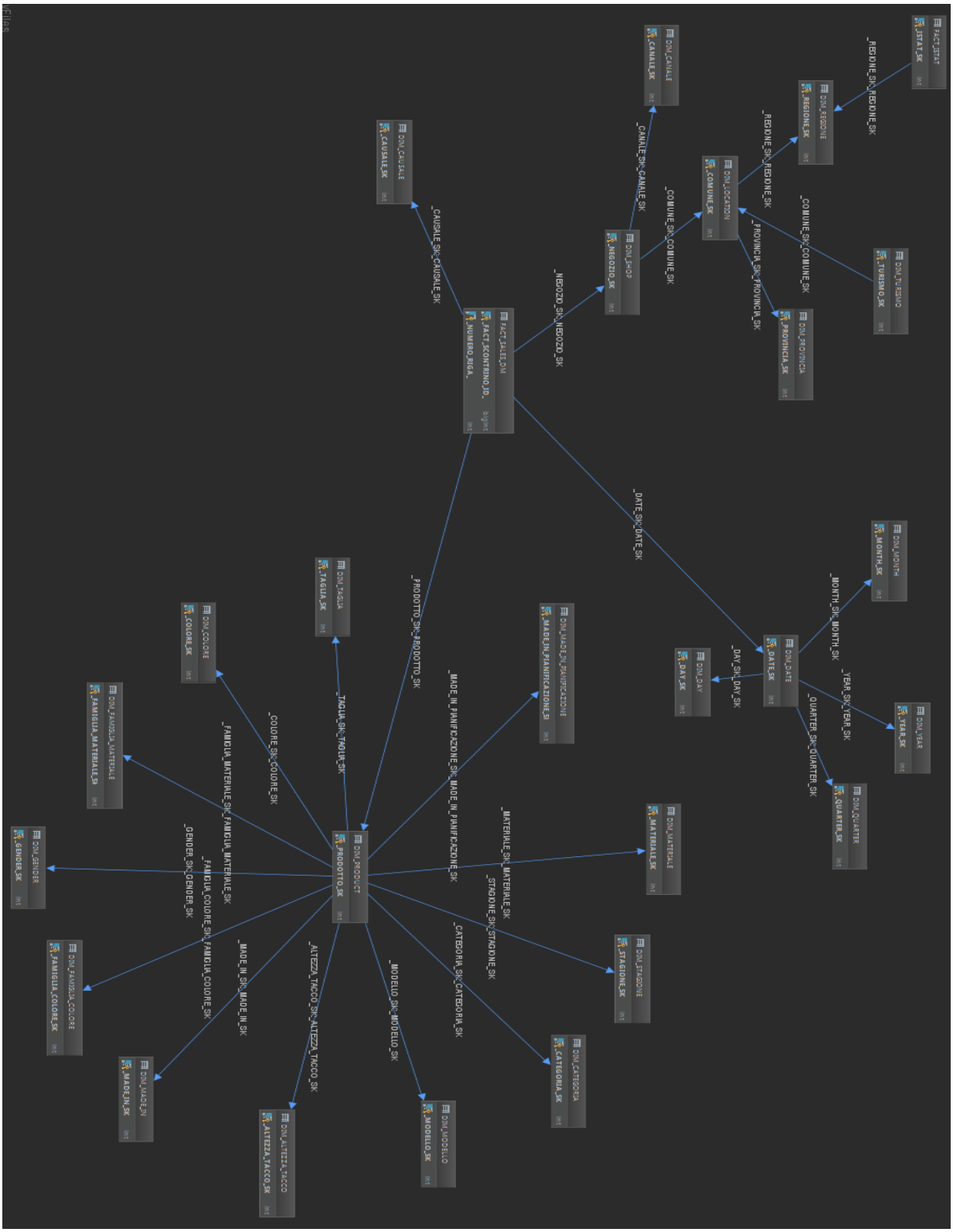


Figura 25: Snowflake Schema

2.6 LEVEL L2 – STARSCHEMA DATA MART BEST PRACTICE

I Database Relazionali, i più usati, rispetto ai SnoflakeDB presentano gli stessi livelli di Staging Area e Trasformation Area ma con una sostanziale differenziazione nel livello finale L2.

In questo caso, lo scopo non è quello di avere un processo di ETL super performante, ma di avere un minor numero di tabelle finali di grandi dimensioni aventi più informazioni possibili per facilitare, tramite software di data visualization, la creazione di report utili ai fini di decisioni strategiche future o per un semplice audit sull'andamento economico finanziario della azienda.

Lo schema del Job non cambia rispetto a quello dello SnowflakeDB, ma a cambiare è la mappatura delle variabili nel tMap [24].

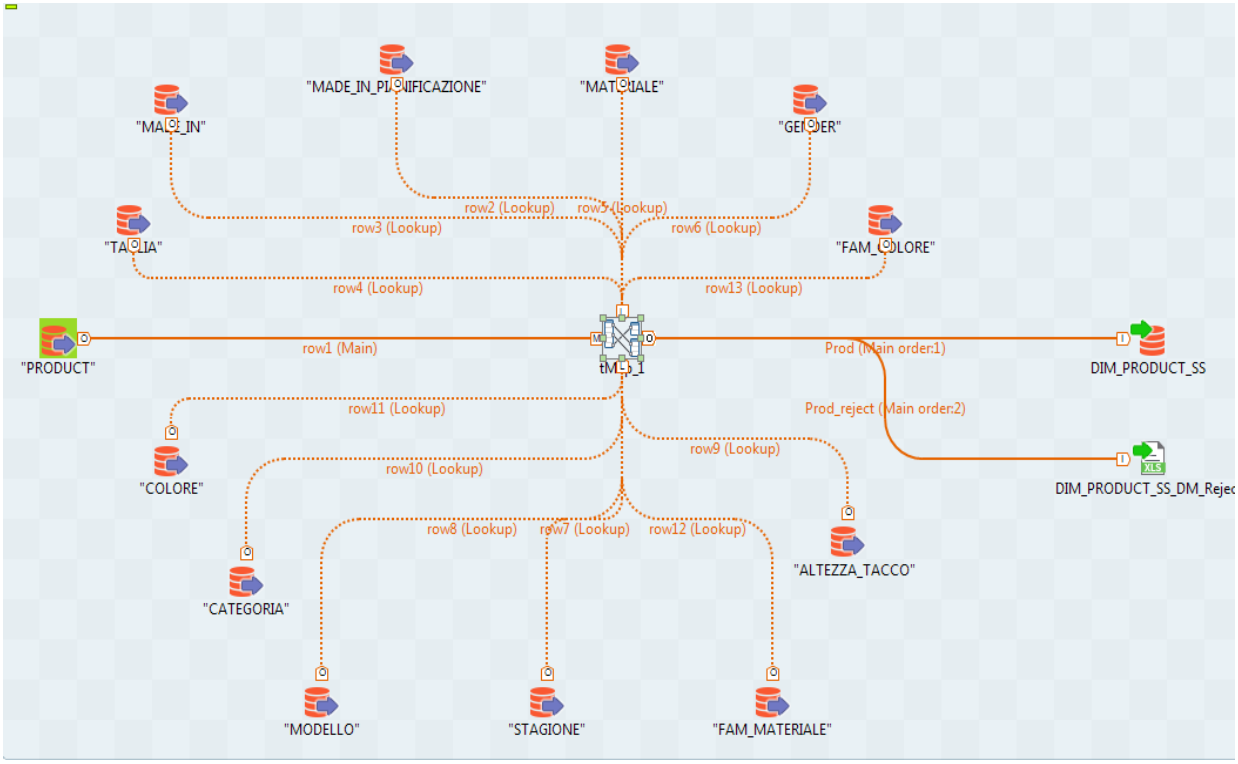


Figura 26: Job Product Star Schema

Infatti, le tabelle del Livello L2 anche in questo caso derivano dal livello L1 ed è possibile ricavarle con una serie di JOIN tra le tabelle, non più collegate alla Surrogate Key, ma direttamente alla Primary Key, con i dovuti controlli di integrità.

Gli attributi della tabella finale possono derivare anche da tabelle differenti, in quanto ogni attributo di una tabella è collegato all'attributo della tabella finale tramite l'azione i JOIN.

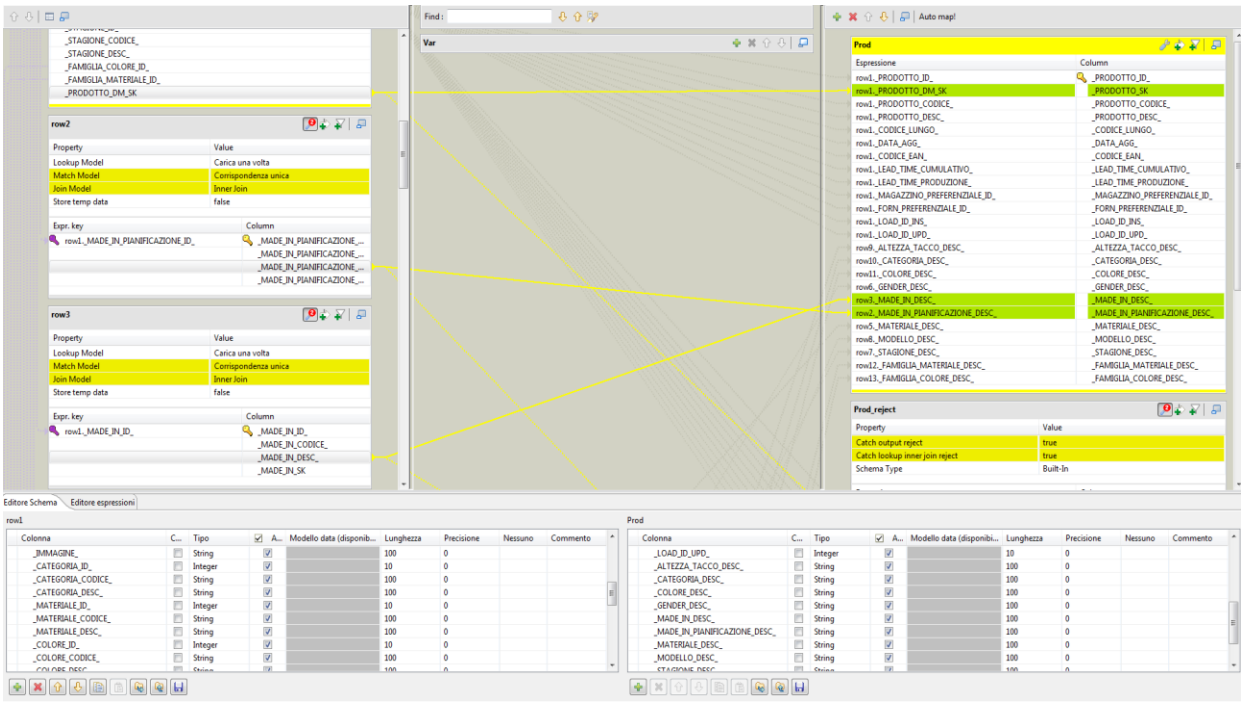


Figura 27: tMap Product Star Schema

Lo stesso procedimento si è svolto per le tabelle dei fatti, ricordandosi di fare le JOIN non con le chiavi surrogate delle tabelle dimensioni, ma farli direttamente con le chiavi primarie.

2.6.1 Star Schema

Una volta costruito il Data Fact Model, viene implementato lo schema logico. Esso viene rappresentato secondo uno Star Schema, il cui centro è costituito da una tabella dei fatti; le punte della stella rappresentano invece le tabelle delle dimensioni che si diramano dal centro. Le caratteristiche principali di uno Star Schema sono le seguenti:

- Struttura semplice di facile comprensione;

- Query molto performanti, perché riducono i join da effettuare tra tabelle;
- Tempo di caricamento dei dati relativamente lungo, perché la ridondanza dei dati dovuta alla de-normalizzazione, provoca l'aumento delle dimensioni della tabella;
- Ampiamente supportato da un gran numero di strumenti di business intelligence;
- Le tabelle dei fatti in uno Star Schema sono in terza forma normale, mentre le tabelle dimensionali sono denormalizzate [10].

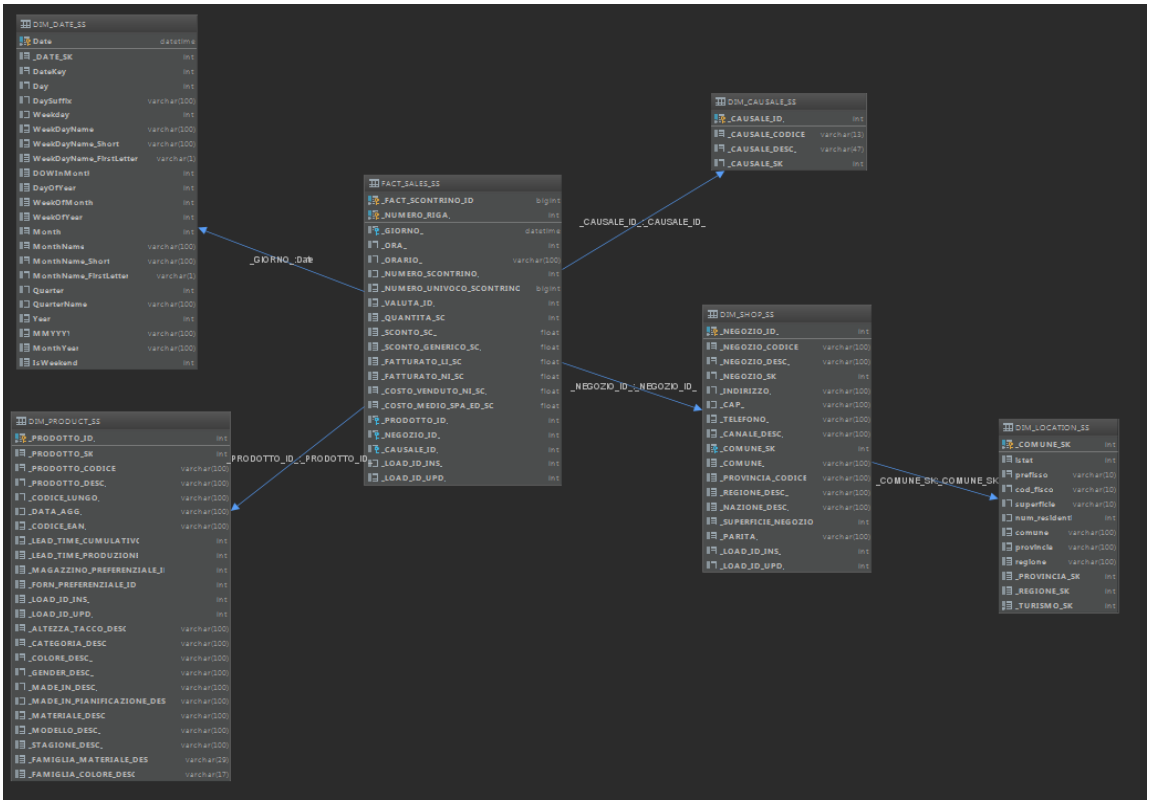


Figura 28: Star Schema

2.7 FULL LOAD ETL & AUDIT

Per velocizzare tutto il processo spiegato in precedenza, il metodo migliore è quello di creare dei job che contengano altri job. In questo modo, posso racchiudere in sottogruppi per ogni livello le anagrafiche e i movimenti per poi eseguirli tutti allo stesso tempo.

Per esempio, nel livello L0 ho il Job STG_Anagrafiche, dove raccolgo tutti i job del livello L0 riguardanti tutte le anagrafiche, come visualizzato nell' immagine seguente.

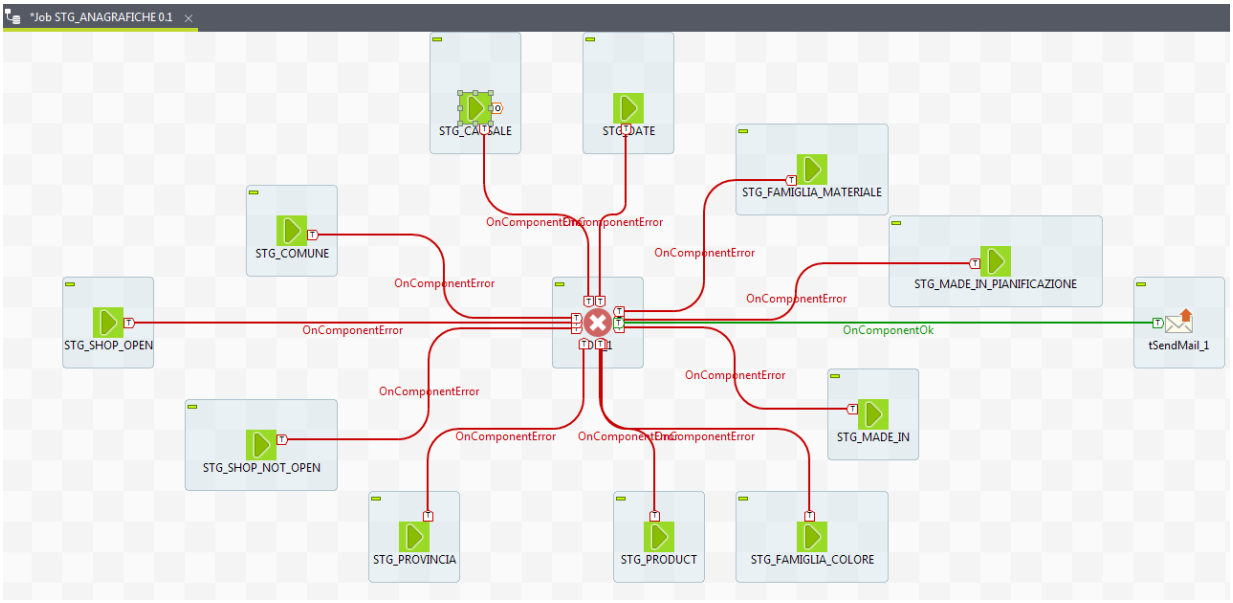
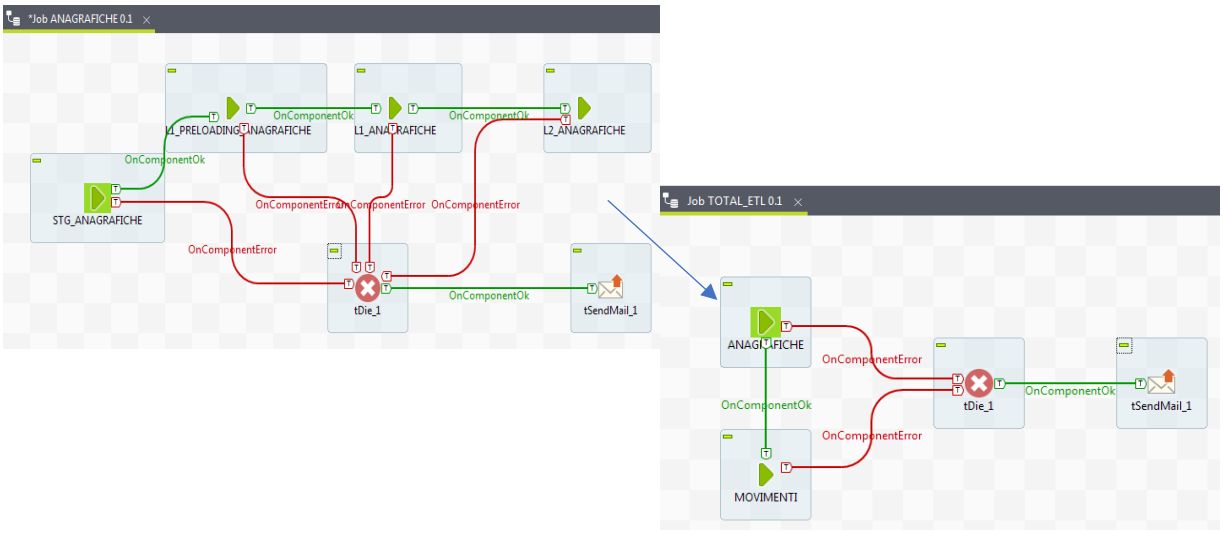


Figura 29: Job STG Anagrafiche

Lo stesso procedimento è svolto per le Anagrafiche e i movimenti di ciascun livello, arrivando al livello L2 con solo due job da unire, rispettivamente uno relativo alle anagrafiche e un ai movimenti.

Come ultimo step del processo ETL, non resta che unire i due tipi di configurazione dato con tutta la loro gerarchia in un unico job finale. Il vantaggio del Full Load ETL è la capacità tramite un univoco comando di caricare interamente tutto un database.



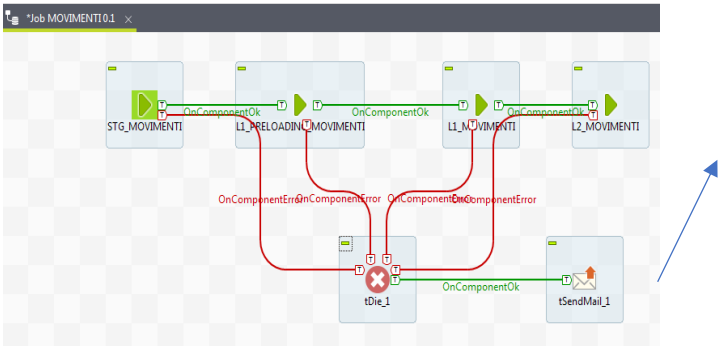


Figura 30: Full Load ETL & Auditing

È molto importante controllare il flusso dei dati nelle varie fasi del processo. Nella figura sopra stante, oltre che all'ultimo step è importante focalizzarsi su due tools: tDie e tSendEmail. Essi funziona insieme, e quando il processo va in Errore, viene mandato un segnale al tDie, che tramite l'aiuto dello strumento tSendEmail, manda una Email, con l'allegato in forma di Script dell'errore, sia al proprietario che al gestore del Database.

Un esempio riguardante tutto il processo esplicativo è spiegato nell'appendice A5.

2.7.1 Auditing ETL

Il controllo in un processo di estrazione, trasformazione e caricamento ha lo scopo di soddisfare i seguenti obiettivi:

- Verificare le anomalie dei dati oltre a controllare semplicemente gli errori gravi;
- Catturare e archiviare una traccia elettronica di eventuali modifiche materiali apportate ai dati durante la trasformazione

L'auditing ETL aiuta a confermare che non ci sono anomalie nei dati anche in assenza di errori. Un meccanismo di auditing ben progettato aggiunge anche l'integrità del processo ETL eliminando l'ambiguità nella logica di trasformazione, intrappolando e

tracciando ogni modifica apportata ai dati lungo il percorso. Anche nelle architetture ETL più rudimentali, è possibile controllare alcune metriche di alto livello per confermare che i dati caricati sono quelli previsti.

In generale, i processi ETL di auditing dovrebbero verificare quanto segue per confermare che gli input corrispondono agli output:

- Conteggio generale delle righe;
- Totali aggregati (che potrebbero includere importi finanziari o altri dati di riepilogo).

Alcuni processi richiedono un audit più esaustivo. In altri casi, potrebbe essere necessario verificare se i dati siano entro limiti ragionevoli o se supportano tali valori. Altro aspetto che non bisogna dimenticare di verificare i casi in cui non è stato caricato alcun dato. Purtroppo, succede spesso, e le due maggiori cause sono dovute ad un file sorgente che non contiene dati, una query configurata in modo errato che non restituisce righe o una directory di origine vuota destinata a contenere uno o più file potrebbero portare al corretto completamento del processo ETL ma a caricare esattamente zero righe di dati. Tuttavia, se un determinato processo dovrebbe sempre comportare un numero di file caricato diverso da zero, assicurarsi di aggiungere una fase di controllo per verificarlo.

L'auditing ETL è raramente l'elemento più visibile nell'architettura, ma è una polizza assicurativa necessaria per proteggere l'integrità dei dati e del processo.

CAPITOLO 3: ALGORITMI DI DATA MINING PER IL GEO-POSITIONING

Negli ultimi decenni, lo sviluppo di informazioni e comunicazioni delle tecnologie hanno danno nuova vitalità al marketing aziendale. I dati da immagazzinare ed analizzare stanno aumentando a un ritmo molto rapido, probabilmente 1000 volte rispetto a cinque anni fa. Tuttavia, i dati e gli utili aziendali non lo sono direttamente proporzionale.

La tecnologia Data Mining nel marketing è un'applicazione relativamente universale. Queste applicazioni sono riferite a una Boundary Science, una varietà di teorie scientifiche basate principalmente sulle discipline di base dell'Information Technology, del Marketing e dello studio dei metodi Statistici che sta alla base di ogni possibile algoritmo. Inoltre, il data mining fa riferimento anche a discipline letterarie e comportamentali per valutare meglio le caratteristiche di un cliente, come la psicologia e la sociologia [20].

In generale, attraverso l'estrazione, il trattamento e lo smaltimento di una grande quantità di informazioni per identificare l'interesse, le preferenze e i comportamenti di specifici gruppi o dei singoli consumatori, le abitudini di consumo, ma soprattutto, la domanda, orientando le vendite per un marketing dal contenuto specifico.

Poiché l'automazione è popolare in tutto il settore, le imprese che gestiscono i processi devono avere molti dati operativi. I dati non sono raccolti allo scopo di analisi, ma provengono da operazioni commerciali. L'analisi di questi dati conferisce al decision-maker il valore reale delle informazioni, al fine di ottenere profitti.

Le informazioni commerciali provengono dal mercato attraverso vari canali come, ad esempio, il processo di acquisto tramite credito carta dove possiamo raccogliere i dati di consumo del cliente, come ora, luogo, beni o servizi interessanti interessati, prezzi voluti e il livello di capacità di ricezione. Inoltre, le imprese possono anche acquistare una varietà di informazioni sui clienti da altri società di consulenza.

Il marketing basato sul data mining di solito può creare sulle vendite delle promozioni specifiche per il cliente secondo i suoi precedenti record di acquisto. Le più comuni applicazioni nel settore bancario, assicurativo, sistema di traffico, vendita al dettaglio e in campo commerciale.

Come già descritto nello Stato dell'arte, le tecnologie e le analisi del marketing sono basate sull'analisi del mercato, come la predizione, la segmentazione e la classificazione del cliente, il profiling e il cross-selling.

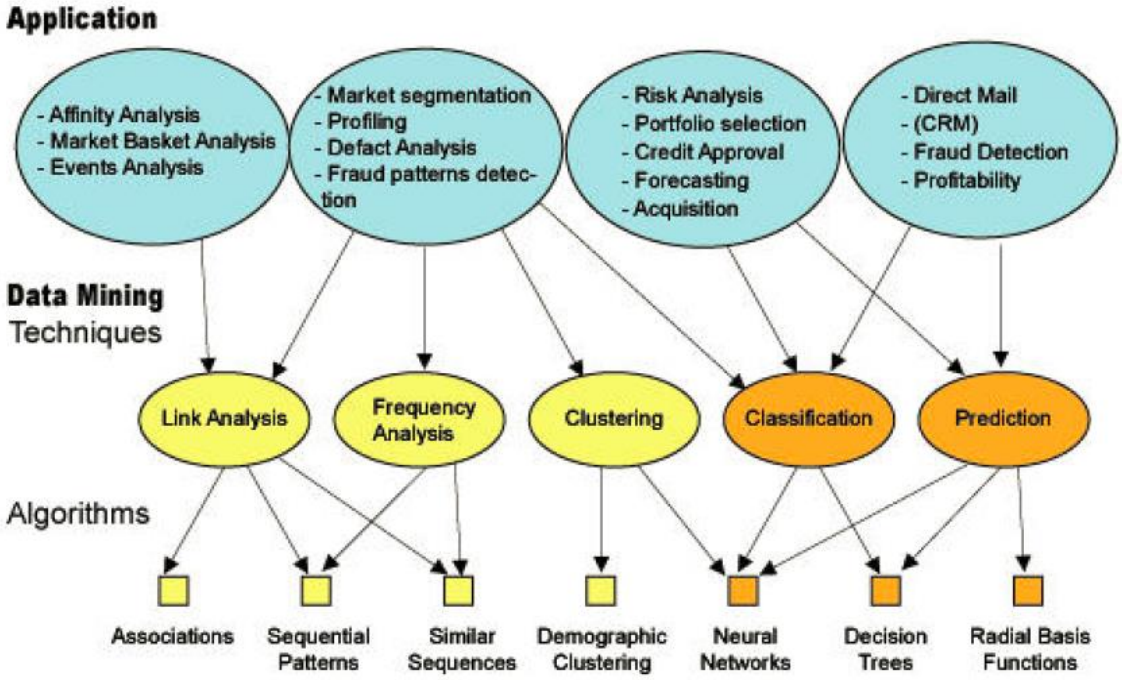


Figura 31: Applicazione Del Data Mining Per Il Marketing

Esse possono essere utilizzate anche per operazioni di valutazione del credito e frode.

Il processo di base del data mining nel marketing mostra come segue:

- *Preparare i dati primitivi*: Include informazioni di carattere individuale (età, sesso, hobby, background, professione, indirizzo, codice postale e reddito), la precedente esperienza di acquisto e la relazione all'interno dei clienti. La preelaborazione dei dati primitivi è molto importante per selezionare i potenziali clienti,
- *Stabilire un determinato modello*: Questo modello può utilizzare molto tecnologie tradizionali di data mining e molte tecnologie da altri argomenti correlati. Tuttavia, il problema che tali tecnologie dovrebbe risolvere è quello di individuare il mercato migliore o accettabile, all'interno fonte di dati limitata, tempo limitato e spese limitate.

In definitiva, utilizzare questo modello per selezionare i clienti e decidere il piano di marketing.

Nel nostro progetto andremo a idealizzare una possibile predizione dei dati ISTAT italiani del 2018 tramite la regressione lineare, in quanto adattabili solo fino al 2017 dal sito omonimo [25]. Inoltre, si svilupperà una classificazione CART per capire lee future aspettative dei negozi attualmente aperti, e per trovare una possibile ideale locazione per aprire un nuovo store.

3.1 R – PREDICTION: DATI ISTAT 2018

Per una analisi completa e affidabile, è molto importante l'integrità e la completezza di dati. Dopo una ricerca in vari siti dedicati, per il progetto si è scelto di analizzare e prevedere i dati dell'Istituto Nazionale di Statistica, comunamente denominato ISTAT [25].

I dati effettivi hanno un orizzonte che parte dal 2004 al 2017. Essendo nel 2019, I dati forniti non si possono considerare completi. Perciò, si è deciso di affrontare il problema tenendo conto di un orizzonte temporale di dieci anni, considerando i dati dal 2007 al 2017 per fare una previsione riferita al 2018.

La ricerca per decidere gli indicatori adatti all'analisi, si è svolta seguendo una procedura matriciale, facendo un mapping diviso in aree geografiche e serie temporale coperta, inserendo il tutto in una tabella esplicativa mostrata nell'appendice A2.

La preferenza a livello regionale si sono espresse con un totale di cinque indicatori, uno o massimo due per tipo:

- Settore Trasporti: Rete ferroviaria in esercizio;
- Settore Famiglia: Spesa media mensile familiare per beni e servizi non alimentari, reddito medio;
- Settore Macro-Economia: Pil Pro Capite;
- Settore Lavoro: Tasso di disoccupazione.

Mentre, a livello comunale, si è evidenziato la popolazione residente e il turismo.

Prima dell'implementazione del codice, è stato necessario creare dei fogli di lavoro univoci per ogni indicatore, favorendo una predizione efficace dei dati, data la diversità di origine degli stessi. La suddivisione, onde evitare meccanismi complicati e macchinosi ed eventuali errori di copiatura, si è svolta tramite Talend Open Studio [28], software di ETL già ampiamente discusso nel capitolo precedente.

Il job prende I dati completi precedentemente caricati nella Staging Area e tramite l'utilizzo di Query, Ogni tabella viene interrogata in modo da estrarre nel foglio Excel dedicato, solo i dati regionali inerenti alla nostra analisi.

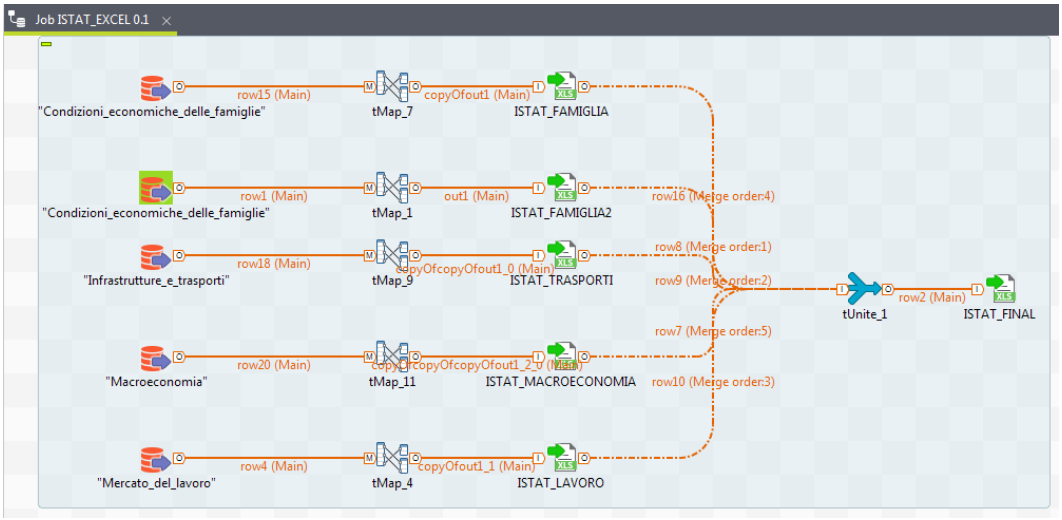


Figura 32: Job ISTAT Excel

Per esempio, per estrarre solo i dati relativi al '*Spesa media mensile familiare per beni e servizi non alimentari'* delle famiglie, si è considerato la tabella dedicata ai dati delle condizioni economiche delle famiglie dell'Istituto Nazionale di Statistica Italiano e si è estratto Il reddito Medio, evidenziandolo con la clausola SQL IN.. La stessa cosa è stata fatta per escludere i dati nazionali o relativi alle zone di appartenenza escludendo gli altri campi (Centro Nord, Nord-Est, …) con un NOT IN.

Naturalmente, le stesse operazioni sono state svolte per gli altri indicatori.

La Query usata nel caso della Spesa media mensile è la seguente:

"

```
SELECT *
FROM OPEN_DATA_ITALY.Condizioni_economiche_delle_famiglie
WHERE Indicatore IN ('Spesa media mensile familiare per beni e servizi non
                      alimentari')
 AND Territorio NOT IN ('Nord-ovest',
                        'Bolzano/Bozen',
                        'Trento',
                        'Nord-est',
                        'Nord',
                        'Centro',
                        'Centro-Nord',
                        'Mezzogiorno',
                        'Italia')                    "
```

Creando i File Excel univoci per ogni indicatore è ora possibile svolgere la Regressione Lineare.

3.1.1 Regressione dei dati ISTAT

Per eseguire la predizione, si è utilizzato un "R", un linguaggio e un ambiente dedicato per il calcolo statistico e grafico. È un progetto GNU e fornisce un'ampia varietà di modelli statistici (modellazione lineare e non lineare, test statistici classici, analisi di serie temporali, classificazione, clustering, ...) e tecniche grafiche ed è altamente estensibile. Il linguaggio R fornisce un'opzione Open Source per la partecipazione a tale attività, con il supplemento di R. Uno dei punti di forza di R è la facilità con cui è possibile produrre trame di qualità di pubblicazione ben progettate, compresi simboli matematici e formule dove necessario. È stata prestata grande attenzione alle impostazioni

predefinite per le scelte di progettazione minori nella grafica, ma l'utente mantiene il controllo completo [27].

R-studio è un ambiente di sviluppo integrato per R, con una console, un editor di evidenziazione della sintassi che supporta l'esecuzione diretta del codice e strumenti per il tracciamento, la cronologia, il debug e la gestione dello spazio di lavoro [26].

L'obiettivo è quello di estrarre un valore predittivo Y riferito all'anno 2018, condizionato dalle variabili X_i identificate come gli anni dal 2007 al 2017.

La risultante è la forma della regressione lineare multi-variabile:

$$Y = b_0 + b_1X + b_2X_2 + \cdots b_kX_k + \varepsilon$$

Un esempio di codice R usato per la regressione lineare è quello mostrato nell'appendice A4, dove l'indicatore preso in considerazione è per la spesa media mensile.

Per ottenere i risultati effettivi della nostra regressione è necessario utilizzare il comando "summary(reg)", che creerà un output come quello sottostante dove sono visualizzati tutti gli indicatori più importanti per valutarne la reale bontà del modello:

summary(reg)

Coefficients:

	Estimate Std.	***Error***	***t value***	***Pr(>|t|)***
(Intercept)	*-64.51987*	*67.42781*	*-0.957*	*0.36363*
Istat_Famiglie$Anno_2007	*0.36274*	*0.15502*	*2.340*	*0.04402 **
Istat_Famiglie$Anno_2008	*0.07351*	*0.10744*	*0.684*	*0.51106*
Istat_Famiglie$Anno_2009	*0.23755*	*0.12889*	*1.843*	*0.09843* **.**
Istat_Famiglie$Anno_2010	*-0.31284*	*0.20341*	*-1.538*	*0.15842*
Istat_Famiglie$Anno_2011	*-0.04140*	*0.12748*	*-0.325*	*0.75278*
Istat_Famiglie$Anno_2012	*-0.82588*	*0.32808*	*-2.517*	*0.03292 **
Istat_Famiglie$Anno_2013	*1.65055*	*0.38821*	*4.252*	*0.00214 ***
Istat_Famiglie$Anno_2014	*-0.88867*	*0.37681*	*-2.358*	*0.04271 **
Istat_Famiglie$Anno_2015	*0.29580*	*0.34225*	*0.864*	*0.40987*
Istat_Famiglie$Anno_2016	*0.51256*	*0.18976*	*2.701*	*0.02435* *****

Residuals:

Min	***1Q***	***Median***	***3Q***	***Max***
-49.282	*-17.568*	*2.277*	*18.774*	*37.037*

*Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1*

Residual standard error: *37.12 on 9 degrees of freedom*

Multiple R-squared: *0.9957*

Adjusted R-squared: *0.9908*

F-statistic: *206.5 on 10 and 9 DF*

p-value: *2.185e-09*

Lo stesso procedimento è stato svolto per gli altri indicatori, ad eccezione del reddito, dove è stato necessaria una predizione sia dei dati del 2017 che un'ulteriore analisi per fornire i dati del 2018, in quanto mancanti entrambi.

Come rispecchia l'output del comando summary, i risultati ottenuti sono molto accettabili. Infatti, I risultati della stima di un modello di regressione lineare potrebbero e dovrebbero riportare:

- Un numero adeguato di osservazioni;
- I valori delle stime dei parametri β accettabili.
- I valori delle statistiche dei test *t* di Student associati a ciascun parametro, onde valutarne la significatività; tali statistiche sono spesso accompagnate dall'indicazione dell'*errore standard* associato, nonché del *p-value* che è considerato accettabile solo se inferiore a 0,10, 0,05 o 0,01
- Statistiche atte a valutare la bontà complessiva del modello; queste possono essere a seconda dei casi limitate a misura di bontà del *fitting* quali R^2 e R^2 Adjustment per i gradi di libertà. R^2 varia tra 0 ed 1: quando è 0 il modello utilizzato non spiega per nulla i dati; quando è 1 il modello spiega perfettamente i dati.
- Statistiche dei test quali il *test F*, ossia la statistica F di Fisher associata all'ipotesi nulla che tutti gli elementi di β, Per verificare la significatività dell'intero modello si

utilizza il test F. Si vuole verificare l'ipotesi H0: β1 = 0, . . ., βk = 0 contro l'alternativa che almeno uno dei parametri sia diverso da zero. Sotto l'ipotesi che gli errori siano $N(0, \sigma^2)$, la devianza totale ammette sempre la scomposizione SST = SSE + SSR.

3.1.2 Processo ETL dei dati ISTAT

Dopo aver affrontato il problema della completezza dei dati fornita dai dati ISTAT, risolta con la predizione, si possono caricare i dati ottenuti con un semplice processo di ETL, come svolto in precedenza nel capitolo 2.

Il principio è lo stesso. Dopo aver trascritto i dati ottenuti dalla regressione nel foglio di calcolo fornito dal file ISTAT, si passerà alla creazione del metadato in Talend [24].

Questo, sarà inserito in un job e caricato a Livello L0 nella Staging Area, senza svolgere nessuna operazione. La data quality sarà svolta dalla tMap [25] nel Livello L1, per poi essere collegati tra di loro tramite la Surrogate Key a livello L2. Negli ultimi due processi si lavorerà direttamente sul database, senza intaccare il foglio Excel originale.

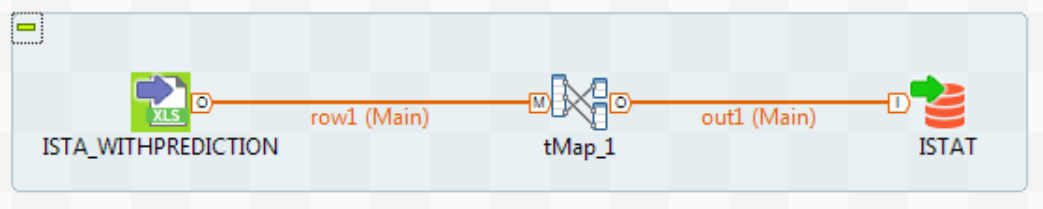


Figura 33: Job ISTAT with Prediction

Naturalmente, i collegamenti saranno svolti tramite la dimensione riferita alle regioni, che a sua volta sarà legata alle provincie che saranno legate ai comuni, creando una gerarchia a livello relazionale. Invece, per quanto riguarda la tabella Comune, già compresa dell'attributo riferito alla popolazione, sarà collegata ulteriormente con la tabella con i dati relativi al turismo. Molto importante è annotare come la tabella con i relativi dati Istat, sarà considerata come una tabella di fatto, e non come una semplice dimensione.

Una semplice visualizzazione dei collegamenti tra le varie tabelle è mostrata dalla figura seguente:

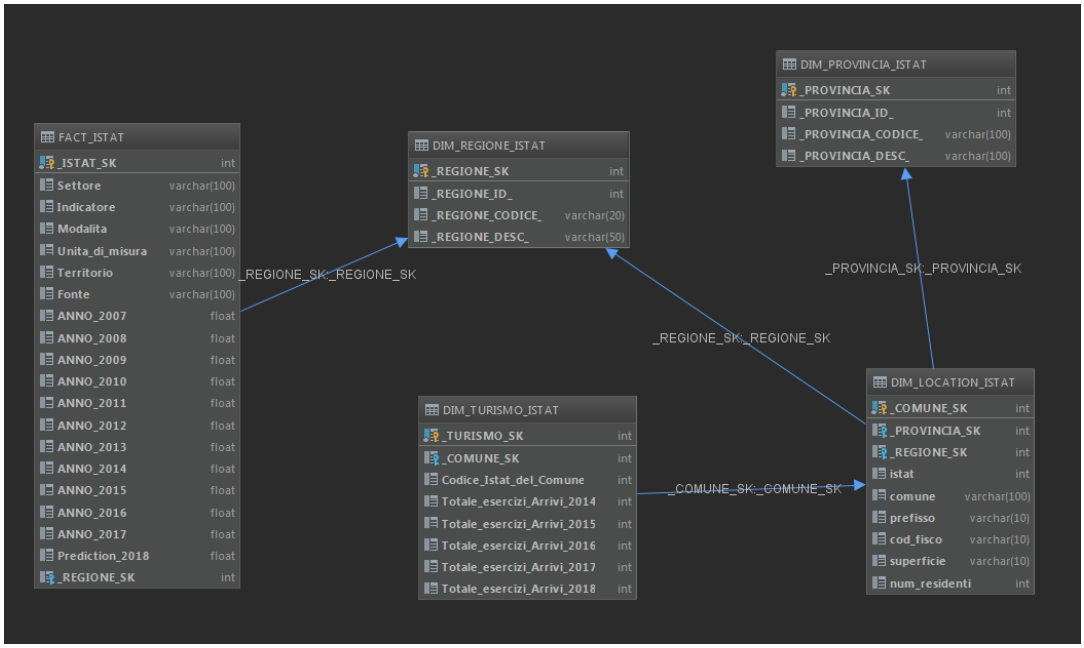


Figura 34: Star Schema Fact ISTAT

3.2 CLASSIFICAZIONE: CART

L'algoritmo di classificazione CART, come precedentemente introdotto nello Stato dell'arte, è una procedura non parametrica che costruisce un albero decisionale con l'obiettivo di etichettare un attributo; Infatti, con il termine classificazione si intende il processo che data una collezione di record, denominata *Training Set,* cerca di costruire un modello in grado di attribuire una caratteristica, denominata *attributo Classe,* basandosi sulla combinazione delle altre proprietà che caratterizzano il singolo individuo della popolazione. Una volta ottenuto il modello, esso può essere usato per predire la classe di nuove istanze di record per cui la classe è sconosciuta.

Gli step importanti da seguire quando si costruisce un albero decisionale con la procedura CART sono principalmente due: adottare un criterio di bontà della tecnica con i cui i nodi vengono suddivisi da parent nodes a child nodes (split criterion) e stabilire una regola di arresto di crescita dell'albero (stopping rule).

Per scegliere le split criterion si utilizza generalmente una tecnica di *Recursive Binary Splitting.* Per la stopping rule, bisogna fare attenzione al tipo di albero decisionale che si è considerato. Infatti, alberi con molti nodi e split possono portare ad un sovra-adattamento dei dati (definito più propriamente dal termine *overfitting*). Ciò significa che il modello risulta di difficile interpretazione, in quanto, diventa inaccurato per previsioni successive ed ha bisogno delle stopping rule. I metodi per evitare questo problema sono impostare un numero minimo di dati di allenamento da utilizzare su ciascun nodo foglia o impostare la profondità massima del modello, che si riferisce alla lunghezza del percorso più lungo dal nodo radice al nodo foglia.

3.2.1 Training Set

Il primo vero passo da fare quando si parla di classificazione è quello di creare un training set adeguato alla etichettatura che vorremmo prevedere. Nel progetto implementato, utilizzeremo il processo CART per definire e predire quali negozi continueranno ad esercitare e quali negozi chiuderanno nel 2019, avendo come training set i negozi che hanno chiuso nel 2018, aventi i dati dal 2017 al primo semestre 2019.

La tabella che caratterizzerà la nostra classificazione sarà una tabella aggregata per anno, ma soprattutto per negozi, dove si andranno ad analizzare le vendite, il costo del venduto e il margine operativo, per quanto riguarda l'aspetto economico finanziario, e saranno considerati anche il numero di scontrini effettuati nell'anno, l'anno di chiusura di un negozio, se presente, e infine l'etichetta reale rappresentante lo stato del negozio Chiuso/Aperto nell'anno seguente, che rappresenta il nostro split.

Per creare la tabella aggregata, si è dovuto far riferimento alle tabelle create precedentemente nel modello ETL Dim_Shop, Dim_Date e Fact_Sales, svolgendo una query dettagliata per ricavare gli attributi sopra citati.

La totalità della query è mostrata nell'appendice A4.

3.2.1 SPSS

CAPITOLO 4: DATA VISUALIZATION

4.1 REPORT

I sistemi di reportistica vengono sviluppati in ambiti complessi che hanno previsto una soluzione di data warehouse. Una delle finalità di un processo di DW è proprio quella di strutturare un contesto informativo hardware-software capace di rispondere alle esigenze dello scenario organizzativo.

Col crescere dei dati accumulati a disposizione delle organizzazioni, i vantaggi di un'elaborazione centralizzata dei documenti si rivelano nei tempi di esecuzione dei singoli documenti di reportistica: la particolare configurazione hardware delle postazioni su cui vengono ospitate a livello fisico ospitate le risorse del sistema permette l'ottimizzazione delle richieste al sistema e ne diminuisce il carico di attività rispetto alla situazione in cui singoli utenti ricercano informazioni sul sistema individualmente.

Un documento, una volta elaborato e generato, viene validato dalle strutture preposte e viene distribuito (ed aggiornato con cadenza periodica) ai clienti che ne sfrutteranno le potenzialità.

Un processo di sviluppo di un sistema di reportistica è genericamente composto dalle seguenti fasi, che possono essere ampliate o ridotte in conseguenza dei particolari ambienti di sviluppo e dei differenti contesti macroeconomici di attività dell'organizzazione:

- identificazione delle esigenze informative e di visualizzazione;
- identificazione del contesto informativo e delle fonti;
- identificazione della configurazione del sistema hardware/software;
- fase di integrazione hardware/software delle risorse informative;
- preparazione del report;
- validazione del report;
- fase di collaudo del sistema;
- fase di esercizio del sistema di reportistica.

Queste fasi non sono da intendersi necessariamente come consecutive in quanto alcune possono anche svolgersi in concomitanza.

Il documento prodotto viene chiamato *report* e si presenta come una combinazione di tabelle e grafici che presentano le misure di rilievo per i vari fenomeni analizzati, disaggregate e destrutturate secondo le esigenze. Tali misure costituiscono una base comune per le analisi successive.

4.2 MICROSOFT POWER BI

Microsoft BI è una suite di Business Intelligence completa e integrata che aiuta a ridurre la complessità dell'interazione e organizzazione delle informazioni e ad ottenere vantaggi competitivi per l'azienda attraverso decisioni migliori e più chiare.

Microsoft fornisce una serie di strumenti di data warehouse e analisi dei dati per la creazione di report per consentire agli utenti di accedere, comprendere, analizzare, collaborare e agire sulle informazioni quando vogliono e ovunque si trovino. Microsoft mira a fornire un ambiente di BI in grado di migliorare le prestazioni di singoli, team e unità aziendali, fornendo gli strumenti di BI in diverse categorie che possono interagire tra loro: BI personale, BI di gruppo e BI organizzativa. Con lo sviluppo della tecnologia e di altre esigenze di business e di mercato, Microsoft offre ora anche soluzioni di BI e cloud self-service.

Tutti questi strumenti sono utilizzati per raggiungere i seguenti obiettivi, in primo luogo, fornire dati di qualità. Il secondo obiettivo è ottenere una visione più approfondita e migliorare il processo decisionale e infine consentire alle organizzazioni di adottare decisioni agili per raggiungere gli obiettivi e la strategia aziendale.

Nello lo svolgimento della tesi, utilizzerò Power BI, una suite di strumenti di analisi aziendale per analizzare dati e condividere informazioni. Le dashboard di Power BI forniscono una vista a 360 gradi per gli utenti aziendali con le metriche più importanti in un unico posto, aggiornate in tempo reale e disponibili su tutti i loro dispositivi. Con un clic, gli utenti possono esplorare i dati dietro il loro cruscotto utilizzando strumenti intuitivi che facilitano la ricerca di risposte. La creazione di un dashboard risulta molto semplice, grazie alle centinaia di connessioni con le più diffuse applicazioni aziendali e ai template precostruiti per aiutarti a metterti subito in funzione. Inoltre, puoi accedere ai tuoi dati e rapporti ovunque per mezzo dell'app di Power BI Mobile, che si aggiornano automaticamente dopo qualsiasi modifica ai dati.

~~CONCLUSIONI~~

~~Results~~

- Confronto fra gli scopi prefissi ed i risultati ottenuti
- Commento critico dei risultati ottenuti
- Commento critico delle parti appena accennate e non trattate a fondo
- Possibili ulteriori sviluppi della ricerca

~~Future Enviroments~~

APPENDICE

A1. SQL - CREAZIONE DELLE SURROGATE KEY

ALTER TABLE L1.CANALE **ADD** _CANALE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.ALTEZZA_TACCO **ADD** _ALTEZZA_TACCO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.CATEGORIA **ADD** _CATEGORIA_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.CAUSALE **ADD** _CAUSALE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.COLORE **ADD** _COLORE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.COMUNI_ISTAT **ADD** _COMUNE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.LOCATION **ADD** _COMUNE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.GENDER **ADD** _GENDER_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.FAM_COLORE **ADD** _FAMIGLIA_COLORE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.FAM_MATERIALE **ADD** _FAMIGLIA_MATERIALE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.DATE **ADD** _DATE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.ISTAT **ADD** _ISTAT_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.MADE_IN **ADD** _MADE_IN_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.MADE_IN_PIANIFICAZIONE **ADD** _MADE_IN_PIANIFICAZIONE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.MATERIALE **ADD** _MATERIALE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.MODELLO **ADD** _MODELLO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.PROVINCIA **ADD** _PROVINCIA_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.REGIONE **ADD** _REGIONE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.STAGIONE **ADD** _STAGIONE_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.TAGLIA **ADD** _TAGLIA_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.TURISMO **ADD** _TURISMO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.SHOP **ADD** _NEGOZIO_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.SHOP_OPEN_ITA **ADD** _NEGOZIO_OPEN_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.SHOP_NOT_OPEN **ADD** _NEGOZIO_NOT_OPEN_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.SHOP_TOT **ADD** _NEGOZIO_TOT_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.PRODUCT_DATA_MASKING **ADD** _PRODOTTO_DM_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.PRODUCT **ADD** _PRODOTTO_DM_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.DAY **ADD** _DAY_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.YEAR **ADD** _YEAR_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.MONTH **ADD** _MONTH_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;
ALTER TABLE L1.QUARTER **ADD** _QUARTER_SK **INT IDENTITY**(1,1) **NOT NULL**;

A2. MATRICE DI SELEZIONE DATI ISTAT

Tabella 7: Matrice Dati ISTAT

TABELLA DATI ISTAT	INDICATORI / TITOLI	AREA					ANNI	
		Italia	zone	regione	provincia	comune	Dati fino al 2017	2018
Famiglie	Incidenza della povertà assoluta	■	■	■			■	
	Reddito familiare netto medio (esclusi i fitti imputati)	■	■	■				
	Spesa media mensile familiare per beni e servizi non alimentari	■	■	■			■	
	Spesa media mensile familiare totale	■	■	■			■	
Trasporti	Autobus circolanti	■	■	■			■	
	Autovetture	■	■	■			■	
	Rete autostradale	■	■	■			■	
	Rete ferroviaria in esercizio	■	■	■			■	
	Trasporto di merci su strada	■	■	■			■	
Lavoro	Tasso di disoccupazione	■	■	■			■	■
	Tasso di disoccupazione giovanile	■	■	■			■	■
Macro-Economia	Consumi finali interni	■	■	■				
	Investimenti fissi lordi	■	■	■				
	Pil pro capite	■	■	■			■	
Territorio	Densità della popolazione dei comuni	■	■	■			■	
	Densità della popolazione dei comuni con superficie da 1.001 a 2.000	■	■	■			■	
	Densità della popolazione dei comuni con superficie da 2.001 a 6.000	■	■	■			■	
	Densità della popolazione dei comuni con superficie da 6.001 a 25.000	■	■	■			■	
	Densità della popolazione dei comuni con superficie fino a 1.000	■	■	■			■	
	Densità popolazione comuni con superficie superiore ai 25.000	■	■	■			■	
	Permessi di costruire - abitazioni in nuovi fabbricati residenziali	■	■	■				
	Permessi di costruire - m2 utili abitabili in nuovi fabbricati residenziali	■	■	■				
	Popolazione residente media	■	■	■			■	
Turismo	Totale arrivi	■	■	■	■	■		

A3. R-CODE PREDIZIONE DATI ISTAT

 # Importo le Library

```
library(readxl)
```

 # Importo file Excel

```
Istat_Famiglie <- read_excel("C:/Users/Admin/ ISTAT_FAMIGLIE.xlsx")
```

 # Creo vettore con gli anni

```
x <- c (Istat_Famiglie$Anno_2007, Istat_Famiglie$Anno_2008,
Istat_Famiglie$Anno_2009, Istat_Famiglie$Anno_2010, Istat_Famiglie$Anno_2011,
Istat_Famiglie$Anno_2012, Istat_Famiglie$Anno_2013, Istat_Famiglie$Anno_2014,
Istat_Famiglie$Anno_2015, Istat_Famiglie$Anno_2016, Istat_Famiglie$Anno_2017)
```

 # Creo matrice con le colonne degli anni e numero le righe

```
m1<- matrix(x,ncol=11)
```

 # Nomino righe con le regioni (territorio)

```
y<- ISTAT_FAMIGLIE$Territorio

dimnames(m1) <- list(c(ISTAT_FAMIGLIE$Territorio), NULL)
```

 # Nomino colonne con anni dal 207 al 2017

```
t <- array (2007:2017)

dimnames(m1) [[2]] <- c(t)
```

 # Stampo la matrice creata

```
m1
```

 # Regressione lineare (lm) dei dati dal 2007 al 2017 relativi alla *'Spesa media mensile familiare per beni e servizi non alimentari'*

```
reg <- lm (Istat_Famiglie$Anno_2017~ Istat_Famiglie$Anno_2007+
Istat_Famiglie$Anno_2008+ Istat_Famiglie$Anno_2009+
Istat_Famiglie$Anno_2010+
Istat_Famiglie$Anno_2011+Istat_Famiglie$Anno_2012+Istat_Famiglie$Anno_2013+
Istat_Famiglie$Anno_2014+ Istat_Famiglie$Anno_2015+Istat_Famiglie$Anno_2016)
```

 # Stampo la predizione 2018

```
predict(reg)
```

 # Aggiungo la Colonna della previsione ad una nuova matrice

```
m2 <- cbind (m1, predict(reg))
```

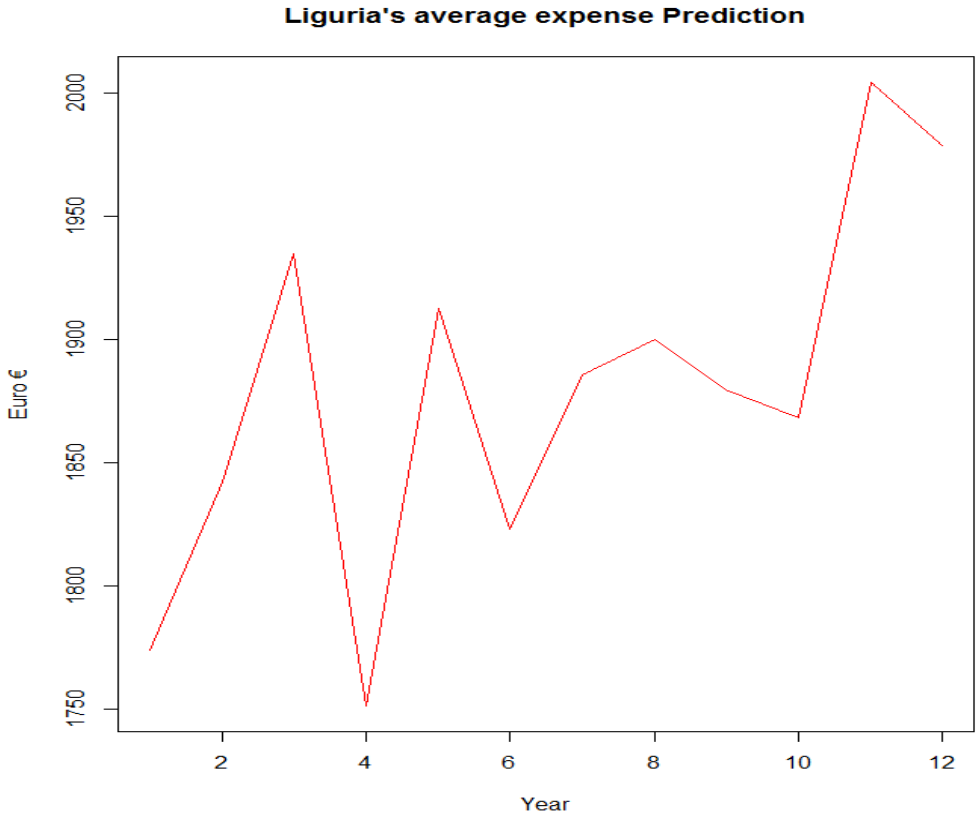
 # Stampo la previsione

m2 [,12]

PIEMONTE	VALLE D'AOSTA	LIGURIA	LOMBARDIA	TRENTINO	VENETO
2171.792	2363.691	1978.892	2553.094	2572.198	2305.999
FRIULI	EMILIA ROMAGNA	TOSCANA	UMBRIA	MARCHE	LAZIO
2135.363	2530.087	2393.346	1894.259	1871.358	2257.226
ABRUZZO	MOLISE	CAMPANIA	PUGLIA	BASILICATA	CALABRIA
1779.977	1669.947	1665.452	1707.722	1516.702	1351.419
SICILIA	SARDEGNA				
1481.153	1637.064				

 # plot about Liguria

plot(m2[3,], main="Avarage Expenses of Liguria", type="l", ylab="Euro€", xlab="Years", col="red")



A4. AGGREGATE FACT SALES PER LA CREAZIONE DEL MODELLO CART

```
create table AGGREGATE.CART_SALES
(
  Gain                  float           not null,
  Cogs                  float           not null,
  Margin                float           not null,
  Shop                  varchar(1000)   not null,
  [#Receipt]            int             not null,
  ClosingYear           int             not null,
  FlagOpenin2018        varchar(1000)   not null
)

INSERT INTO AGGREGATE.CART_SALES

select    SUM(_FATTURATO_NI_SC_)                                    as Gain,
          SUM(_COSTO_VENDUTO_NI_SC_)                                as Cogs,
          (SUM(_FATTURATO_NI_SC_) - SUM(_COSTO_VENDUTO_NI_SC_))     as MARGIN,
          L2_STAR_SCHEMA.DIM_SHOP_SS._NEGOZIO_DESC_                 as Shop,
          count(distinct _NUMERO_SCONTRINO_)                        as #Receipt,
          max (L2_STAR_SCHEMA.DIM_DATE_SS.Year)                     as ClosingYear,
      case
      when  max (L2_STAR_SCHEMA.DIM_DATE_SS.Year) = 2017 then 'Close'
      else 'Open' end                                               as FlagOpen2018

from
   L2_STAR_SCHEMA.FACT_SALES_SS,
L2_STAR_SCHEMA.DIM_DATE_SS,L2_STAR_SCHEMA.DIM_SHOP_SS
Where
   L2_STAR_SCHEMA.FACT_SALES_SS._GIORNO_ = L2_STAR_SCHEMA.DIM_DATE_SS.Date
   and L2_STAR_SCHEMA.DIM_SHOP_SS._NEGOZIO_ID_ =
L2_STAR_SCHEMA.FACT_SALES_SS._NEGOZIO_ID_
Group by
   L2_STAR_SCHEMA.DIM_SHOP_SS._NEGOZIO_DESC_,
   L2_STAR_SCHEMA.DIM_DATE_SS.Year;
```

REFERENCES

1) Manyika J., C. M. (2011). *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity.*

2) Opresnik D., T. M. (2015). The value of Big Data in servitization. *International Journal of Production Economics*.

3) Court D. (2015). Getting big impact from big data. *McKinsey Quarterly*.

4) Hazan E., B. F. (2013). Leveraging big data to optimize digital marketing. *McKinsey Quarterly*.

5) Casali A. (2015). *Digital Marketing. Mobile, video, big data e social: internet trasforma la pubblicità*.

6) Lühr P., M. R. (2013). Name your price: The power of Big Data and analytics. *McKinsey Quarterly*.

7) Talend (2009) The Top 10 Reasons for Choosing Open Source Data Integration.

8) Mark R. Madsen (2009) The Role of Open Source in Data Integration, Third Nature Technology Report.

9) Baumgartner T., H. H. (2011). Find Big Growth in Big Data. In H. H. Baumgartner T., *Sales Growth. Five proven strategies from world's sales leader*.

10) Adamson C. (2010), *Star Schema: The Complete Reference*, New York, McGraw-Hill.

11) Rezzani A. (2012), *Business Intelligence – Processi, metodi, utilizzo in azienda,* Milano, Feltrinelli Editore.

12) Vidette P., Patricia K. e Stephen B. (1998), “Building a Data Warehouse for Decision Support”, Prentice-Hall.

13) https://www.educba.com/data-mining-vs-machine-learning/

14) https://www.simonefavaro.it/2017/04/07/introduzione-machine-learning/

15) Michael J. Berry, Gordon Linoff, (2004), “Introduction to Data Mining”.

16) Wray Buntine, (1992), “Learning classification trees”.

17) https://en.wikipedia.org/wiki/Bayes%27theorem , “Bayes’ theorem”.

18) Dr. Saed Sayad, “Support Vector Machine - Classification (SVM)”. http://www.saedsayad.com/support vector machine.htm .

19) https://en.wikipedia.org/wiki/Hierarchical_clustering , “Hierarchical clustering” 2016.
20) Xiaoshan Du.(2016). Master’s Thesis: Data Mining Analysis and Modeling for Marketing Based on Attributes of Customer Relationship.
21) Judith Hurwitz,Daniel Kirsch.(2018). Machine Learning For Dummies, IBM Limited Edition.
22) Raghupathi W., R. V. (2014). Big data analytics in healthcare: promise and potential. Health Information Science and Systems.
23) Emil Drkušić. Star Schema vs. Snowflake Schema 2016 https://www.vertabelo.com/blog/technical-articles/data-warehouse-modeling-star-schema-vs-snowflake-schema
24) Talend Help Center, tMap. https://help.talend.com/reader/wDRBNUuxk629sNcI0dNYaA/mxzKD~8eLuNFSXH6LMi7qg
25) Dati dell’Istituto Nazionale di Statistica Italiano, ISTAT. http://dati.istat.it/
26) Sito R-Studio. https://www.rstudio.com/
27) Definizione codice R. https://www.r-project.org/about.html
28) Talend Open Studio. https://help.talend.com/home
29) F-Stat. Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/F-test
30) T-Stat. https://www.statisticshowto.datasciencecentral.com/t-statistic/