



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”

Corso di Laurea Magistrale in Economia e Management

**SISTEMI DI PREVISIONE: CASI STUDIO
INTERNAZIONALI E APPLICAZIONE
NELLE PMI.**

**FORECASTING SYSTEMS:
INTERNATIONAL CASE STUDIES AND
APPLICATION IN SME.**

Relatore: Chiar.mo
Prof. Danilo Scarponi

Tesi di Laurea di:
Lorenzo Angeletti

Anno Accademico 2019 – 2020

Sommario

INTRODUZIONE	4
CAPITOLO 1.....	8
IL FORECASTING	8
1.1 L'IMPORTANZA DELLE PREVISIONI.....	8
1.2 PASSATO, PRESENTE E FUTURO DEL FORECASTING	11
1.3 RUOLO DEL FORECASTING.....	20
1.4 NETWORK FORECASTING.....	29
1.5 SISTEMI INFORMATIVI A SUPPORTO DELLA PREVISIONE	34
1.6 CONSIDERAZIONI SUL PROCESSO DI FORECASTING.....	39
CAPITOLO 2.....	42
TECNICHE DI FORECASTING.....	42
2.1 METODI DI PREVISIONE.....	44
<i>a) I metodi basati sulle serie temporali.....</i>	<i>44</i>
<i>b) I metodi causali</i>	<i>48</i>
<i>c) I metodi qualitativi</i>	<i>58</i>
2.2 SCELTA DELLA METODOLOGIA DA UTILIZZARE	61
2.3 VALUTAZIONE DELLA PERFORMANCE DELLA PREVISIONE	66
2.4 LE PROPOSTE DEI VENDOR.....	73
CAPITOLO 3.....	81
CASE STUDY DI FORECASTING.....	81
3.1 PREVISIONI DELLE VENDITE DI PRODOTTI ALIMENTARI A BREVE SCADENZA BASATE SULLE SERIE STORICHE	81
3.2 PREVISIONI DELLE VENDITE DELLA "THE COCA-COLA COMPANY" BASATE SUL MODELLO ARIMA	85
3.3 PREVISIONI DELLE VENDITE DI NUOVI PRODOTTI E PRODOTTI ESISTENTI SULLA BASE DELLE RECENSIONI DEI CONSUMATORI TRAMITE L'IMPIEGO DELLA REGRESSIONE	89

3.4 PREVISIONI DELLE VENDITE AL DETTAGLIO NEL SETTORE MODA BASATE SULLE RETI NEURALI.....	93
3.5 PREVISIONI DEI RENDIMENTI DELL'INDICE AZIONARIO BASATE SUL MODELLO IBRIDO ARIMA-ANN	96
3.6 PROGETTI REFERENZIATI DA MICROSOFT AZURE	98
CAPITOLO 4.....	103
APPLICAZIONE DEL SISTEMA DI PREVISIONE AL FATTURATO DI ALCUNE PMI	103
4.1 L'UTILIZZO DI MICROSOFT NELLA PREVISIONE.....	106
4.2 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA ALFA OPERANTE NEL SETTORE DELLA LOGISTICA.....	113
4.3 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA BETA OPERANTE NEL SETTORE DELLA MODA.....	124
4.4 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA GAMMA OPERANTE NEL COMMERCIO ALL'INGROSSO NEL SETTORE ALIMENTARE.....	130
4.4 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA DELTA OPERANTE NEL SETTORE ALIMENTARE.....	139
4.5 SINTESI DELLA PREVISIONE APPLICATA ALLE QUATTRO AZIENDE DEL CAMPIONE	144
CONCLUSIONI	146
BIBLIOGRAFIA.....	150
SITOGRAFIA.....	154

INTRODUZIONE

Il fondatore dello scoutismo Robert Baden-Powell scriveva “Non startene inerte, triste o adirato, da solo tu devi guidar la tua canoa”. B.P. voleva dire che nella vita di tutti i giorni non stiamo remando in una barca bensì stiamo spingendo con la pagaia la nostra canoa. A prima impressione non si notano differenze tra le due cose, ma ad un’attenta analisi si comprende come, nel remare in una barca non si può guardare dove si sta andando e si corre il rischio di cozzare contro qualche scoglio prima di rendersene conto, mentre, nel pagaiare in una canoa si è in grado di guardare avanti, di condurre la stessa attraverso i pericoli, aprendosi la strada verso l’obiettivo con atteggiamento proattivo. Ritengo che tale atteggiamento deve guidare l’attività delle Pmi nell’attuale contesto competitivo, sempre più articolato, complesso e soggetto a repentini cambiamenti, poiché solo con un atteggiamento attivo della classe imprenditoriale, l’impresa è in grado di perseguire gli obiettivi prefissati, viceversa, un’impresa che affronta l’attuale ambiente economico in modo passivo, risulta essere destinata al fallimento. Assumere un atteggiamento attivo nella gestione aziendale significa anche, essere sempre vigili alla novità, attenti a cosa sta succedendo al di fuori dei confini aziendali, con il fine di comprendere se al di fuori della propria azienda si celano delle opportunità per la stessa. A tal fine nel corso degli ultimi anni, grazie anche all’introduzione di nuove soluzioni tecnologiche, tra cui l’Intelligenza Artificiale, si sono sviluppati nuovi sistemi

previsionali che possono ricoprire un ruolo rilevante nel supportare l'attività aziendale. L'analisi degli andamenti passati ed ancor più la previsione degli accadimenti futuri diventa un'attività di vitale importanza per l'azienda. Le previsioni non si realizzano solo con un buon intuito o con una buona sensibilità di mercato ma anche grazie all'impiego di modelli matematico statistici adeguati. E' fondamentale che l'azienda diventi capace di prevedere con il dettaglio giusto, con il modello più adatto, con l'orizzonte temporale giusto e dotandosi di corrette competenze e software. Questo elaborato approfondisce la tematica dell'applicazione dei sistemi previsionali in ambito aziendale, riportando casi di studio internazionali e proponendo un possibile impiego dei sistemi di previsione all'interno delle Pmi.

Il lavoro si articolerà su quattro capitoli. Nel primo capitolo verrà presentata l'importanza della previsione in azienda, dopo aver fatto chiarezza sul concetto di previsione. Verrà presentato poi un excursus storico, per capire come la previsione sia entrata nel novero dei sistemi a disposizione della gestione aziendale. Successivamente, verrà approfondito il ruolo della previsione, evidenziandone le funzionalità, i benefici, i limiti e come essa debba essere attuata all'interno dell'azienda, focalizzando l'attenzione sul personale coinvolto e su come le varie unità organizzative debbano operare al fine di giungere a previsioni accurate. Infine, al termine del capitolo, vengono presentati i sistemi informativi a supporto dell'attività previsionale e delle considerazioni relative al processo di forecasting.

Nel secondo capitolo a seguito della crescente varietà e complessità dell'attività previsionale, verranno presentate le principali metodologie di previsione, ognuna con le proprie funzionalità e peculiarità. Verrà effettuata una differenziazione tra metodi basati sulle serie temporali, metodi casuali e metodi qualitativi, evidenziandone potenzialità e limiti, senza addentrarsi nelle peculiarità di natura matematico statistica. Richiamandosi alla letteratura in ambito accademico, verranno identificate le modalità di selezione della metodologia più opportuna da impiegare all'interno del contesto aziendale e le procedure di valutazione delle performance previsionali ottenute. A conclusione del capitolo verranno analizzate le proposte dei vendor tramite l'analisi del Magic Quadrant 2020 di Gartner relativo alle piattaforme di data science e machine learning.

Nel terzo capitolo verranno presentati diversi casi aziendale riportati in pubblicazioni scientifiche relative all'applicazione di sistemi previsionali in aziende operanti in settori differenti tra di loro, come il settore alimentare, e-commerce, settore moda e settore finanziario. Successivamente, verranno presentati dei progetti relativi all'applicazione della soluzione Microsoft Azure in diverse realtà aziendali. L'obiettivo è quello di evidenziare come i modelli previsionali trovino concreta attuazione nella vita aziendale di tutti i giorni.

Infine, nel quarto Capitolo si disquisisce sulla possibilità che anche le Pmi, caratterizzate da ridotte competenze e ridotte risorse finanziarie da investire, possano usufruire delle innovazioni tecnologiche ai fini previsionali. A tal fine

verrà presentata la soluzione offerta da Microsoft, denominata Microsoft Power Bi, applicandola su un campione di quattro aziende operanti nel territorio marchigiano. L'obiettivo è comprendere come le nuove soluzioni tecnologiche in ambito previsionale possano trovare concreta attuazione, in maniera conveniente, nelle Pmi. Ciò si rende possibile usufruendo delle soluzioni tecnologiche presenti sul mercato, le quali possono essere impiegate senza necessità di possedere elevate competenze specifiche in ambito matematico-statistico e senza dover sostenere ingenti esborsi finanziari. Tali soluzioni possono costituire un utile strumento direzionale, che integrato con gli altri già impiegati all'interno dell'azienda, garantiscono la possibilità di assumere decisioni aziendali giuste e consapevoli.

CAPITOLO 1

IL FORECASTING

1.1 L'IMPORTANZA DELLE PREVISIONI

Prevedere il futuro è sempre stato un desiderio dell'essere umano, una volontà di ridurre l'incertezza a cui siamo sottoposti quotidianamente, con il fine di essere in grado di compiere le nostre scelte più consapevolmente e in serenità. Lo stesso Abraham Lincoln diceva: “Se potessimo sapere a priori dove siamo e dove stiamo andando, potremmo giudicare meglio cosa fare e come farlo.” Alcune cose sono più facili da prevedere rispetto ad altre. L'ora dell'alba di domani mattina può essere predetta con elevata precisione, mentre i numeri del lotto che usciranno domani non possono essere predetti con la stessa precisione. Come evidenziato da Rob Hyndman e George Athanasopoulos in “Forecasting Principles and Practice”, la prevedibilità di una quantità o di un evento dipende da diversi fattori, come:

- Quanto bene si comprendono i fattori che contribuiscono all'ottenimento di tale quantità o evento;
- Quanti dati sono disponibili;
- Se le previsioni possono influenzare o meno l'oggetto di previsione.¹

Se ad esempio, volessimo prevedere l'utilizzo del riscaldamento all'interno delle nostre abitazioni, riusciremo a ottenere una previsione molto precisa. Infatti, l'utilizzo del riscaldamento è dettato in gran parte dalle condizioni metereologiche e la sua previsione non influenza l'oggetto di analisi. A condizione che vi sia una storia sufficiente di informazioni relative all'utilizzo del riscaldamento e alle condizioni metereologiche, e che possediamo le competenze per costruire un modello che colleghi l'utilizzo del riscaldamento alle variabili chiave, la previsione si rivelerà molto accurata. Se invece, volessimo prevedere i tassi di cambio, avremo maggiore difficoltà. Infatti, nonostante ci troviamo nella condizione di possedere numerosi dati relativi ai tassi di cambio, abbiamo una conoscenza limitata dei fattori che influenzano i tassi di cambio e qualunque previsione avrà un effetto diretto sui tassi stessi. Infatti, se esistessero previsioni ben pubblicizzate che il tasso di cambio aumenterà, le persone rivedranno il prezzo che sono disposte a pagare, con una conseguenza diretta sulla previsione stessa. In situazioni come questa, bisogna essere consapevoli dei propri limiti e non pretendere più di quanto si possa avere. Nell'affrontare il tema della previsione, è cruciale capire quando è possibile prevedere con precisione qualcosa, e quando, le previsioni non saranno migliori del lancio di una moneta.²

² Hyndman e Athanasopoulos, "Forecasting Principles and Practice, 2018.

Nell'attuale contesto competitivo, caratterizzato da una crescente complessità e incertezza, la capacità dell'impresa di simulare situazioni future e di organizzarsi di conseguenza assume una valenza strategica, essendo in grado di incidere sul suo vantaggio competitivo. La previsione della domanda riveste un ruolo di primaria importanza per la gestione aziendale, poiché in grado di influenzare le scelte strategiche, tattiche e operative di manager e imprenditori. Le previsioni di vendita, per esempio, condizionano la formulazione del budget delle vendite, la programmazione della produzione, la definizione della capacità produttiva necessaria e altre scelte gestionali.³ L'impresa deve porsi nella condizione di essere in grado di realizzare previsioni aziendali, sia a breve-medio termine, che a lungo termine. Lo stesso Spyros Makridakis sottolinea come, per avere successo, sia indispensabile avere un quadro corretto di ciò che succederà basato su previsioni realistiche⁴. A breve-medio termine, un'accurata previsione, infatti, permette di definire in anticipo le materie prime e i componenti necessari per la produzione, evitando di sostenere elevati costi per acquisti dell'ultimo minuto e ottimizzazioni logistiche. Nel lungo termine, invece, le previsioni aiutano a comprendere gli eventi futuri, la loro portata, la loro direzione e impatto. Esse inoltre, sono imprescindibili per individuare potenziali opportunità o minacce provenienti dall'ambiente

³ Mentzer e Moon, "Sales Forecasting Management", SAGE Publications, 2005.

⁴ S. Makridakis, "Forecastings: its role and value for planning and strategy", International Journal of Forecasting, Vol. 12, pagg. 513-537, 1996.

competitivo. Proprio quest'ultimo aspetto rappresenta, usando una metafora sportiva, il campo dove si sta giocando la partita per il successo delle aziende, a livello globale. Una corretta previsione degli scenari futuri permetterà ai manager, di definire accurati piani strategici e di conseguire così, un vantaggio competitivo rispetto ai concorrenti. Quindi, sarà fondamentale per l'impresa, formulare accurate previsioni di lungo termine e fare in modo, che queste, vengano inglobate nella strategia aziendale.

1.2 PASSATO, PRESENTE E FUTURO DEL FORECASTING

Come affermato precedentemente, le previsioni, fin dall'antichità, hanno sempre appassionato l'uomo, e come l'uomo si è evoluto nel corso degli anni, allo stesso modo, le previsioni, hanno seguito il suo percorso evolutivo. Basti pensare, che già i Babilonesi, erano soliti osservare l'evoluzione annuale del cielo notturno, per facilitare la semina e la raccolta delle colture. Anche gli antichi Egizi disponevano di strumenti per prevedere gli impatti delle alluvioni annuali del fiume Nilo, essenziali per l'irrigazione dei campi.

Uno dei primi tentativi di previsione statistica in ambito economico, risale al 17° Secolo, ad opera dell'economista britannico, Sir William Petty. Petty, in uno dei suoi maggiori contributi all'economia quantitativa, definito "Political Arithmetic",

tentò di quantificare le variabili macroeconomiche, andando ad osservare un “business cycle” di sette anni. Riteneva infatti, che tramite questo lavoro, fosse possibile definire le basi per accurate previsioni economiche sistematiche. Queste previsioni vennero condannate al fallimento⁵ ad opera di Victor Zarnowitz, il quale dimostrò che storicamente il ciclo economico “varia notevolmente per durata e intensità.”⁶

All’inizio del XX secolo, negli Stati Uniti, si andarono ad affermare i primi tentativi di previsioni economiche sistematiche. I principali problemi che si dovettero affrontare in questi anni erano costituiti dalla difficoltà di andare ad individuare i punti di svolta dell’attività economica e per questo motivo l’attenzione venne posta nello studio del ciclo economico⁷. Nel 1917 Warren Person propose i metodi dei Barometri di Harvard e delle curve ABC, i quali, tuttavia, non furono in grado di prevedere la grande crisi del 1929⁸. Nel 1930, sempre negli Stati Uniti, venne fondata l’Econometry Society, a seguito della sempre maggiore attenzione, da parte

⁵ Castle, Clements e Hendry, “Forecasting: An Essential Introduction”, Yale University Press New Haven and London, 2019.

⁶ Per approfondimenti consultare Ted McCormick, William Petty: And the Ambitions of Political Arithmetic, Oxford University Press, 2009 e V. Zarnovitz “An important subject in need of much new research”, Journal of Business Cycle Measurement and Analysis.

⁷ E.Battiston, F.De Cindio, G. Mauri, “Modular algebraic nets to specify concurrent systems”, IEEE Transactions on Software Engineering, Vol.22, October 1996.

⁸ Castle, Clements e Hendry, “Forecasting: An Essential Introduction”, Yale University Press New Haven and London, 2019.

degli studiosi, nell'utilizzo della matematica e della statistica per uno studio più accurato dei fenomeni economici.

(molto rivolta ai fenomeni macro)

L'affermazione della previsione in ambito aziendale avvenne nel corso degli anni Settanta del '900, dove gli studiosi focalizzarono l'attenzione sull'analisi dei metodi di previsione delle vendite, con il fine di ottenere previsioni sempre più accurate in un ambiente sempre più incerto e dinamico.⁹

Negli anni '80, a fronte di una crescente attenzione nei confronti della previsione in ambito aziendale, sono state fondate, in America, a poca distanza l'una dall'altra, tre differenti riviste incentrate sulla previsione e nessuna ne esisteva prima. Nel 1982 è stata fondata "Journal of Forecasting" che già nel 1984 annoverava 1700 abbonati. Sempre nel 1982 venne fondato "The Journal of Business Forecasting" che nel 1987 aveva 3500 abbonati. Infine, nel 1985 venne fondato "The International Journal of Forecasting" con 1000 abbonati nel 1987¹⁰.

Per comprendere meglio lo sviluppo della disciplina della previsione, si riportano qui di seguito gli esiti degli studi effettuati da J.Scott Armstrong nel 1988. Nella Figura I.1 vengono riportati i libri sulle previsioni pubblicati nel corso degli anni,

⁹ Bellagamba, "Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?", *Electronic Journal of Management*, 2018.

¹⁰ J. Scott Armstrong, "Research needs in forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 4, pagg. 449-465, 1988.

dal 1900 alla seconda metà degli anni '80. Mentre nella Figura I.2, vengono esaminate tutte le pubblicazioni inerenti il tema della previsione, dal 1969 al 1986.

Figura I.1:

Books published on forecasting: Long-term growth. *

Years	Forecasting books per year	Per 1,000 published ****
(1900–1939)	2	–
1940s	7	0.2 **
1950s	14	0.3
1960s	38	0.5
1970s	223	1.9
1980s ***	336	2.6

* Search of LC MARC as of February 16, 1988.

** Based on interpolation using total books published from 1947–49.

*** Based on 1980 through 1986 (only preliminary data were available for 1987).

**** The number of forecasting books in relation to all books published.

Fonte: International Journal of Forecasting, p.451, Armstrong, 1988

Figura I.2:

Publications on forecasting.

Year	Books	Journal articles		
		SSCI *	ABI/INFORM **	Management contents ***
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1969	79	-	-	-
1970	95	-	-	-
1971	109	-	21	-
1972	139	62	57	-
1973	181	100	98	-
1974	215	123	100	-
1975	246	143	127	349
1976	323	121	163	363
1977	292	152	209	270
1978	317	172	545	272
1979	305	172	440	381
1980	319	172	411	433
1981	334	156	365	485
1982	348	154	266	504
1983	388	142	279	612
1984	357	155	322	706
1985	349	154	280	N.A.
1986	254 _p	176	396	N.A.

* Includes all articles with the word "forecasting" in the title.
 ** Includes all articles with forecasting as a subject or in the title.
 *** Includes all articles with forecasting as a subject.
 p Preliminary: the final figures will be substantially higher.
 N.A. Number of journals covered decreased greatly so that the 1985 and 1986 figures are not comparable.

Fonte: International Journal of Forecasting, p.451, Armstrong, 1988

La crescente attenzione rivolta nei confronti dell'impiego di sistemi previsionali in ambito aziendale, registrato a partire dagli anni '70, è da attribuire alla comprensione da parte dei grandi colossi aziendali, come Whirlpool, Johnson & Johnson e Union Carbide, dell'importanza che la definizione dell'ammontare di vendite future può ricoprire in ambito strategico, a seguito delle ripercussioni che queste possono avere nelle decisioni aziendali. A questo si aggiunge le nuove soluzioni offerte in questi anni dal mondo tecnologico, che vede la nascita dei

colossi Microsoft e Apple e lo sviluppo dei primi microcomputer¹¹.

Gli ultimi anni sono stati caratterizzati da una profonda trasformazione indotta dallo sviluppo della digitalizzazione, la quale ha modificato in modo rilevante i processi previsionali all'interno delle organizzazioni. L'impatto di tale trasformazione è stato, ed è, talmente profondo che si parla dell'avvento di una quarta rivoluzione industriale¹². Ciò ha permesso alle società di utilizzare sistemi tecnologici sempre più evoluti, in grado di processare un elevato quantitativo di dati, informazioni, variabili, riducendo drasticamente i tempi necessari per elaborare una previsione e migliorando l'output dal punto di vista qualitativo. In questo momento storico in cui, i dati digitali rappresentano una delle ricchezze intangibili più importanti e l'utilizzo di strumenti di analisi e di sistemi di apprendimento automatico sono sempre più sofisticati ed evoluti, le aziende di ogni settore e livello sono nella posizione di migliorare i propri processi di analisi predittiva, grazie anche ai Big Data. Questi vengono definiti come "grandi dataset la cui dimensione va oltre la capacità che i tradizionali software hanno in termini di acquisizione, archiviazione, gestione e analisi"¹³. I Big Data vengono analizzati sulla base delle loro

¹¹ Mentzer e Moon, "Sales Forecasting Management", SAGE Publications, 2005.

¹² Gregori e Perna, "BtoB marketing. Il business marketing tra teoria e managerialità", Egea, 2019.

¹³ Gregori e Perna, "BtoB marketing. Il business marketing tra teoria e managerialità", Egea, 2019. Per saperne di più consultare McKinsey Global Institute, Big Data: the next frontier for innovation, competition and productivity, 2011.

caratteristiche che permettono di individuare le tre V, le quali successivamente sono state estese a cinque V¹⁴:

- Volume: si riferisce all'enorme dimensione di dati generata quotidianamente attraverso diversi canali;
- Velocità: si riferisce alla rapidità con cui i dati vengono prodotti, acquisiti e utilizzati;
- Varietà: fa riferimento alle differenti tipologie di dati disponibili, strutturati e non strutturati;
- Veridicità: riguarda la questione relativa alla qualità e affidabilità dei dati;
- Valore: fa riferimento ai benefici economici che è possibile ottenere grazie all'utilizzo dei Big Data, che permettono di incrementare la produttività e la competitività delle aziende.

Grazie all'utilizzo dell'Intelligenza Artificiale e del Machine Learning le aziende sono nella posizione di poter usufruire efficacemente dei Big Data a loro disposizione, realizzando previsioni con un elevato grado sia di complessità che di accuratezza. Le AI¹⁵, infatti, possono analizzare un elevato quantitativo di

¹⁴ S. Hollensen, M. O. Opresnik, "Marketing. A Relationship Perspective", Vahlen, 2015. Per quanto riguarda le V che identificano le caratteristiche dei Big Data, è utile sottolineare come nel corso degli ultimi anni vi sia stato un continuo processo di aggiornamento, sempre più accurato e specifico, portando attualmente il numero delle V a 20.

¹⁵ Intelligenza Artificiale.

informazioni, andando ad individuare pattern e dettagli che spesso sfuggono all'occhio umano. Secondo le stime di uno studio di Pwc Global Artificial Intelligence, l'intelligenza artificiale potrebbe apportare, entro il 2030, un contributo di circa 15,7 miliardi di dollari all'economia globale e generare un incremento del Pil del 26% per le economie locali¹⁶. L'analisi predittiva, grazie all'utilizzo di questi strumenti digitali, è in grado di usufruire di un database sempre più ampio e di costruire un ambiente idoneo dove testare gli algoritmi previsionali. La possibilità di immagazzinare i dati aziendali senza alcun limite permette alle aziende di realizzare algoritmi con un elevato grado di affidabilità previsionale. Per quanto detto, le organizzazioni aziendali, indipendentemente dalla loro dimensione e dal loro ambito settoriale, devono porsi nella condizione di poter usufruire della portata di queste innovazioni, effettuando adeguati investimenti sia in termini strutturali che in risorse umane dotate di adeguate skill per utilizzare questi strumenti. Nello specifico le Pmi possono godere di tali innovazioni, rivolgendosi a strutture in grado di fornire servizi consulenziali ad hoc, dotate di competenze ed esperienza in tale ambito. Sarà fondamentale, per le aziende, costruire team eterogenei che rappresentino tutte le parti dell'organizzazione, che includano personale con competenza di IA, IT, statistiche e specializzate nel core business. Un ambiente in cui professionisti dell'impresa e della tecnologia possono

¹⁶ Per approfondimenti, consultare www.ai4business.it, intelligenza artificiale, 2019.

condividere le risorse, le informazioni, le metodologie e collaborare alle iniziative. Sempre lo studio di Pwc Global Artificial Intelligence evidenzia che, il 31% dei dirigenti intervistati risulta essere preoccupato per l'incapacità di soddisfare la domanda di competenza di IA nei prossimi anni. Sarà strategicamente rilevante per le organizzazioni quindi, assumere programmatori altamente qualificati e data scientist, istituire collaborazioni con le università e avviare programmi di apprendistato che permettano di far fronte alle nuove necessità. Le organizzazioni saranno chiamate a rivedere le basi della loro cultura aziendale con il fine di sviluppare una cultura accogliente, collaborativa, che permetta ai dipendenti di fare un ottimo lavoro in cooperazione con gli altri membri del team, e al tempo stesso, una cultura organizzativa preposta al cambiamento e alla sperimentazione. Tali mutazioni possono incontrare delle resistenze ad opera del personale coinvolto, resistenze tanto più intense quanto più l'organizzazione dovrà porre in essere un cambiamento culturale rilevante. Per superare questi ostacoli, e per far sì che l'organizzazione sia in grado di godere di tutti i benefici che la trasformazione è in grado di apportare, risulta indispensabile un forte impegno da parte dei vertici aziendali, i quali devono fungere da promotori e da trascinatori dell'intera organizzazione verso i nuovi fattori critici di successo. A titolo di esempio¹⁷, è

¹⁷ Per approfondimenti consultare www.dataskills.it, "Analisi predittiva e Machine Learning: come sono utilizzate nelle diverse app" a cura di Lucrezia Noli.

considerevole il caso del colosso americano Amazon, tra i primi su scala mondiale a comprendere le potenzialità della Big Data Analytics per migliorare l'efficienza dell'analisi predittiva. La prima intuizione di Amazon in questo ambito risale al 1998, grazie all'operato del Data Scientist Greg Linden che realizzò l'algoritmo di Recommendation, in grado di proporre ai lettori titoli di testi in linea con i loro interessi. In quegli anni Amazon non era il colosso che conosciamo oggi, ma una startup che vendeva libri online e realizzava le raccomandazioni alla lettura manualmente. Fu grazie all'intuizione del CEO Jeff Bezos qualche anno dopo, che si assistette a una delle più grandi rivoluzioni del mercato digitale, poiché decise di raccomandare i libri ai lettori sulla base delle specifiche preferenze d'acquisto di ognuno di essi. Sempre lo stesso Linden realizzò l'algoritmo "item-based collaborative filtering" che, sulla base delle valutazioni espresse dagli utenti, era in grado di realizzare una proposta di prodotti correlati, di interesse per l'utente finale. Ad oggi, l'utilizzo dell'analisi predittiva da parte di Amazon si traduce in servizi come: Personalized Recommendation, Book Recommendation, Anticipatory Shipping Model e prodotti in omaggio che vengono consegnati ai clienti sulla base di un'analisi automatizzata dei loro acquisti passati.

1.3 RUOLO DEL FORECASTING

Nel preparare i piani per il futuro, il management è chiamato ad analizzare e predire ciò che è probabile che accada. La previsione è il processo di stima degli eventi

rilevanti del futuro, basato sull'analisi degli eventi passati e presenti. A condizione che non si sappia come gli eventi si sono verificati nel passato e come questi si stanno verificando nel presente, il futuro non può essere analizzato. Tramite l'analisi degli eventi passati e presenti, è possibile acquisire informazioni che fungeranno da base per le previsioni degli eventi futuri. Pertanto, la previsione può essere definita come il processo di valutazione del futuro che usufruisce di metodi e tecniche che tengono conto delle performance passate, delle tendenze attuali e delle variazioni previste per il periodo a venire. Attraverso le previsioni è possibile ottenere una base logica per definire in anticipo la natura delle future operazioni e delle decisioni manageriali relative ad aspetti strategici, tecnici, economici, finanziari, logistici, ecc. Quando l'impresa si rivolge al futuro con occhio critico e attento, può individuare aspetti delle sue operazioni e del suo business che richiedono una particolare attenzione. Le previsioni comportano sempre un certo grado di incertezza, per questo i manager, sono chiamati a porre in essere una costante attività di analisi e di verifica, cercando di ridurre gli elementi di ambiguità e di ridefinire la previsione man mano che acquisiscono informazioni più accurate. La strategia deve basarsi per una buona parte sulle previsioni ma, al tempo stesso, deve realizzare una valutazione realistica dell'incertezza che caratterizza tutti i tipi di previsioni future. Le previsioni sono quindi il valore "più probabile", le nostre

migliori stime sul futuro¹⁸. Queste sono precise fino a quando il futuro è un continuo del passato mentre se così non sarà, devono essere usate per regolare e aggiustare il tiro. A titolo di esempio¹⁹, nel 1984 John Opel, presidente di IBM, ha annunciato che le vendite della sua azienda, al tempo pari a \$ 50 miliardi, sarebbero raddoppiate a \$ 100 miliardi entro il 1990. Sulla base di tali previsioni, IBM ha assunto più di 100.000 risorse umane al fine di fornire ai clienti già in portafoglio e nuovi un servizio di alta qualità, elemento distintivo alla base del proprio successo competitivo. Tuttavia, le cose non andarono come previsto poiché undici anni dopo, nel 1994, le vendite furono di \$ 64 miliardi e subii perdite per \$ 13 miliardi nel corso dei precedenti quattro anni. La domanda che sorge spontanea chiedersi è come una società rinomata come IBM abbia potuto commettere un errore così rilevante nelle proprie previsioni. La direzione ritenne che l'ambiente di business non avrebbe subito alcun cambiamento nel periodo 1984-1990 e per questo basò la strategia aziendale e i piani di espansione sull'extrapolazione di modelli storici. L'errore imperdonabile di John Opel e IBM fu quello di pensare che l'ambiente competitivo non sarebbe stato soggetto ad alcun mutamento e che le performance

¹⁸ Makridakis, "Forecasting: its role and value for planning and strategy", *International Journal of Forecasting*, pagg 513-537, 1996.

¹⁹ Studio pubblicato nel 1996 da Spyros Makridakis, *Forecasting: its role and value for planning and strategy*, *International Journal of Forecasting* 12, 513-537.

passate sarebbero state la via per il successo futuro. Le aziende quindi, devono essere consapevoli che l'ambiente aziendale sarà soggetto a continui mutamenti, e per questo, il successo futuro sarà direttamente collegato alla previsione corretta dei mutamenti stessi. Per questo il ruolo e il valore delle previsioni sono fondamentali per svolgere due compiti: previsioni il più possibile accurate e rilevanti e una valutazione dell'incertezza del futuro tanto realistica quanto possibile²⁰. Ulteriore aspetto da considerare è dato dal fatto che non è possibile prevedere e anticipare eventi insoliti e inaspettati, ma che tali eventi tenderanno comunque a verificarsi, e che l'organizzazione, deve essere in grado di resistere e affrontarli una volta che questi si manifesteranno. In questa circostanza, la previsione può contribuire a facilitare l'apprendimento, mentre la strategia tenta di fornire risposte adeguate, così che l'organizzazione sia in grado di adattarsi ai cambiamenti temporanei (guerra o pandemia) o ai mutamenti permanenti (cambiamenti nei gusti e nelle attitudini dei consumatori)²¹. La realizzazione di una previsione a lungo termine, maggiore di un anno, rappresenta per l'organizzazione una sfida difficile ma al tempo stesso stimolante. Bisogna considerare che, il futuro a lungo termine non è semplicemente una rappresentazione del passato, poiché, a seguito di differenti eventi, come il progresso tecnologico, può assumere una direzione propria. Altro

²⁰ J. G. Wacker, Rhonda R. Lummus, "Sales forecasting for strategic resource planning", *International Journal of Operations & Production Management*, 2002.

²¹ Makridakis, "Forecasting: its role and value for planning and strategy", *International Journal of Forecasting*, pagg 513-537, 1996.

aspetto da tenere in considerazione è che gli esseri umani, nel tentativo di trarre profitto e influenzare ciò che accadrà, possono cambiare il corso degli eventi. Per ciò, l'aspetto importante, è comprendere quanto possiamo prevedere in anticipo il futuro, quanto siamo certi o incerti sulle nostre previsioni e in che misura possiamo influenzare e creare il futuro stesso²². (si veda Capitolo 2). Sulla base di quanto detto fino ad ora, è possibile identificare le seguenti funzionalità della previsione:

- a) Si riferisce a eventi futuri;
- b) E' necessaria per il processo di pianificazione;
- c) Definisce la probabilità che si verifichino eventi futuri;
- d) Vengono effettuate analizzando i fattori passati e presenti rilevanti per il funzionamento di un'organizzazione;
- e) L'analisi dei vari fattori può richiedere l'uso di strumenti e tecniche statistiche e matematiche.

Poiché ogni decisione all'interno dell'organizzazione si basa su una sorta di previsione, essa è in grado di supportare i manager in diversi modi²³:

²² J.S. Armstrong, "Standards and practices for forecasting", 2001.

²³ Per approfondimenti consultare www.yourarticlelibrary.com, Forecasting: Roles, Steps and Techniques| Management Function a cura di Priyali Sharma.

a) Base di pianificazione;

La previsione rappresenta la chiave della pianificazione ed è in grado di influenzarla. Dal momento che mediante la pianificazione²⁴ si decide il futuro corso d'azione dell'organizzazione aziendale, i manager non sono in grado di individuare una pianificazione efficace e efficiente se non sono a conoscenza di informazioni relative alle circostanze e condizioni future. La previsione fornisce la conoscenza che rappresenta la premessa della pianificazione, e sulla base di questa, i manager possono individuare i rispettivi punti di forza e di debolezza, potendo così intraprendere azioni in anticipo prima di subire passivamente le mosse dei competitor. Prendendo ad esempio l'attività di previsione delle vendite, si evidenzia che l'attività di previsione deve essere distinta dall'attività di pianificazione. Sulla base del contesto in cui ci si trova ad operare, la previsione permette di proiettare la domanda attesa futura di un dato prodotto su un dato mercato, mentre la pianificazione definisce l'insieme di azioni da realizzare per soddisfare la domanda prevista²⁵. La pianificazione si fonda quindi sulle previsioni della domanda e i due elementi sono sia strettamente collegati tra di loro ma al tempo stesso attività gestionali diverse. La differenza tra le due attività si ripercuote anche nelle modalità mediante le quali misurare la performance delle stesse. Nella previsione

²⁴ Per approfondimenti consultare L. Marchi, S. Marasca, M. S. Chiucchi, "Controllo di Gestione", G. Giappichelli, Torino, 2018.

²⁵ Mentzer e Moon, "Sales Forecasting Management", SAGE Publications, 2005

l'attenzione viene focalizzata sull'accuratezza dei risultati previsionali, mentre nella pianificazione l'attenzione è rivolta sull'efficienza e efficacia con la quale l'impresa riesce a far fronte alla domanda prevista²⁶. Ogni livello di pianificazione ha bisogno di uno specifico processo di previsione della domanda, che si differenzia dagli altri per aspetti quali, l'orizzonte temporale considerato, il metodo previsionale utilizzato, il personale coinvolto, le risorse impiegate e la frequenza di elaborazione²⁷;

b) Promozione dell'organizzazione;

Un'organizzazione è in grado di perseguire i propri obiettivi grazie allo svolgimento di specifiche attività e queste sono selezionate sulla base del loro risultato atteso. Dal momento che i risultati attesi dipendono dagli eventi futuri e dalle modalità con la quali vengono svolte le attività, la previsione di eventi futuri riveste un ruolo prioritario per il raggiungimento di un obiettivo;

c) Facilitare il coordinamento e il controllo;

Dal momento che la previsione, per lo svolgimento della propria attività, necessita di differenti informazioni e queste provengono da varie fonti interne ed esterne

²⁶Bellagamba, "Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?", *Electronic Journal of Management*, 2018.

²⁷ T. E. Vollman, W.L. Berry, D.C. Whybark, F. R. Jacobs, "Manufacturing Planning and Control Systems", 2004.

all'organizzazione, quasi tutta l'organizzazione è coinvolta nel processo di previsione e questo, è in grado di svolgere indirettamente un'efficace attività di coordinamento e controllo. Fornisce opportunità di incontro e confronto tra le varie unità funzionali, ottenendo differenti informazioni che possono essere utilizzate sia per l'attività di controllo che per individuare i punti critici del processo previsionale;

d) Successo nell'organizzazione;

Tutte le organizzazioni aziendali, nello svolgimento della propria attività, sono chiamate ad affrontare differenti rischi, e poiché questi sono strettamente connessi a eventi futuri, il processo previsionale rappresenta un valido supporto per superare tali incertezze. Nonostante la previsione non sia in grado di controllare gli eventi futuri, permette di comprendere la loro dinamica e di supportare il management nella scelta di quali azioni porre in essere per fronteggiare tali eventi critici. Ai fini dello svolgimento dell'attività di previsione, l'organizzazione aziendale solitamente è chiamata a confrontarsi e ad affrontare cinque differenti passaggi. Primo tra questi è dato dalla definizione del problema che si deve fronteggiare. Solitamente tale fase rappresenta il passaggio più complesso della previsione, poiché la definizione del problema necessita di una profonda comprensione del modo in cui tali previsioni possano essere utilizzate, di chi richiede tali informazioni e di come il processo di previsione è in grado di interagire e relazionarsi con il resto

dell'organizzazione. Per questo, il soggetto o il team preposto alla realizzazione della previsione è chiamato ad investire parte del suo tempo a interfacciarsi con tutti i soggetti coinvolti nella raccolta dei dati, nella loro gestione e nell'utilizzo della previsione. Come detto, una volta definito il problema quindi, è necessario andare ad acquisire le informazioni, considerando che quelle maggiormente rilevanti appartengono a due macro-famiglie: dati statistici e esperienza professionale accumulata dai soggetti chiamati ad analizzare e utilizzare le previsioni. In determinate occasioni, può risultare particolarmente complesso entrare in possesso dei dati storici che possano essere adattati a un modello statistico e in tali circostanze sarà utile andare e ridefinire il modello di previsione utilizzato (Capitolo 2). Una volta raccolte tutte le informazioni di cui si necessita, si avvia la fase preliminare di esplorazione. In questa fase risulta fondamentale andare a individuare se sussistono schemi coerenti, se vi è una tendenza significativa, se la stagionalità²⁸ risulta essere rilevante o se vi sono valori anomali che necessitano di essere spiegati da soggetti specializzati. Una volta terminata questa attività si passa all'analisi e alla selezione del modello previsionale. Tale scelta risulta essere una conseguenza della disponibilità di dati storici e dell'uso che deve esserne fatto. In tale fase è prassi comune andare a confrontare i diversi modelli di previsione a

²⁸ La stagionalità rappresenta la situazione in cui un determinato movimento di un fenomeno nel corso di un anno, tende a ripetersi in modo simile nello stesso periodo per gli anni successivi (Si rimanda al Capitolo 2 per ulteriori approfondimenti).

disposizione, solitamente due/tre modelli, al fine di individuare quello che fornisce maggiori garanzie all'organizzazione. Al termine di tale percorso, una volta che il modello è stato selezionato e i suoi parametri stimati, esso viene impiegato per la realizzazione delle previsioni²⁹.

1.4 NETWORK FORECASTING

E' prassi comune, tra le organizzazioni che realizzano previsioni, considerare l'acquisizione degli input dalle differenti aree funzionali un aspetto particolarmente critico del processo previsionale. Ognuna di queste è in possesso di informazioni e conoscenze cruciali che, se adeguatamente condivise, sono in grado di generare un incremento di efficienza e di efficacia dell'attività predittiva. Il personale, coinvolto all'interno di ogni area funzionale, può, spesso avviene, fungere da ostacolo a tale condivisione, in quanto non formati o non adeguatamente motivati a partecipare a tale processo, non cogliendo i benefici che una più accurata attività previsionale può apportare all'intera organizzazione. Analizzando la previsione della domanda è possibile evidenziare come tale attività influenzi tutti gli aspetti delle operazioni aziendali. L'attività di marketing, ad esempio, procede a definire le caratteristiche del prodotto, il posizionamento sul mercato, il livello di prezzo e le politiche promozionali sulla base della previsione della domanda. La stessa gestione della

²⁹ Hyndman e Athanasopoulos, "Forecasting Principles and Practice, 2018.

forza vendita prevede la definizione di incentivi e obiettivi sulla base di tali previsioni. Anche il reparto finanziario è chiamato a definire il fabbisogno di capitale, il livello di costi e di profitti sulla base delle stesse. La stessa produzione, nel definire i programmi di medio-lungo periodo, sviluppo di impianti e attrezzature, e breve periodo, pianificazione della produzione, è chiamata a ragionare sulla base delle previsioni della domanda. Come evidenziato da Mentzer, Bienstock e Kahn nel 1999, nonostante ogni funzione aziendale necessiti di adeguate previsioni della domanda, è stata dedicata poca attenzione su come tale attività debba essere gestita, poiché gli sforzi della dottrina si sono focalizzati, per la maggior parte, sulle tecniche che vengono utilizzate nella previsione, non affrontando il tema dei sistemi e delle tecniche gestionali di tale attività. Sulla base di un'analisi condotta su 208 aziende da parte di Mentzer e Kahn, emerge come sussista una ridotta interazione tra le funzioni aziendali in materia di previsione, non esistendo un coordinamento né tra gli attori chiamati a svolgere le previsioni né tra le informazioni necessarie per realizzarle. Gli autori evidenziano quattro differenti approcci gestionali:

- a) L'approccio indipendente, in cui ogni unità organizzativa realizza le previsioni in maniera indipendente dalle altre unità, con lo sguardo rivolto esclusivamente ai propri bisogni;

- b) L'approccio concentrato, in cui a uno specifico reparto viene affidato il compito di realizzare le previsioni per l'intera organizzazione e le unità organizzative devono quindi utilizzare le informazioni generate da questo;
- c) L'approccio negoziato, dove ogni unità organizzativa procede con il realizzare le previsioni specifiche per le proprie finalità, e successivamente, i rappresentanti di ciascuna area si riuniscono periodicamente per giungere a una previsione finale comune;
- d) L'approccio del consenso, in cui un comitato, composto dai rappresentanti delle varie unità funzionali e da un manager responsabile dell'attività, elabora le previsioni per l'intera organizzazione.

Per ottenere un'efficace e efficiente gestione delle previsioni si rende opportuno attuare il Forecasting C³⁰ -comunicazione, coordinamento e collaborazione-. La comunicazione si riferisce a tutte le forme di interazione, scritta e verbale, tra le varie unità organizzative. Il coordinamento riguarda la struttura e gli incontri tra le diverse unità di business. La collaborazione, infine, si riferisce all'orientamento delle diverse aree funzionali alla definizione di obiettivi comuni. Le organizzazioni che affrontano la gestione dell'attività previsionale, basandosi meramente sulla comunicazione, realizzano dei report nei quali ogni responsabile delle previsioni,

³⁰ Mentzer, Bienstock e Kahn, "Benchmarking Sales Forecasting Mangement", Business Horizons, pagg. 48-56, November-December 1998.

di ciascun dipartimento, informa gli altri riguardo la propria attività, che risulta essere destinata al raggiungimento dei propri scopi. Ciò può avvenire, ad esempio, per le vendite, le quali necessitano di previsioni trimestrali aggregate per territorio; per la logistica che necessita di previsioni dello stock keeping unit by location (SKUL); per il marketing che richiede previsioni annuali per linee di prodotto e così via. Poiché, come evidenziato, ogni unità organizzativa persegue degli obiettivi differenti, senza alcun tipo di coordinamento, l'attività previsionale risulterà essere poco accurata e inefficiente. Le aziende che adottano invece un approccio basato sul coordinamento, giungono alla realizzazione di previsioni mediante incontri formali tra i vari rappresentanti delle unità organizzative. Uno dei limiti che si riscontra nell'utilizzo di tale approccio è dato dal fatto che, spesso, l'unità organizzativa maggiormente coinvolta nella previsione tenta di persuadere e influenzare le altre funzioni, con il fine di far accettare le proprie ipotesi. Ciò fa sì che, qualora le previsioni venissero realizzate dal marketing o dalle vendite sarebbero maggiormente market-oriented mentre se fossero realizzate dalla produzione o dalla logistica avrebbero natura più operativa. Un ulteriore limite nell'utilizzo di tale approccio è dato dal fatto che la funzione aziendale incaricata di realizzare la previsione non si cura di ottenere adeguati input informativi dalle altre unità organizzative, generando delle asimmetrie rilevanti. Così facendo, gli aspetti critici delle varie unità organizzative non vengono adeguatamente presi in considerazione nella realizzazione delle previsioni, generando una scarsa fiducia

nei loro confronti e una duplicazione degli sforzi previsionali, con il conseguente incremento di consumo di risorse e di tempo necessario per lo svolgimento di tale attività. Infine, ulteriore criticità, è costituita dal fatto che la non conoscenza delle assunzioni fatte nelle previsioni può generare una sfiducia nei loro confronti. Risulta quindi, che gli esiti migliori dell'attività previsionale vengono ottenuti attuando un approccio di natura collaborativa. Attuando tale prospettiva, le esigenze di ciascuna unità funzionale vengono adeguatamente tenute in considerazione e non si registra alcuna pressione da parte di un reparto specifico. Ai fini dell'attuazione di tale approccio si rende necessario istituire un'area funzionale indipendente dalle altre, incaricata della gestione del processo previsionale, così che ogni unità organizzativa può concretamente contribuire alla realizzazione di previsioni consensuali. Diviene fondamentale quindi, instaurare un meccanismo che sia in grado di garantire il coinvolgimento e la collaborazione di tutti gli attori, considerando e inglobando tutti i vari aspetti critici nella realizzazione delle previsioni. A tal fine, potrebbe risultare utile istituire degli incontri periodici tra i vari rappresentanti delle funzioni aziendali, nei quali definire la struttura e le caratteristiche delle previsioni. Tutto ciò permetterebbe di ottenere, sia previsioni consensuali più accurate e rilevanti, che una maggiore fiducia nei confronti della previsione, poiché frutto di un lavoro di squadra dei vari rappresentanti aziendali. In conclusione, quindi, per incrementare l'efficienza delle previsioni, seconda una

logica di integrazione funzionale, in una visione di network tra le varie unità aziendali, l'organizzazione dovrebbe:

- Instituire un'unità funzionale separata preposta alla realizzazione di previsioni dettagliate e accurate;
- Incoraggiare, attraverso la comunicazione, il coordinamento e la collaborazione, il raggiungimento di obiettivi comuni;
- Instituire un sistema di retribuzione e di incentivazione, per tutti gli attori impegnati nello svolgimento dell'attività previsionale, basato sulla meticolosità delle previsioni.

1.5 SISTEMI INFORMATIVI A SUPPORTO DELLA PREVISIONE

Un sistema informativo aziendale può essere definito come l'insieme delle attività, dei processi, delle risorse tecnologiche (hardware e software) e delle persone preposte alla gestione dell'informazione. Un'efficace sistema informativo deve essere in grado di garantire³¹:

- Acquisizione dei dati;
- Elaborazione dei dati al fine di produrre informazioni;

³¹ A. Rezzani, "Business Intelligence. Processi, metodi, utilizzo in azienda", Apogeo, 2017.

- Archiviazione dei dati e delle informazioni;
- Trasmissione dei dati e delle informazioni;
- Presentazione dei dati e delle informazioni.

Ogni sistema informativo è costituito dal sottosistema operativo ERP³² (Enterprise Resource Planning), software gestionale che interessa tutte le aree aziendali. Al di sopra di tale sottosistema operativo si sviluppano un serie di sistemi volti ad accrescere la funzionalità dell'intero apparato. Tra questi è possibile individuare il SCM (Supply Chain Management), software incaricato della gestione della catena di fornitura, sia per gli acquisti che per le vendite. Vi è poi il CRM (Customer Relationship Management), software incaricato di supportare l'organizzazione nell'acquisizione, mantenimento, gestione e sviluppo della relazione con il cliente. La gestione delle risorse umane viene affiancata dall'HR (Human Resources) e infine, seppur a titolo esaustivo è possibile individuare ulteriori software all'interno del sistema informativo, vi è la Business Intelligence. La Business Intelligence è stata teorizzata da Howard Dresner nel 1989, analista di Gartner Group, con il fine di descrivere gli strumenti informatici in grado di soddisfare le esigenze dei manager aziendali.³³ La Business Intelligence infatti, può essere definita come un

³² Per approfondimenti consultare M. S. Chiucchi, M. Gatti, S. Marasca, "The relationship between management accounting systems and ERP systems in a medium-sized firm: a bidirectional perspective", Management Control 3, FrancoAngeli, 2012.

³³ Per approfondimenti consultare "Business Intelligence. Processi, metodi utilizzo in azienda" di A. Rezzani, 2017.

sistema che, mediante la trasformazione di un insieme di dati raccolti in modo regolare e organizzato, fornisce informazioni a supporto delle decisioni strategiche, tattiche e operative. Un ruolo rilevante all'interno del sistema informativo è costituito dall'insieme di dati a disposizione dell'azienda e dalla sua capacità di gestirli in modo efficace per ottenere informazioni utili. Si parla in questo caso del Data Warehouse, sistema costituito da una serie di strutture dati specializzate nell'aggregazione e conservazione dei dati, il cui compito quindi, è costituito dalla capacità di raccogliere il maggior numero di informazioni, nel modo più veloce e con la percentuale di errore più bassa. Il Data Warehouse deve essere funzionale alle esigenze del soggetto e al tempo stesso deve essere integrato, capace cioè di integrare una serie di dati provenienti da ambiti differenti, interni e esterni all'organizzazione, rendendoli accessibili in un unico ambiente. Ulteriore caratteristica del Data Warehouse è costituita dalla non volatilità dei dati contenuti, poiché i dati vengono aggiornati continuamente e tali modifiche vengono memorizzate all'interno dello stesso sistema.

Con il fine di perseguire elevate performance dell'attività previsionale, l'organizzazione deve dotarsi di un sistema informativo capace di: garantire una comunicazione trasversale all'interno dell'azienda; facilitare l'accesso in tempo reale a dati aggiornati; utilizzare le metodologie previsionali opportune per ogni circostanza e fornire tempestivi aggiustamenti in concomitanza dell'aggiornamento dei dati a disposizione. I vertici aziendali sono chiamati a porre in essere una

costante attività di monitoraggio con il fine di evitare il formarsi di quelle che Mentzer definisce “isole di analisi”. Tali isole rappresentano delle aree all’interno dell’organizzazione, separate dal resto delle attività aziendali. Tali aree sono solite utilizzare sistemi informativi indipendenti, senza alcun tipo coordinamento o interazione con il sistema informativo aziendale, che conduce a una generale sfiducia nei confronti delle previsioni realizzate dai sistemi informativi formali. Ciò oltre a generare una ridondanza dell’attività previsionale, con conseguente incremento di risorse, costi e tempo impegnati, provoca la realizzazione di previsioni inefficienti se non inutili. Diviene fondamentale quindi l’intervento dei vertici aziendali, con il fine di costituire un sistema informativo formale, in grado di interagire e comunicare con tutte le aree aziendali. Una volta che tali sistemi informativi vengono implementati all’interno dell’organizzazione, diviene fondamentale garantire un’adeguata attività di formazione dell’intera organizzazione nel loro utilizzo, andando a definire nei dettagli il ruolo, i compiti e le responsabilità di ognuno.

Riprendendo lo studio relativo al Forecasting C di Mentzer, Bienstock e Kahn, gli autori sottolineano come per ogni approccio gestionale dell’attività previsionale (comunicazione, coordinamento e collaborazione) le organizzazioni utilizzino sistemi informativi differenti. Le aziende che basano l’integrazione funzionale sulla comunicazione, sono maggiormente esposte alla realizzazione di isole di analisi, poiché non utilizzano un sistema informativo interconnesso e i dati vengono

comunicati manualmente da un'unità all'altra, accrescendo il rischio di errori, incomprensioni e di inefficienza dell'intero processo. Le organizzazioni che invece si servono di un approccio basato sul coordinamento, pur usufruendo di sistemi informativi interconnessi, soffrono di un'eccessiva tempistica nella realizzazione delle previsioni e le informazioni prodotte, il più delle volte, risultano essere inutili e ridondanti. Infine, le organizzazioni che adottano un approccio basato sulla collaborazione nella gestione dell'attività previsionale, utilizzano un sistema informativo con un'architettura cliente centrica, volto cioè a garantire una personalizzata, facile e rapida comunicazione delle informazioni, essendo in grado di raggiungere tutte le aree funzionali.

I sistemi informativi svolgono una rilevante attività di supporto all'attività previsionale, poiché forniscono efficienti strumenti per la gestione del processo. Tutto ciò è reso possibile dalle ingenti innovazioni in ambito tecnologico, che accrescono la possibilità per le organizzazioni di accedere a tali sistemi, a costi contenuti, permettendo lo svolgimento di una costante attività di gestione e di controllo³⁴. Al fine di perseguire tali vantaggi, come precedentemente affermato, risulta fondamentale porre in essere un'accurata attività di formazione del

³⁴ Per approfondimenti consultare M. S. Chiucchi e M. Gatti "L'evoluzione degli studi di management control: un percorso nel segno della varietà", Management Control 1, FrancoAngeli, 2015.

personale, affinché ogni soggetto sia ben conscio delle potenzialità dello strumento e soprattutto di come esso opera all'interno del contesto aziendale.

1.6 CONSIDERAZIONI SUL PROCESSO DI FORECASTING

Il primo passo che un'azienda è chiamata a attuare per realizzare un'attività di previsione è comprendere cosa la previsione è, e conseguentemente, cosa non è. La previsione è un processo aziendale, non un programma per computer³⁵. Tale aspetto risulta essere rilevante dal momento che la previsione interessa differenti aree aziendali. L'errore commesso da molte aziende è ritenere che un'efficace attività di previsione dipenda dall'utilizzo di un buon software previsionale. Se l'implementazione del software previsionale non è accompagnata da un'efficace attività di gestione e controllo, i risultati per l'organizzazione saranno disastrosi. Un altro aspetto in grado di generare confusione all'interno dell'organizzazione, non permettendo di comprendere cosa realmente sia la previsione, è dato dalla non distinzione tra previsione, piano e obiettivi. La previsione può essere considerata alla stregua di una stima di quale potrebbe essere un evento futuro, date determinate condizioni. Un piano può essere inteso come una decisione di gestione di ciò che

³⁵ P.Danese, M. Kalchschmidt, "The role of forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance", *International Journal of Production Economics*, Vol. 131, pagg. 204-214, 2011.

l'organizzazione intenderà fare durante il periodo pianificato. L'obiettivo, infine, può essere considerato al pari della direzione che muove tutti gli attori organizzativi, i quali si sforzano di raggiungerlo. Una volta compreso cosa realmente sia la previsione, gli attori organizzativi, acquisite le informazioni necessarie dal resto dell'organizzazione e eliminate le isole di analisi³⁶, devono saggiamente valutare e selezionare gli strumenti idonei per la realizzazione dell'attività. La chiave del successo è data dallo sviluppare team organizzativi, capaci di utilizzare e integrare sia metodi qualitativi che metodi quantitativi, come parte dello stesso sistema. L'obiettivo è quello di ottenere un bilanciamento tra i due cluster metodologici, una volta valutate le caratteristiche del mercato e le variabili che possono condizionare l'attività aziendale. Ciò presuppone un'accurata conoscenza sia del contesto ambientale in cui l'azienda opera, che di ogni metodo previsionale, individuando punti di forza e punti di debolezza.

I vertici aziendali³⁷, inoltre, sono chiamati a riconoscere concretamente la giusta importanza dell'attività previsionale all'interno dell'organizzazione. Molto spesso, a fronte di pubblici attestati di stima agli attori preposti alla realizzazione delle previsioni, non seguono concrete azioni di premiazione o incentivazione³⁸. Ciò può provocare malcontento e frustrazione agli utenti previsionali, portandoli a

³⁶ Paragrafo 1.4, Network Forecasting.

³⁷ Per approfondimenti consultare L. Marchi, S. Marasca "Le risorse immateriali nell'economia delle aziende. I Profili di management", Il Mulino, 2010.

³⁸ Mark A. Moon, John T. Mentzer, Carlo D. Smith, Michael S. Garver, "Seven keys to better Forecasting", Business Horizons, 1998.

manipolare la stessa attività o, in casi estremi, alla realizzazione di isole di analisi. Infine, senza un'attività di controllo e misurazione dei risultati generati dalle unità previsionali, vi sono poche possibilità di realizzare previsioni in grado di contribuire attivamente al successo dell'organizzazione. Diviene fondamentale quindi, verificare costantemente i risultati generati dalle unità previsionali, con il fine di valutare la necessità di intervenire e porre in essere azioni correttive delle stesse, generando così effettivamente delle previsioni a valore per l'organizzazione e godere dei vantaggi delle stesse.

CAPITOLO 2

TECNICHE DI FORECASTING

Per far fronte alla crescente varietà e complessità dell'attività previsionale, negli ultimi anni sono state sviluppate differenti tecniche di previsione, ognuna con le proprie funzionalità e peculiarità. I manager e vari responsabili dell'attività previsionale sono chiamati, visto il rilevante ruolo ricoperto da questi nella selezione della tecnica, a valutare attentamente la gamma di possibilità a loro disposizione, poiché più tale analisi risulta essere accurata più è elevata la probabilità che l'attività previsionale darà dei buoni esiti. La selezione di un metodo previsionale risulta essere influenzato da una molteplicità di fattori, quali³⁹:

- Il contesto della previsione;
- Il grado di accuratezza desiderabile;
- Il periodo di tempo da prevedere;
- Il costo/beneficio della previsione per la società;
- Il tempo a disposizione per effettuare l'analisi;
- La pertinenza e la disponibilità di dati storici.

³⁹ John C. Chamber, Satinder K. Mulick e Donald D. Smith, "How to choose the right forecasting technique", Harvard Business Review, 1971, pagg 47-76.

Questi elementi necessitano di una profonda riflessione da parte degli operatori, i quali sono chiamati al raggiungimento di un compromesso complesso. Questo perché non sempre la tecnica previsionale più accurata risulta essere la scelta migliore, una tecnica avanzata che offre una precisione potenzialmente maggiore, ad esempio, può richiedere al tempo stesso, informazioni che non si possiedono e che sono costose ottenere.

Una previsione di successo prende avvio con una stretta collaborazione tra i vertici aziendali e l'unità previsionale, i quali sono chiamati a rispondere a un'importante domanda che va ad incidere sulla selezione delle tecniche previsionali: qual è lo scopo della previsione?

Decidere, ad esempio, se entrare in nuovo business, può richiedere una stima della dimensione del mercato di destinazione, mentre le previsioni che vengono realizzate ai fini di budget, richiedono un maggior livello di accuratezza. Come detto, le tecniche di previsione variano nei loro costi, nella loro portata e nella loro precisione, quindi il manager è chiamato a definire il livello di inesattezza che può tollerare, decidere cioè in che modo la sua decisione varierà al mutare dell'accuratezza della previsione stessa.⁴⁰

⁴⁰ John C. Chamber, Satinder K. Mulick e Donald D. Smith, "How to choose the right forecasting technique", Harvard Business Review, 1971, pagg 47-76.

Altro aspetto rilevante che deve essere affrontato nella selezione della tecnica di previsione ritenuta più opportuna, consiste nel comprendere quanto il passato è importante per la previsione del futuro. Cambiamenti significativi riguardo, ad esempio, nuovi prodotti o nuove strategie, tendono a diminuire l'importanza che il passato ricopre per il futuro. Per le previsioni a breve termine è lecito ritenere che difficilmente si realizzeranno cambiamenti profondi, cosa che invece può accadere, e che necessita di essere attentamente monitorata, nel lungo termine.

2.1 METODI DI PREVISIONE

I metodi che possono essere utilizzati dalle imprese per realizzare previsioni sono molto numerosi e possono essere suddivisi fondamentalmente in tre categorie⁴¹, di seguito analizzate.

a) I metodi basati sulle serie temporali

I metodi basati sulle serie temporali utilizzano i dati storici per tentare di prevedere il futuro, poiché l'ipotesi alla base di tali modelli è che il futuro si comporterà come il passato, e quindi, la variabile oggetto di valutazione può essere stimata sulla base

⁴¹ John C. Chamber, Satinder K. Mulick e Donald D. Smith, "How to choose the right forecasting technique", Harvard Business Review, 1971, pagg 47-76 e Bellagamba, "Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?", Electronic Journal of Management, 2018.

dei valori assunti dalla stessa nel passato. Tuttavia, ci sono altri aspetti da considerare quando si utilizzano le serie storiche, come⁴²:

- La stagionalità, che indica l'andamento regolare e ricorrente della variabile considerata nell'arco dell'anno. Un tipico esempio è costituito dal picco che la domanda annua di giocattoli registra durante il periodo natalizio;
- La stazionarietà, che indica che le proprietà statistiche della serie storica non cambiano nel tempo. Cioè, la media e la varianza sono costanti e la covarianza è indipendente dal tempo;
- L'autocorrelazione, che indica come il valore atteso in ogni punto è correlato con il valore del punto precedente;
- L'irregolarità, la quale indica l'esistenza di eventi imprevedibili e casuali impossibili da stimare;
- La ciclicità, che indica l'esistenza di ampie oscillazioni della variabile oggetto di esame. Un esempio può essere costituito dall'azione di mercato che può passare da una fase recessiva a una fase ascendente
- La tendenza o trend, che indica la variazione registrata nel lungo termine dalla variabile oggetto di indagine. Le tendenze tendono ad impattare in

⁴² M. Peixero, "The complete guide to time series analysis and forecasting", Towards data Science, 2019.

maniera più ridotta sulle previsioni a breve termine ma devono comunque essere oggetto di valutazione.

Tra i metodi di previsione basati sulle serie temporali, la previsione a media mobile rappresenta il metodo più semplice da attuare, tanto che viene definito dagli esperti come “metodo naif”, poiché ha un costo praticamente nullo, non necessita di una manipolazione dei dati ed è di pratica automatizzazione.⁴³ Tale metodo risulta essere composto da due fasi, nella prima viene calcolato il valore medio di una serie di dati, ad esempio le vendite medie mensili, e nella seconda tale valore viene integrato con la tendenza per ottenere le vendite future. Il numero di periodi osservati rimane costante, tanto che si può parlare di una media in movimento nel tempo, dove i dati più aggiornati vanno a sostituire i dati più storici. I limiti imputabili al metodo della media mobile sono costituiti da una ridotta reattività ai cambiamenti e la necessità di un continuo aggiornamento dell’archivio dei dati storici. Per superare tali problematiche si fa ricorso alla media mobile ponderata, che garantisce la possibilità di assegnare un peso ad ogni elemento considerato, con la somma di tutti i pesi uguale a uno. Nella Fig. II.1⁴⁴ viene riportata una rappresentazione grafica della media mobile applicata ad una finestra di 24 ore,

⁴³ Bellagamba, “Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?”, *Electronic Journal of Management*, 2018.

⁴⁴ Fonte: M. Peixero, “The complete guide to time series analysis and forecasting”, *Towards data Science*, 2019.

dove la linea centrale rappresenta la media mobile calcolata sulla base dei dati storici.

Figura II.1



Fonte: Hyndman e Athanasopoulos, "Forecasting Principles and Practice, 2018.

Un'altra metodologia di previsione, con un maggior grado di precisione rispetto ai precedenti, è rappresentata dall'attenuazione esponenziale⁴⁵, che rappresenta una particolare media mobile ponderata, dove viene assegnato un peso decrescente diverso a ciascuna osservazione, secondo la logica che, più ci si sposta dal presente più le osservazioni acquisiscono meno importanza. Il vantaggio principale di tale metodologia sta nel fatto che permette di realizzare rapidamente la nuova previsione

⁴⁵ Per approfondimenti consultare Hyndman e Athanasopoulos, "Forecasting Principles and Practice, 2018.

senza dover acquisire e aggiornare grandi quantità di dati storici. Uno dei problemi di tale tecnica è costituito dalla determinazione del valore da attribuire al fattore α , corrispondente alla percentuale di attenuazione. La scelta del parametro alfa può essere realizzata sulla base del calcolo degli errori di previsione, come ad esempio il MAD (Mean Absolute Deviation) o MSE (Mean Squared Error). Minore è il fattore di attenuazione, più fluide saranno le serie storiche, poiché più ci si avvicina allo 0, più ci si avvicina al modello della media mobile. Ulteriori tecniche, strettamente connesse alle precedenti, più complesse nella determinazione, sono l'Attenuazione esponenziale adattiva e l'Attenuazione esponenziale estesa.⁴⁶

b) I metodi causali

I metodi causali si fondano sul presupposto che la variabile obiettivo possa essere definita sulla base dell'andamento di altre variabili, definite "esplicative" o "indipendenti"⁴⁷. Sono quindi equazioni create per prevedere una variabile, sulla base di altre variabili note. Potremmo, ad esempio, prevedere le vendite di auto sulla base di variabili quali il tempo, il reddito personale o il prezzo. Emerge come alcune variabili sono direttamente controllabili e influenzabili dal management aziendale,

⁴⁶ Per approfondimenti consultare "Time Series Analysis: Forecasting and Control" a cura di Box, George E.P. et al., 2015.

⁴⁷ Bellagamba, "Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?", Electronic Journal of Management, 2018.

definite per questo endogene, mentre altre, sfuggono dal controllo dei vertici aziendali e per questo sono definite esogene. Se il calcolo della variabile si basa su un solo fattore si parla di regressione semplice, poiché la variabile obiettivo viene collegata ad una sola variabile esplicativa, mentre se il calcolo si basa su più fattori si parla di analisi di regressione multipla. I modelli di regressione risultano essere particolarmente efficienti per previsioni nel breve e nel medio periodo, mentre perdono di utilità nel caso venissero utilizzati per previsione nel lungo termine (previsioni maggiori di due anni)⁴⁸. Tali modelli non sono di facile implementazione, poiché risulta particolarmente complesso andare a definire variabili con un elevato potere esplicativo. Individuare, ad esempio, una variabile in grado di spiegare l'andamento futuro delle vendite risulta al quanto complicato, per questo i risultati migliori in termini previsionali si ottengono quando sussiste un rapporto di causa-effetto tra le variabili considerate⁴⁹. L'uso della regressione come metodologia previsionale implica una serie di presupposti. Innanzitutto, l'utilizzo di tale tecnica necessita della disponibilità di un'elevata quantità di dati, sia per quanto riguarda la variabile da prevedere sia per le variabili causali. Inoltre, si rende necessario considerare una serie di variabili quali, ad esempio, le campagne promozionali, la concorrenza, i fattori ambientali, che possono incidere in maniera

⁴⁸ George E.P. Box, "Time Series Analysis: Forecasting and Control", 2015.

⁴⁹ Per approfondimenti sulle tecniche di selezione delle variabili nella regressione consultare M.Guerriero, "La selezione di variabili nella regressione lineare. Il modello Berds", iris univr, 2006.

rilevante sulla previsione. Aspetto particolarmente critico della regressione è costituito dalla difficoltà che si potrebbe incontrare nell'andare a definire un rapporto di causa-effetto con un coefficiente di correlazione ritenuto accettabile. In ultima analisi, l'utilizzo di tale metodologia per effettuare previsioni di differenti variabili in differenti mercati, può risultare un'attività eccessivamente onerosa sia in termini di costo che di tempo.

Al fine di superare, in parte, i limiti identificati tanto per i metodi basati sulle serie storiche che per i metodi causali, risulta utile utilizzare un modello misto autoregressivo-media mobile, ARMA, dall'inglese mixed autoregressive-moving average.⁵⁰ L'analisi di tale modello non rientra propriamente all'interno della classificazione dei metodi causali, ma viene qui inserita, con il fine di rendere maggiormente comprensibile l'analisi delle varie metodologie. Dall'integrazione del processo ARMA è possibile giungere al modello ARIMA (media mobile integrata autoregressiva), particolarmente utilizzato in ambito previsionale.⁵¹ La nascita di tale metodologia risale al 1970 con la pubblicazione da parte di Box e Jenkins della loro opera "Time Series Analysis: Forecasting and Control". Gli autori hanno integrato e sviluppato le conoscenze fino a quel momento esistenti, generando un forte impatto sulla teoria e sulla pratica previsionale. Tale metodo,

⁵⁰ Box, George E.P. et al. "Time Series Analysis: Forecasting and Control", 2015.

⁵¹ Per approfondimenti consultare "Time Series Analysis: Forecasting and Control" Box, George E.P. et al., 2015.

noto anche come approccio Box-Jenkins, trova un'ampia applicazione grazie all'avvento del computer, rendendolo praticabile in molte aree della scienza⁵². Tale metodologia risulta essere particolarmente eccellente per le previsioni nel breve termine, da 0 a 3 mesi, buono per le previsioni a medio termine, da 3 mesi a 2 anni, inefficiente per le previsioni a lungo termine, maggiori di 2 anni⁵³. Da differenti studi emerge come il modello ARIMA sia maggiormente utilizzato per la previsione del saldo di cassa, per le previsioni relative all'attività produttiva e conseguente gestione delle scorte. Il modello Box e Jenkins viene indicato come ARIMA(p,d,q), dove AR indica l'autoregressione e "p" è l'ordine della stessa, I indica l'integrazione e "d" è l'ordine della stessa, MA indica la media mobile e "q" è l'ordine della stessa. Quindi un modello ARIMA(p,d,q) è simile a un modello ARMA(p,q), applicato però alle differenze delle serie dei valori d'ordine "d" invece che agli effettivi valori. La procedura proposta da Box e Jenkins è di tipo iterativo ed è composta da cinque fasi:

1. Analisi preliminare volta a verificare la stazionarietà della serie, cioè media e varianza costanti nel tempo;
2. Identificazione del modello ARIMA mediante l'individuazione degli ordini p,d,q del modello attraverso le funzioni di autocorrelazione;

⁵² Jan G. De Gooijer, Rob J. Hyndman, "25 years of time series forecasting", *International Journal of Forecasting*, 2006, 443-473.

⁵³ John C. Chamber, Satinder K. Mulick e Donald D. Smith, "How to choose the right forecasting technique", *Harvard Business Review*, 1971, pagg 47-76.

3. Stima dei parametri del modello ARIMA attraverso il metodo dei minimi quadrati e della massima verosimiglianza;
4. Verifica del modello analizzando la bontà e l'adeguatezza dello stesso con riferimento ai dati osservati. Nel caso il modello non dovesse superare tale fase, vista la natura iterativa del processo, si ritorna ad analizzare le prime due fasi;
5. Utilizzo del modello per realizzare previsioni.

Un'altra metodologia particolarmente rilevante risulta essere quella delle reti neurali artificiali (ANN-artificial neural network). Risultano valide le medesime considerazioni realizzate per il modello ARMA e ARIMA, relative al fatto che tale metodologia non rientra propriamente nella classificazione dei metodi causali ma viene qui inserita per garantire una migliore chiarezza espositiva. La teoria delle reti neurali artificiali (ANN) nasce con il fine di emulare e comprendere il funzionamento del cervello umano, organizzato in reti neurali biologiche (RNB). Le reti neurali artificiali risultano essere strettamente collegate con la tematica dell'Intelligenza Artificiale, volte a riprodurre sistemi intelligenti simili ai comportamenti dell'uomo, governati appunto dal cervello. Le reti neurali artificiali replicano l'organizzazione del cervello umano, essendo costituiti infatti da vari processori semplici, definiti neuroni artificiali. Un neurone riceve un segnale di input da un altro neurone al quale è connesso, tali connessioni sono caratterizzate

da pesi che possono essere positivi o negativi. Un ingresso molto importante avrà un peso elevato, mentre un ingresso con una ridotta utilità all'attività previsionale avrà un peso ridotto. Se tali segnali dovessero superare un certo livello soglia, essi si propagherebbero nei confronti di una pluralità di nodi connessi al primo sotto forma di output, dando origine a una rete. Solitamente una rete risulta essere costituita da tre strati (Figura II.2). Nel primo strato, input, vi sono gli ingressi che sono adeguati alle richieste dei neuroni. Nel secondo strato, definito strato nascosto (hidden), è dove avviene l'attività di elaborazione vera e propria. Il terzo strato infine, è quello di uscita, output, all'interno del quale vengono raccolti i risultati e adattati alle richieste del blocco successivo. Aspetto particolarmente rilevante della rete neurale artificiale è dato dal fatto che, a differenza dei computer, non necessitano di essere programmate, poiché come il cervello umano, apprendono dall'esperienza. Tale metodologia, rispetto ai metodi proposti precedentemente, presenta degli indubbi vantaggi, quali:

- Dal momento che la rete decide autonomamente quali input utilizzare ai fini predittivi, è possibile inserire tra gli input, variabili che non vanno ad influenzare direttamente il fenomeno in esame. Ciò risulta essere particolarmente utile nel momento in cui non si è certi se una determinata variabile risulti essere rilevante o meno ai fini predittivi, poiché il suo

inserimento non va ad incidere sulla probabilità di ottenere una previsione errata;

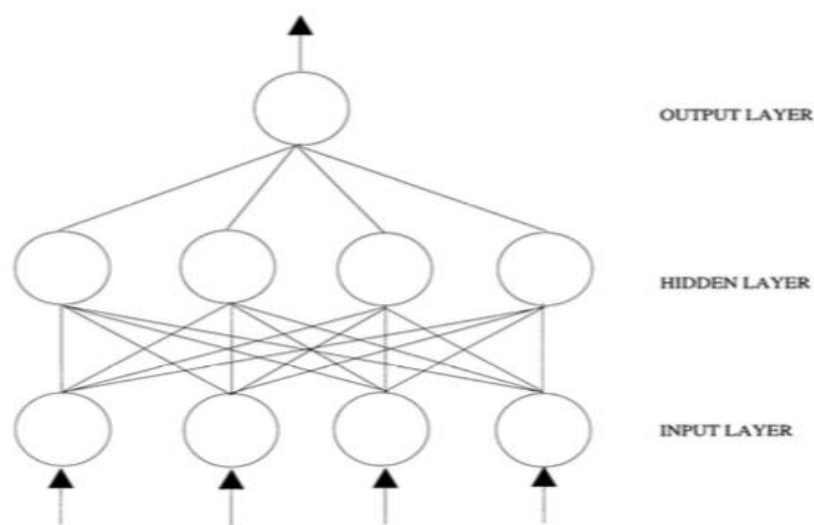
- Permette di realizzare previsioni accurate anche in caso di assenza di una variabile di input poiché il sistema è in grado di operare anche in mancanza di dati essenziali;
- Non sono necessarie specifiche conoscenze matematiche.

Le reti neurali vengono quindi utilizzate là dove i dati possono essere in parte errati e i modelli analitici non sono in grado di realizzare previsioni adeguate. Per utilizzare al meglio tale metodologia in ambito previsionale, è importante comprenderne i limiti e cosa effettivamente il modello può e non può fare. Primo fondamentale aspetto da sottolineare è dato dal fatto che tale metodologia di per sé non è lineare. Ciò implica che per la previsione di processi lineari potrebbe non essere la metodologia più indicata⁵⁴. Infine, un'altra problematica è rappresentata dal fatto che le reti neurali artificiali viene definito un metodo a scatola nera, il che

⁵⁴ G.Zhang, B. Eddy Patuwo, Michael Y. Hu, "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art", International Journal of Forecasting, 1998, 35-62.

indica la mancanza di una forma esplicita per studiare le relazioni tra input e output e la conseguente difficoltà nell'interpretazione dei risultati ottenuti.

Figura II.2



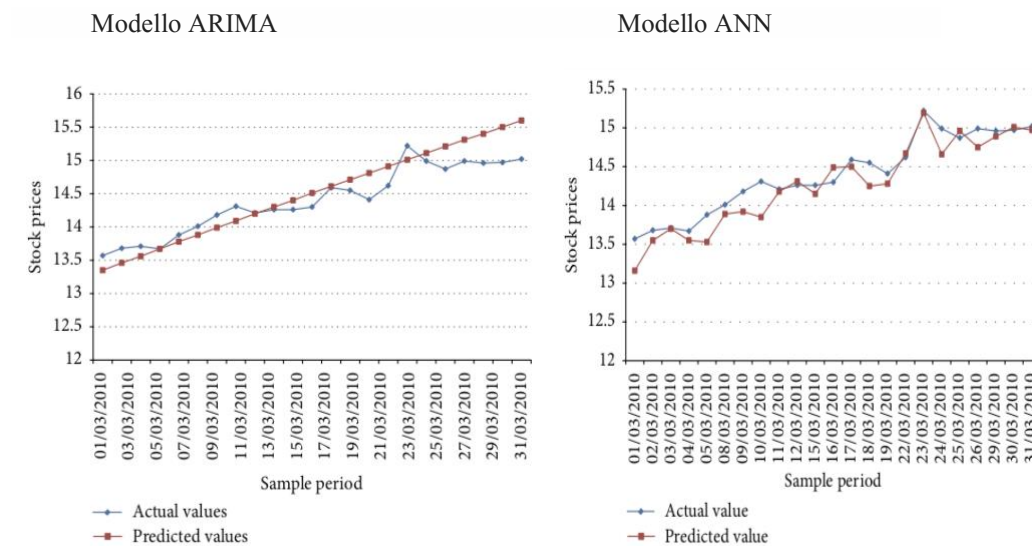
Fonte: G.Zhang, B. Eddy Patuwo, Michael Y. Hu, "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art", International Journal of Forecasting, 1998, 35-62.

Uno studio⁵⁵ del 2014 condotto da A. Adebisi, O. Adewumi e C. Ayo pone a confronto l'utilizzo del modello ARIMA con il modello ANN per valutarne l'efficacia relativamente alla previsione del prezzo delle azioni. Gli autori partono dal presupposto, ampiamente diffuso in letteratura, che il modello ARIMA risulta

⁵⁵ A. Adebisi, O. Adewumi e C. Ayo, "Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction", Hindawi, 2014.

essere maggiormente efficiente per previsioni a breve termine, dove le serie siano generate da processi lineari. Le ANN, invece, sono modelli dotati di un'elevata capacità adattiva, i quali non necessitano di un numero elevato di dati o ipotesi precedenti. In tale studio vengono analizzate e confrontate le prestazioni dei modelli ARIMA e ANN per la previsione dei prezzi dei titoli. Dai risultati ottenuti si può sostenere che entrambi i modelli hanno ottenuto buone prestazioni previsionali, con un errore di previsione di entrambi i modelli piuttosto basso. I risultati della figura II.3 (a sinistra viene rappresentato il modello ARIMA mentre a destra il modello ANN) mostrano che il modello ANN è migliore del modello ARIMA per la previsione del prezzo delle azioni, chiarendo ulteriormente le opinioni contrastanti in letteratura sulla superiorità del modello ANN rispetto al modello ARIMA per le previsioni temporali. In conclusione, gli autori sostengono che nonostante la leggera superiorità del modello ANN rispetto al modello ARIMA, entrambe le metodologie possono ottenere buone previsioni nell'applicazione ai problemi della vita reale, in questo caso la previsione del prezzo delle azioni.

Figura II.3



Fonte: A. Adebiyi, O. Adewumi e C. Ayo, “Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction”, Hindawi, 2014.

Lo sviluppo tecnologico-informatico degli ultimi anni ha impattato in maniera rilevante sull’attività previsionale, in particolare sulla previsione delle vendite. Sulla base di ciò si sono sviluppate, ad esempio, le tecnologie di “advanced analytics”, che mediante analisi “what if”, consentono di simulare gli effetti di strategie alternative di marketing.⁵⁶ Si sono elaborate tecniche, definite “sentiment analysis”, che permettono, mediante l’utilizzo di appositi algoritmi, di estrapolare

⁵⁶ Bellagamba, “Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?”, *Electronic Journal of Management*, 2018.

e analizzare informazioni dalle recensioni dei clienti lasciate sui siti di e-commerce, e sulla base di queste, realizzare previsioni particolarmente accurate. (Si veda Case Study di Amazon al Capitolo 3)

c) I metodi qualitativi

I metodi di previsione qualitativi si basano sulle opinioni e sulle valutazioni degli operatori del mercato, come ad esempio ricerche di mercato o interrogazione di un panel di esperti di settore. In tale metodologia non vengono utilizzati dati storici ma ci si basa soprattutto su cosa le persone pensano, sulla conoscenza dei bisogni e delle caratteristiche del cliente, su test di mercato e su esperienze passate. Per questo motivo le previsioni sono caratterizzate da una natura più qualitativa. I metodi qualitativi non si basano su un approccio matematico, godono di una maggiore flessibilità rispetto ai metodi analizzati precedentemente e sono in grado di tenere in considerazione, ai fini previsionali, elementi difficilmente quantificabili ma al tempo stesso rilevanti. Dal momento che molte delle decisioni manageriali riguardano orizzonti temporali di lungo periodo, a differenza della previsione a breve-medio termine, non sussistono dati di natura storica o statistica che possono essere utilizzati a supporto dell'indagine, per questo l'attività poggia soprattutto su cosa le persone pensano, sulla conoscenza delle caratteristiche del cliente, sui test di mercato e sull'analogia con situazioni similari. Rientra in tali metodi la tecnica

Delphi, la quale si pone come obiettivo quello di stimare il futuro affidandosi ad un team di esperti. Tale team può essere sviluppato in maniera differente ma il più delle volte vede il coinvolgimento di membri sia interni che esterni all'azienda. Tale tecnica si sviluppa nel seguente modo:

1. Ogni membro del team in maniera anonima esprime su un questionario o altro documento la propria opinione in materia rispondendo ad una serie di domande;
2. Un membro che ricopre il ruolo di coordinatore elabora le varie opinioni e le pubblica in un unico documento;
3. I partecipanti analizzano le informazioni emerse dall'indagine, confrontandole con la loro opinione iniziale.
4. I membri del team sono chiamati a rispondere a una nuova serie di domande emerse dal meccanismo di feedback precedente, fin quando, non si arriverà ad una fase in cui il gruppo converge nella risposta data, che può essere considerata la conclusione del processo.

Tale metodologia risulta quindi essere una tecnica interattiva, sistemica e revisionale, tendente a valorizzare l'opinione, l'esperienza e l'intuizione dei vari esperti.

Un'altra tecnica, applicata in ambito di previsione delle vendite, definita Salesforce Composite Method, consiste nel chiedere ad ogni venditore di prevedere le vendite di un dato prodotto nella propria zona d'influenza, integrando poi le previsioni dei

vari venditori si ottengono informazioni che permettono di realizzare la previsione delle vendite a livello aziendale⁵⁷.

Un'ulteriore metodologia molto diffusa è costituita dall'indagine di mercato, la quale mediante interviste dirette ai clienti o ricerche di mercato, chiede informazioni direttamente ai clienti riguardo, ad esempio, le proprie scelte di acquisto.

Le metodologie qualitative oltre ad essere utilizzati nell'ambito di previsioni a lungo termine, vengono spesso utilizzate, in maniera coordinata, con gli altri metodi, per la realizzazione di previsioni rivolte al breve periodo. Questo è dato dal fatto che, la presenza di eventi con frequenza sporadica vengono interpretati come rumore da parte dei metodi statistici, mentre gli esperti possono riconoscerli e integrarli nelle previsioni future, migliorandone l'accuratezza⁵⁸. In particolare, la combinazione di metodi statistici con la conoscenza del contesto aziendale, come l'esperienza accumulata nelle relazioni con i diversi clienti o la conoscenza di progetti futuri, può portare a un globale miglioramento dell'attività previsionale. L'integrazione di metodi statistici con metodi qualitativi risulta essere più appropriata là dove la variabilità dei dati delle serie temporali risulta essere più elevata, tanto che, per dati con variabilità nulla, si può ricorrere esclusivamente

⁵⁷Bellagamba, "Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?", *Electronic Journal of Management*, 2018.

⁵⁸ Nada R. Sanders, Larry P. Ritzman, "Bringing judgement into combination forecasts", *Journal of Operations Management*, 1995, vol. 13, 311-321.

all'utilizzo di metodi statistici. L'integrazione tra le due metodologie può⁵⁹: essere il frutto di un'integrazione volontaria, lasciando all'esperto la possibilità di utilizzarle congiuntamente per la realizzazione della previsione finale; derivare da un'integrazione meccanica, dove il metodo qualitativo è in grado di correggere gli errori del metodo statistico; essere il risultato di una combinazione delle medie ponderate.

2.2 SCELTA DELLA METODOLOGIA DA UTILIZZARE

Dal momento che è possibile individuare differenti metodologie a supporto delle previsioni, l'organizzazione aziendale è chiamata, al fine di realizzare un efficace sistema predittivo, a selezionare quella più appropriata alle proprie finalità. Aspetto rilevante da sottolineare è rappresentato dal fatto che tali differenti metodologie non sono intercambiabili tra di loro, poiché ognuna presenta le proprie peculiarità, i propri punti di forza e di debolezza e ognuna risulta essere più o meno efficace in base alle differenti caratteristiche del mercato in cui vengono impiegate. Makridakis e Wheelwright individuano differenti criteri per valutare e selezionare la tecnica ritenuta più efficace⁶⁰:

⁵⁹ P. Goodwin, "Correct or combine? Mechanically integrating judgmental forecasts with statistical methods", *International Journal of Forecasting*, 2000, vol.16, pagg. 261-275.

⁶⁰ S. Makridakis e Steven C. Wheelwright, "Forecasting: Issues and Challenges for Marketing Management", *Journal of Marketing*, 1977, vol. 55, pagg. 25.

- Il grado di precisione;
- L'orizzonte temporale di previsione;
- L'importanza delle previsioni;
- La disponibilità dei dati;
- Il tipo di andamento dei dati;
- L'esperienza dell'utente in ambito previsionale.

Ogni metodologia previsionale deve essere valutata sulla base di questi sei criteri in termini qualitativi e quantitativi. Il pensiero maggiormente diffuso in letteratura riteneva che più una tecnica risultava essere complessa e completa maggiore sarebbe stata la probabilità di ottenere una previsione accurata. Altri, invece, sostenevano che, la scelta migliore era costituita dalla metodologia di più facile applicazione. Non è possibile quindi stabilire a priori quale tecnica risulti in assoluto essere la più appropriata poiché l'efficacia di ogni tecnica è influenzata dal contesto di applicazione e dalle sue peculiarità. In uno studio⁶¹ prodotto da Sanders e Manrodt vengono individuati tre differenti fattori che possono incidere in maniera significativa sulla selezione della metodologia di previsione:

Per approfondimenti consultare, oltre allo studio sopra citato, C. Christodoulos, C. Michalakellis, D. Varoutas, "Forecasting with limited data: Combining ARIMA and diffusion models", 2010, vol. 77, pagg. 558-565.

⁶¹ Nada R. Sanders e Karl B. Manrodt, "The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice", The International Journal of Management Science, 2003, 511-522.

1. L'accesso e l'uso delle informazioni: gli autori sostengono che l'accesso, l'uso delle informazioni e la fiducia che si nutre nei confronti dei dati, svolgono un ruolo fondamentale nella scelta del tipo di metodologia di previsione da utilizzare. L'accesso a informazioni quantificabili, che possono assumere varia natura, fa protendere la scelta per metodologie quantitative. L'accesso a tali informazioni non è però sufficiente a garantire la scelta di modelli quantitativi, poiché diviene necessario che il previsore consideri tali informazioni attendibili e importanti ai fini predittivi;
2. Incertezza del prodotto e dell'ambiente: l'incertezza ambientale e l'incertezza del prodotto sono fattori che possono influire profondamente sulla metodologia previsionale impiegata. Gli autori propongono sei variabili in grado di spiegare un'elevata incertezza sia del prodotto che dell'ambiente: Cambiamenti significativi del prodotto ogni due anni; Prodotto basato sulla tecnologia; Disponibilità sul mercato di prodotti sostituiti; Mercato sottoposto alla concorrenza globale; Presenza di importanti concorrenti; Elevato potenziale di obsolescenza del prodotto. Le variabili proposte invece per individuare un basso livello di incertezza del prodotto e dell'ambiente sono: Ciclo di vita del prodotto lungo con ridotte modifiche; Prodotto brevettato; Prodotto unico con pochi concorrenti. Là dove si registra un minor livello di incertezza del prodotto e dell'ambientale gli autori suggeriscono di applicare i metodi basati sulle serie temporali,

mentre, se le variabili esplicative di un elevato livello di incertezza assumono un peso maggiore rispetto a quelle di un basso livello di incertezza, gli autori suggeriscono di ricorrere ai metodi qualitativi o causali;

3. Accesso e utilizzo del software: indipendentemente che il software venga sviluppato internamente o acquisito da un distributore specializzato, la possibilità di accedere facilmente ad esso e il modo in cui le informazioni vengono utilizzate, incidono sulla scelta della metodologia previsionale.

In ambito di previsione delle vendite, ad esempio, un utile supporto alla scelta della tecnica di previsione più appropriata può essere fornito dal calcolo del coefficiente di variazione delle vendite⁶², ottenuto dal rapporto tra la deviazione standard delle vendite di un prodotto in un determinato arco temporale e il valore medio delle vendite per lo stesso periodo. Se il coefficiente dovesse assumere valori bassi, i modelli statistici risultano essere più appropriati rispetto a quelli qualitativi, l'opposto nel caso contrario. Quindi, se la serie storica dovesse avere un andamento stabile nel tempo, la scelta ricadrebbe su metodologie di natura quantitativa. Là dove, invece, la serie storica presenta una moderata variabilità, la combinazione con una metodologia qualitativa può accrescere la precisione della previsione, come visto precedentemente nella disamina dei metodi qualitativi. Se invece, la serie

⁶²Nada R. Sanders, Larry P. Ritzman, "Bringing judgement into combination forecasts", *Journal of Operations Management*, 1995, vol. 13, 311-321.

storica dovesse presentare un'elevata variabilità, le metodologie qualitative rappresentano la migliore opzione percorribile, fermo restando la necessaria conoscenza degli aspetti oggetto di indagine da parte degli esperti. A tal fine particolarmente rilevanti risultano essere le conoscenze settoriali, relative al settore in cui l'impresa opera, e le conoscenze contestuali, che riguardano l'intero sistema economico a cui l'impresa appartiene⁶³.

Come detto precedentemente nel paragrafo 2.1, la scelta potrebbe ricadere nell'utilizzo di metodologie tra loro combinate, sfruttando i vantaggi e le peculiarità di ognuna, in maniera integrata. L'utilità nell'utilizzo di tecniche combinate risulta essere maggiore quando le tecniche sono profondamente differenti e si basano su informazioni divergenti.

Tali differenti metodologie, affinché siano realmente efficienti, devono essere comprese e utilizzate in relazione all'ambiente specifico in cui ogni azienda si trova ad operare. Molto spesso, uno dei maggiori errori commessi dalle organizzazioni aziendali, consiste nell'affidarsi esclusivamente all'opinione di esperti del settore, senza considerare minimamente il grado di precisione che le tecniche quantitative possono apportare alla previsione stessa. Altre volte invece, gli analisti si focalizzano esclusivamente sull'utilizzo di metodi statistici, senza considerare le

⁶³Nada R. Sanders, Larry P. Ritzman, "Integrating judgmental and quantitative forecasts: Methodologies for pooling marketing and operations information", *International Journal of Operations & Production Management*, 2004, 514-529.

informazioni qualitative, che potrebbero invece, essere in grado di spiegare il motivo sottostante un determinato comportamento delle variabili considerate. Utilizzare tali metodologie in maniera efficiente, necessita quindi, una preventiva conoscenza di dove ogni strumento è in grado di operare meglio. I modelli basati sulle serie temporali sono in grado di fornire un contributo migliore là dove sono presenti trend o modelli stagionali nel comportamento del mercato. I modelli causali possono essere impiegati per esplicitare determinate relazioni tra il fattore oggetto di previsione e fattori esterni, ad esempio, la variazione della domanda di un determinato prodotto a seguito di una nuova iniziativa di marketing. I modelli qualitativi, invece, possono essere utilizzati per aggiustare una previsione basata su metodi quantitativi, aumentandone l'accuratezza, o per effettuare previsioni a lungo termine.

Da quanto detto si comprende come sia imprescindibile, che i soggetti coinvolti nella realizzazione dell'attività predittiva, siano formati nell'utilizzo delle varie tecniche e siano consapevoli del contesto, interno ed esterno, in cui queste vengono impiegate.

2.3 VALUTAZIONE DELLA PERFORMANCE DELLA PREVISIONE

Una volta portato a compimento un processo previsionale si ritiene di fondamentale importanza porre in essere una valutazione dell'accuratezza delle previsioni

realizzate e impiegate all'interno dei processi aziendali. Un audit è stato definito come un processo di valutazione formale della performance sulla base di determinati standard, per poi utilizzare questa valutazione al fine di migliorare la performance stessa. Aspetto rilevante affinché un processo di audit generi effetti proficui, consiste nel fatto che questo venga realizzato da soggetti imparziali, differenti da coloro che hanno realizzato le previsioni. Affidare tale attività a soggetti esperti, esterni all'organizzazione, consente innanzitutto, di usufruire delle conoscenze specifiche di tali attori e garantisce un'acquisizione dei dati più veritiera, poiché il personale interno, coinvolto nell'attività previsionale, tende ad essere più propenso a condividere la propria esperienza con esperti esterni imparziali. Per valutare il processo di previsione è necessario, come prima cosa, andare a definire gli standard con cui andare a paragonare i risultati ottenuti. Sono state individuate quattro dimensioni⁶⁴ utili all'individuazione degli standard, sulla base dei quali gli esperti sono chiamati a effettuare una valutazione:

- Integrazione funzionale: Riguarda il ruolo della collaborazione, comunicazione e coordinamento della gestione delle previsioni con le altre aree funzionali aziendali di marketing, vendite, finanza, produzione e logistica;

⁶⁴ Mark A. Moon, John T. Mentzer, Carlo D. Smith, "Conducting a sales forecasting audit", *International Journal of Forecasting*, 2003, pagg. 5-25.

- Approccio: Riguarda i prodotti e i servizi previsti, le tecniche di previsione utilizzate e la relazione che sussiste tra previsione e pianificazione;
- Sistemi a supporto del processo: Riguardano la valutazione e la selezione di combinazioni hardware e software a supporto della funzione di previsione, con riferimento anche all'integrazione dei sistemi di previsione con altri sistemi di pianificazione e gestione dell'organizzazione;
- Misurazione delle prestazioni: Riguarda le metriche utilizzate per misurare l'efficacia delle previsioni e il loro impatto sulle operazioni aziendali.

Una volta definiti gli standard, gli esperti sono chiamati a definire lo stato delle aziende da controllare (“as-is” status), l’obiettivo da raggiungere (“should-be status”) e il modo in cui raggiungerlo (“way forward”)⁶⁵. Nella fase “as-is status” ogni membro del team d’indagine deve valutare la posizione dell’azienda relativamente alle quattro dimensioni precedentemente determinate, allo scopo di determinare lo stato dell’attività previsionale. Tale attività deve essere svolta singolarmente dai vari esperti, con il fine di porre in essere un confronto e giungere a una posizione condivisa in caso emergessero divergenze nell’analisi svolta. Nella fase “should-be status” gli esperti devono definire il come dovrebbe essere la gestione dell’attività di previsione. Tale “should-be status” può essere ricavato andando a definire gli obiettivi a cui i manager devono ambire, obiettivi di breve e

⁶⁵ Mark A. Moon, John T. Mentzer, Carlo D. Smith, “Conducting a sales forecasting audit”, *International Journal of Forecasting*, 2003, pagg. 5-25.

di lungo termine. Infine, nel “way-forward” il team di esperti è chiamato a definire un metodo da seguire nello svolgimento dell’attività previsionale, metodo composto da consigli pratici per la realizzazione di un’efficace previsione. I consigli sono specifici per ogni azienda, ma sono raggruppabili sulla base delle quattro dimensioni definite all’inizio dell’indagine.

Per accuratezza delle previsioni si fa riferimento alla corrispondenza dei valori previsti con i valori effettivi. Tale accuratezza può essere valutata tramite la misurazione degli errori di previsione, le differenze cioè tra i valori effettivi e i valori previsti in uno specifico orizzonte temporale di analisi⁶⁶, definito errore puntuale. Tale errore può essere utilizzato come base sulla quale sviluppare differenti indicatori di errore:

- Indicatori di dispersione dell’errore di previsioni, che indicano la grandezza in media degli errori;
- Indicatori di distorsione dell’errore previsionale, che indicano la misura dell’errore delle previsioni rispetto ai valori effettivi.

Tali indicatori⁶⁷, di dispersione e di distorsione, possono essere espressi sia in misura puntuale, sia in termini relativi, come percentuale di errore. Entrambi gli indicatori possono essere sia scale dependent, che si basano cioè sull’errore

⁶⁶ Bellagamba, “Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?”, *Electronic Journal of Management*, 2018.

⁶⁷ Consultare il Capitolo 3 per vedere l’utilizzo di tali indicatori di errore per la valutazione dell’accuratezza delle previsioni.

puntuale, che scale independent, che si basano cioè sull'errore puntuale percentuale.

Tra gli indicatori maggiormente impiegati vi sono:

- L'errore medio assoluto (Mean Absolute Deviation, MAD): per calcolare tale indicatore ciascun errore di periodo non è preso con il proprio segno ma in valore assoluto. Effettuando una media della serie dei valori assoluti si ha un'indicazione di quanto mediamente sia grande l'errore, evitando l'effetto di compensazione di errori di segno opposto;
- L'errore medio assoluto percentuale (Mean Absolute Percentage Error, MAPE): tale indicatore è molto utile per avere una percezione immediata riguardo la correttezza della propria previsione, espresso come media aritmetica degli errori di previsione puntuali percentuali nell'orizzonte temporale oggetto d'indagine;

Altri indicatori particolarmente importanti sono quelli che vengono definiti Bias Measures, i quali vanno a definire se i valori predetti sono in media minori o maggiori dei valori effettivi ottenuti. Rientrano tra questi l'errore medio (Mean Error, ME), l'errore medio percentuale (Mean Error Percentage, MPE) e la somma cumulata degli errori di previsione (Cumulated Forecast Error, CFE). Se le previsioni realizzate sono in linea con i valori effettivi ottenuti, tali indicatori dovrebbero essere prossimi allo zero. Un segno positivo indica la tendenza a generare fenomeni di sottostima, definiti under-forecasting, mentre un valore negativo indica l'evento opposto, over-forecasting. Queste misure vengono

calcolate nella fase di test set, per cui i valori effettivi ottenuti non vengono usati per realizzare effettivamente le previsioni.

Per realizzare una valutazione dei modelli di previsione basati sulle reti neurali risulta particolarmente efficace l'utilizzo della Confusion Matrix⁶⁸. Tale matrice indica nell'asse delle ordinate i valori effettivi e nell'asse delle ascisse i valori predetti, $y=1$ indica il valore positivo, ovvero la classe della variabile che si intende predire, mentre $y=0$ indica il valore negativo, ovvero che si verifichi l'opposto della classe della variabile che si intende predire. (Figura II.4).

Figura II.4

		Valori predetti	
		$y=1$	$y=0$
Valori effettivi	$y=1$	TRUE POSITIVE (TP)	FALSE NEGATIVE (FN)
	$y=0$	FALSE POSITIVE (FP)	TRUE NEGATIVE (TN)

Fonte: S.Narkhede, "Understanding Confusion Matrix", Towards Data Science, 2018.

⁶⁸ S.Narkhede, "Understanding Confusion Matrix", Towards Data Science, 2018.

Da questa matrice è possibile ottenere tre differenti misure:

- Accuracy che indica la capacità del modello di previsione di classificare correttamente i valori, $accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$;
- Sensitivity che indica l'abilità del modello di previsione di classificare i valori positivi, $sensitivity = \frac{TP}{TP+FN}$;
- Specificity che indica l'abilità del modello di previsione di classificare i valori negativi, $specificity = \frac{TN}{TN+FP}$.

Affinché il modello di previsione basato sulle reti neurali risulti essere efficace tutti e tre gli indicatori devono assumere valori prossimi a 1.

La selezione del metodo di valutazione della performance di previsione risulta essere un'attività articolata e complessa, poiché da essa dipende la scelta del modello di previsione che poi verrà effettivamente impiegato all'interno dell'organizzazione. Tale difficoltà può spiegare il perché solo un ridotto numero di imprese adottano un sistema formale di misurazione della performance di previsione⁶⁹. Spesso le imprese tendono ad impiegare un'unica misura, come il MAD o l'MSE, ma ciò risulta essere errato poiché una sola misura non è in grado di evidenziare le diverse sfaccettature dell'errore previsionale. Una linea d'azione, condivisa in letteratura, prevede l'impiego di indicatori complementari, in grado di

⁶⁹Bellagamba, "Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?", *Electronic Journal of Management*, 2018.

cogliere sia l'entità degli errori di dispersione che di distorsione generati dal modello predittivo.

2.4 LE PROPOSTE DEI VENDOR

Gartner ha recentemente pubblicato il suo rapporto “Magic Quadrant” sulle piattaforme di data science e machine learning relativo all'anno 2020 (Figura II.5).

Figura II.5



Fonte: Gartner, Febbraio 2020.

Il panorama di mercato per le soluzioni di data science e Machine Learning risulta essere particolarmente frammentato, competitivo e complesso. Per Gartner i leaders

hanno una forte presenza all'interno del mercato e sono in grado di influire in maniera significativa sulla percezione dei clienti. Dimostrano un'elevata competenza durante l'intero processo di esplorazione dei dati, sviluppo dei modelli e operatività. All'interno dei leaders sono state posizionate sei diverse aziende le quali presentano in comune una comprovata esperienza nella fornitura di piattaforme di data science. SAS, TIBCO e MathWorks possiedono una lunga tradizione nella creazione di piattaforme basate su dati e analisi⁷⁰. Rilevante risulta essere lo sviluppo fatto registrare negli ultimi anni da aziende come Alteryx, Databricks e Dataiku in grado di guadagnarsi un posto tra i leaders di settore. All'interno del quadrante degli sfidanti (challengers) viene posizionata IBM. Il quadrante degli sfidanti rappresenta quelle realtà con una presenza e una credibilità consolidata all'interno del mercato, un'elevata redditività, un'elevata solidità di prodotto ma che per poco ancora non riescono a diventare leader. Grazie alle moderne funzionalità di Watson Studio combinate con IBM Cloud Paks, IBM è diventato un forte concorrente nelle soluzioni di Machine Learning e Data Science. Il quadrante dei player di nicchia (niche players) rappresenta le realtà che dimostrano forza in un particolare settore e su questo devono essere valutate dai loro potenziali clienti. Altair è passata alla ribalta grazie all'acquisizione di Datawatch, già presente nei giocatori di nicchia nel quadrante magico di Gartner del 2019. Anaconda, invece, è

⁷⁰ Janakiram MSV, "Gartner's 2020 Magic Quadrant for Data Science and Machine Learning Platforms has many surprise", Forbes, Febbraio 2020.

una società specializzata nella scienza dei dati, la quale offre piattaforme open source e commerciali. Punto di forza di Anaconda è quello di offrire soluzioni in grado di interagire in maniera semplificata con le librerie e i pacchetti base di Python e R. Nel quadrante dei visionari (visionaries) infine, Gartner inserisce le aziende con prodotti in grado di influenzare il mercato. Le aziende vanno da start up in fase iniziale a società di piattaforme consolidate. Questo quadrante risulta essere il più affollato per il 2020, con sette aziende differenti, DataRobot, Domino, Google, Microsoft, Knime, H2O e RapidMiner. Gartner ha inserito nelle menzioni d'onore per il 2020 AWS, SAP, Oracle e Teradata.

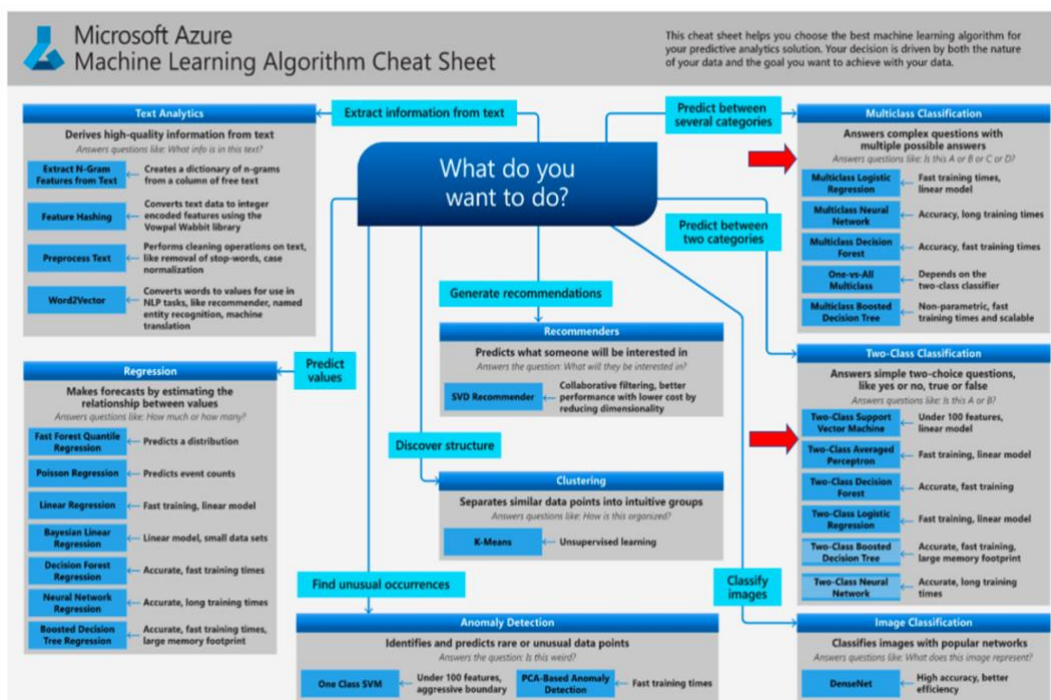
Focus Azure

Di particolare interesse sono gli sforzi compiuti negli ultimi anni da Microsoft per rendere l'intelligenza artificiale e il Machine Learning accessibili a sviluppatori e data scientist, grazie alla soluzione Azure. Microsoft Azure è una piattaforma cloud di software e di servizi che permette alle aziende di essere più efficienti avvalendosi di innovazioni tecnologiche avanzate, dall'intelligenza artificiale alla gestione della produzione. La parola Microsoft non sarà più sinonimo solo di Windows Office, i due software che hanno permesso la terza rivoluzione industriale bensì sarà sinonimo di Azure⁷¹. Nel 2014 Microsoft ha arricchito Azure con la piattaforma

⁷¹ F.Santibi, “ Ma cosa se ne fanno davvero le aziende italiane di Microsoft Azure?”, Industria Italiana, 7 Settembre 2017.

di Machine Learning per consentire ai non sviluppatori di impiegare in maniera rapida algoritmi di comprensione⁷² (Figura II.6).

Figura II.6



Fonte: “Foglio informativo sugli algoritmi di Machine Learning”, www.microsoft.it, 2019

La possibilità di impiegare questi algoritmi senza dover realizzare il corrispondente codice di programmazione consente di tagliare i tempi di lavoro ed evita l’insorgere di problemi relativi alla gestione dell’infrastruttura IT. Tra questi algoritmi

⁷² www.cloudtalk.it

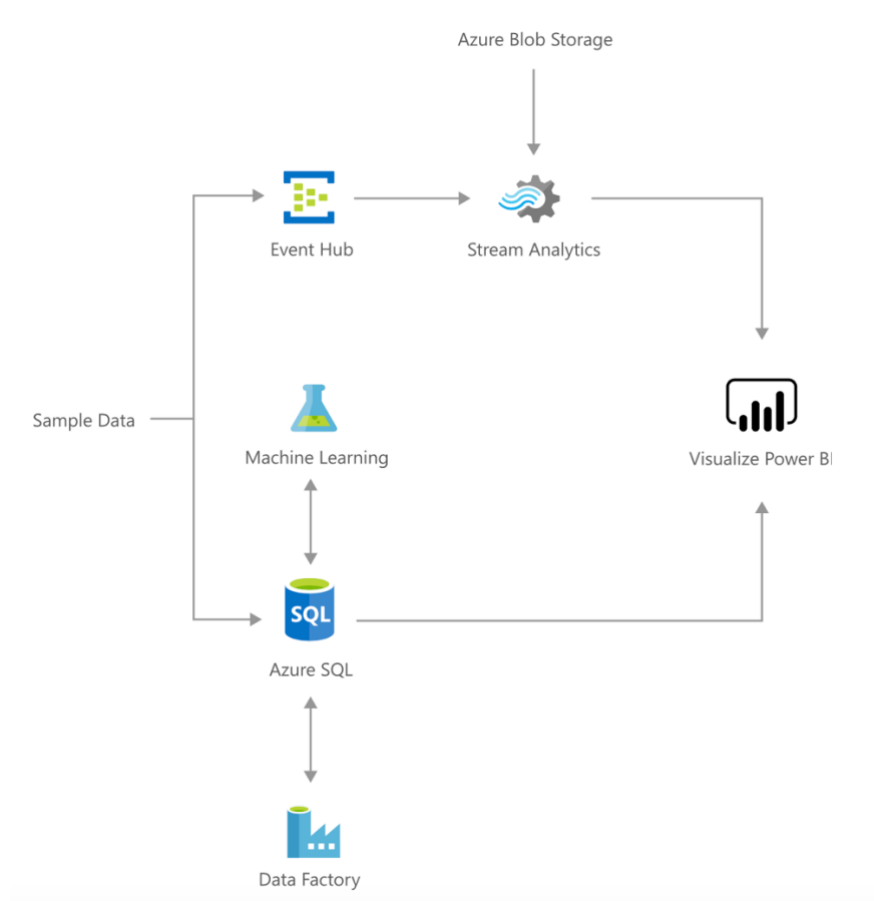
particolarmente rilevanti risultano essere quelli offerti in materia di previsione come:

- Gli algoritmi di regressione lineare;
- Gli algoritmi di regressione logistica;
- Gli algoritmi Naïve Bayes;
- Le macchine a vettori di supporto;
- Gli algoritmi dell'albero delle decisioni;
- Gli algoritmi di tipo k-NN;
- Gli algoritmi di foresta casuale;
- Gli algoritmi di tipo K-medie.

Microsoft Azure fornisce anche una serie di servizi pensati per la gestione di dati in real-time, garantendo la possibilità di controllare milioni di eventi al secondo. Grazie alla combinazione di diversi servizi, Microsoft Azure è in grado di offrire significativi vantaggi ai propri clienti (Figura II.7). Lo streaming dei dati viene realizzato dai processi Web di Azure. Questi dati sintetici vengono poi inseriti in Hub eventi e nel servizio Azure SQL, i quali fungeranno come punti di origine nel resto del flusso della soluzione. Analisi di flusso analizza i dati per fornire elaborati in tempo reale e consentire così la pubblicazione diretta in Power BI per la visualizzazione. Azure Machine Learning permette di realizzare previsioni sulla base degli input ricevuti. Il database SQL di Azure permette di archiviare i risultati delle previsioni ricevute da Azure Machine Learning i quali vengono poi impiegati

nel dashboard di Power BI. Azure Data Factory gestisce l'organizzazione e la pianificazione della ripetizione del training del modello. Infine, Power BI permette di visualizzare i risultati, consentendo agli utenti di monitorare l'andamento della situazione aziendale in tempo reale e utilizzare le previsioni come supporto nel processo decisionale.

Figura II.7



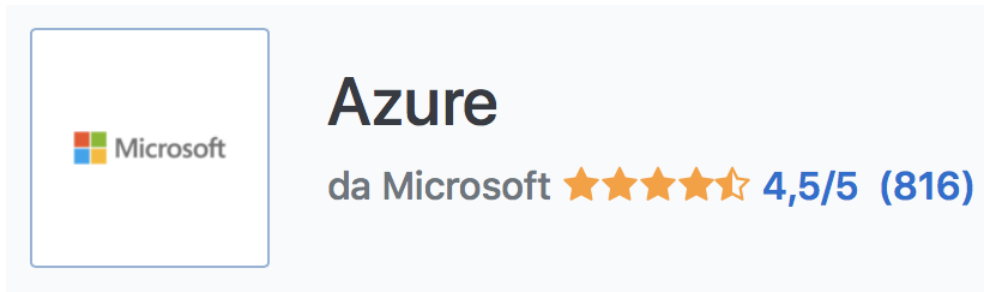
Fonte: azure.microsoft.com

Microsoft fornisce la possibilità di creare un account Microsoft Azure gratuito per la durata di 12 mesi con la possibilità di utilizzare i servizi Azure maggiormente richiesti e offre anche un credito di €170, da spendere entro i primi 30 giorni, per l'utilizzo di servizi Azure non forniti gratuitamente. Al termine del periodo di 12 mesi Microsoft invierà una notifica permettendo al cliente di decidere se eseguire l'aggiornamento, a prezzi con pagamento in base al consumo, oppure di non eseguire l'aggiornamento con la conseguente inattivazione dell'account.

Sul sito Capterra.it⁷³ viene fornita una valutazione di Microsoft Azure sulla base di 816 recensioni fornite da clienti del prodotto. Sulla base di tale valutazione, a Microsoft Azure viene attribuito un punteggio di 4,5 stelle su 5 (Figura II.8). Vengono poi fornite nel dettaglio le recensioni relative alla facilità d'uso, servizio ai clienti, caratteristiche e rapporto qualità-prezzo (Figura II.9) che mostrano come tale piattaforma sia apprezzata sul mercato.

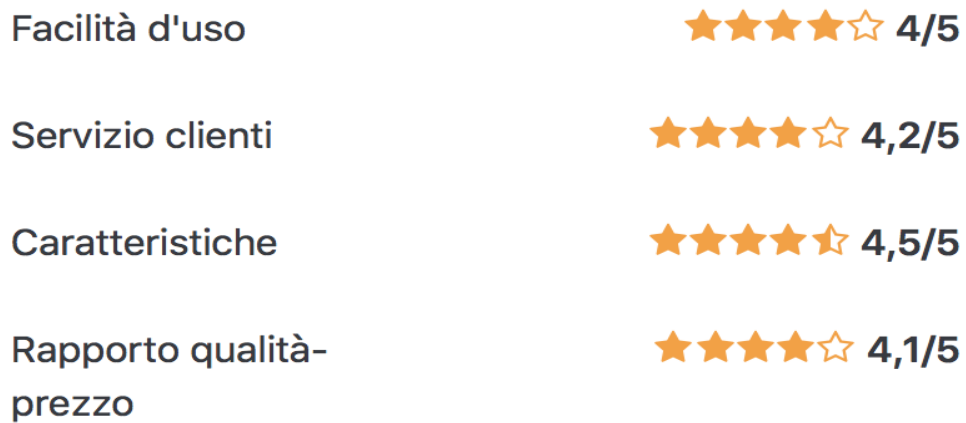
⁷³ Capterra, Inc. è un fornitore di marketplace online che opera da intermediario tra acquirenti e venditori nel settore dei software, assistendo i clienti nella selezione del software più opportuno per le proprie esigenze. L'azienda è stata fondata nel 1999 da Michael Ortner e Rakesh Chilakapati. Capterra, Inc. è stata acquisita da Gartner nel 2015 e nel 2019 Capterra ha fornito 1 milione di recensioni di software sulla sua piattaforma. Per approfondimenti consultare www.capterra.com.

Figura II.8



Fonte: capterra.com

Figura II.9



Fonte: capterra.com

CAPITOLO 3

CASE STUDY DI FORECASTING

Sulla base di una ricerca effettuata tramite l'impiego di differenti motori di ricerca scientifici⁷⁴, sono state individuate differenti pubblicazioni internazionali, in ambito economico-aziendale, relative all'applicazione di differenti metodi previsionali, precedentemente presentati nel Capitolo 2, in realtà aziendali con caratteristiche e attive in settori differenti. Di seguito verranno presentati i risultati a cui i diversi autori sono giunti, indicando la realtà aziendale analizzata e la conseguente metodologia di previsione impiegata.

3.1 PREVISIONI DELLE VENDITE DI PRODOTTI ALIMENTARI A BREVE SCADENZA BASATE SULLE SERIE STORICHE

Nell'attuale contesto competitivo dominato da una forte concorrenza, un elemento chiave in grado di influire sul successo di un'organizzazione manifatturiera è la capacità della stessa di adattarsi ai cambiamenti ambientali. A tal fine risulta fondamentale per un'azienda essere in grado di prevedere come gli indicatori chiave si comporteranno in futuro. Un sistema predittivo efficiente infatti, permette di migliorare l'impiego dei macchinari, ridurre le scorte, incrementare i profitti e ottenere quindi, una maggiore flessibilità. Nello specifico, le previsioni delle

⁷⁴ Tale ricerca è stata realizzata tramite l'utilizzo di ResearchGate, GoogleScholar, Scopus, ScienceDirect e journals.elsevier.

vendite ricoprono un ruolo rilevante, perché esse vengono utilizzate da molte unità organizzative⁷⁵:

- Il dipartimento finanziario e contabile, grazie ad esse è in grado di identificare i costi futuri, il livello di profitto e il fabbisogno di capitale;
- Il reparto vendite le impiega per organizzare la forza vendita;
- La produzione le utilizza nel lungo termine per pianificare lo sviluppo di impianti e nel breve periodo per organizzare il programma di produzione;
- Il marketing impiega la visione futura del mercato per definire la propria strategia;
- La logistica impiega le previsioni di vendita a lungo termine al fine di organizzare l'infrastruttura logistica, e una previsione a breve termine, per le esigenze logistiche specifiche.

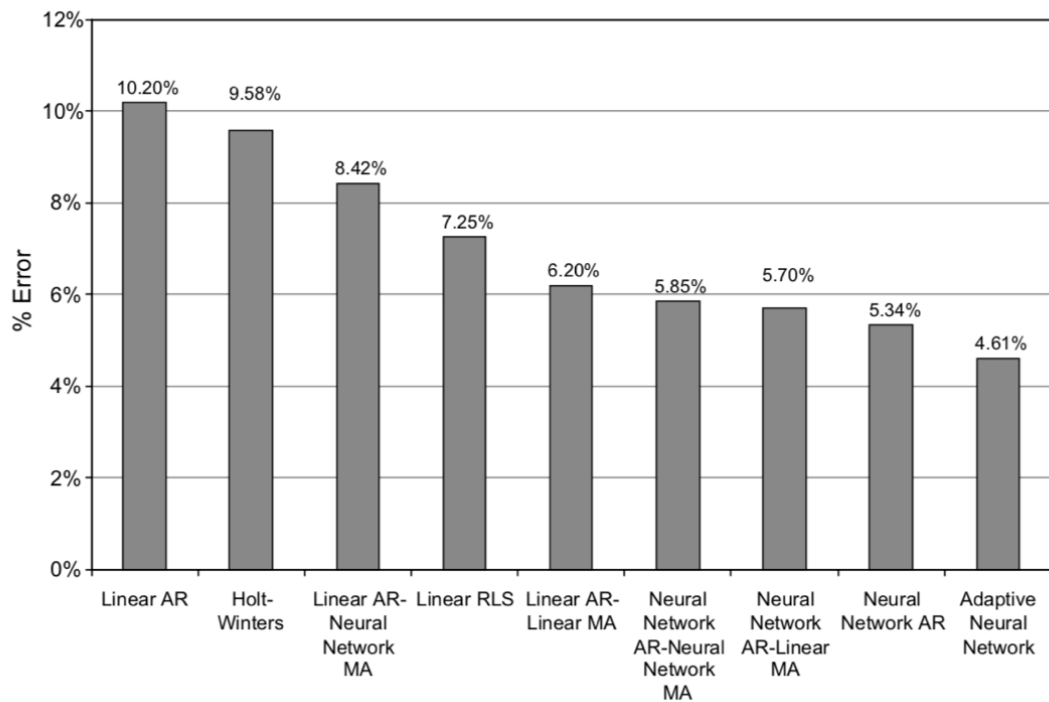
Le aziende alimentari focalizzano in maniera particolare la loro attenzione alla tematica delle previsioni delle vendite viste le caratteristiche speciali dei loro prodotti come, la breve durata, la necessità di mantenere un'alta qualità e l'incertezza relativa alle esigenze dei consumatori. Poiché tali prodotti possono

⁷⁵ P. Doganis, A. Alexandridis, P. Patrinos, H. Sarimveis, "Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing", *Journal of Food Engineering*, 2005.

essere venduti per un periodo di tempo limitato, sia un'eventuale carenza che un surplus di beni possono incidere in maniera rilevante sulla redditività aziendale. Qui di seguito, verrà riportato il risultato dello studio condotto nel 2005 dagli autori P. Doganis, A. Alexandridis, P. Patrinos, H. Sarimveis, pubblicato nella rivista "Journal of Food Engineering". Gli autori focalizzano la loro attenzione sullo sviluppo di modelli previsionali delle vendite in serie temporali per prodotti alimentari a breve scadenza, in particolare il latte. Il latte fresco ha una durata di conservazione inferiore a una settimana e viene consegnato e stoccato giornalmente, da ciò deriva che difficilmente i clienti possono realizzare delle scorte del prodotto. Lo studio si è concentrato sulla previsione delle vendite giornaliere di latte fresco intero nella confezione di un litro nella zona di Atene, in Grecia. I dati sulle vendite giornaliere della confezione di un litro per gli anni 2001 e 2002 sono stati forniti da un produttore leader di prodotti lattiero-caseari. L'obiettivo dello studio era quello di prevedere le vendite del 2002 sulla base dei dati storici del 2001. Gli autori hanno realizzato tali previsioni impiegando differenti metodi, con il fine di comparare i risultati ottenuti e individuare quello che meglio si addice al conseguimento dell'obiettivo, la previsione delle vendite per il 2002. E' stato utilizzato sia il metodo ARMA, che prevede la combinazione di due modelli, la parte autoregressiva (AR) e la parte della media mobile (MA), sia l'impiego separato dei due metodi. Un ulteriore metodo lineare impiegato in questo lavoro è quello dell'attenuazione esponenziale generalizzato, che impiega la

ponderazione esponenziale dei coefficienti delle osservazioni passate per dare più peso a quelle più recenti. Sono stati testati anche modelli ibridi, frutto della combinazione tra modelli autoregressivi e modelli delle reti neurali. I risultati ottenuti dallo studio condotto sono riportati nella Figura III.1, dove per ogni metodologia impiegata viene mostrato l'errore medio assoluto percentuale (MAPE).

Figura III.1



Fonte: P. Doganis, A. Alexandridis, P. Patrinos, H. Sarimveis, "Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing", Journal of Food Engineering, 2005.

Dalla figura è possibile osservare come i cinque metodi che hanno ottenuto i punteggi di errore medio assoluto percentuale più alti si basano su modelli lineari, da ciò gli autori derivano che le serie temporali osservate non risultano essere lineari. Dallo studio condotto dagli autori, tra le varie metodologie testate per lo sviluppo di modelli di previsione delle vendite da impiegare nel settore produttivo alimentare a breve scadenza, emerge come l'impiego del modello delle reti neurali permetta di migliorare notevolmente le prestazioni previsionali, riducendo sensibilmente le vendite perse e i ritorni di prodotti.

3.2 PREVISIONI DELLE VENDITE DELLA “THE COCA-COLA COMPANY” BASATE SUL MODELLO ARIMA

In questo paragrafo viene riportato uno studio condotto nel 2017 dagli autori Tine V. Calster, B. Baesens, W. Lemahieu, pubblicato nella rivista “Applied Soft Computing Journal” relativo alle previsioni delle vendite per una gamma di prodotti di The Coca-Cola Company. Per la realizzazione del loro studio gli autori focalizzano l'attenzione sull'utilizzo dell'algoritmo ProfARIMA, una nuova tecnica ibrida, che partendo dal modello ARIMA teorizzato da Box e Jenkins si pone l'obiettivo di massimizzare il profitto atteso. Tramite l'utilizzo degli algoritmi genetici si stima il profitto atteso in una previsione di vendita. Tale profitto atteso

si basa quindi sia sul volume delle vendite di un determinato prodotto sia sull'accuratezza della previsione. Gli algoritmi genetici⁷⁶ (GA) sono una forma di calcolo evolutivo descritta per la prima volta nel 1975 da Holland. L'idea alla base di questi algoritmi è quella di imitare l'evoluzione naturale, di generazione in generazione, al fine di trovare soluzioni ottimali a specifici problemi. In concreto, una popolazione di possibili soluzioni, originariamente definita, è autorizzata a riprodurre e creare nuove soluzioni, la cui sopravvivenza dipende da un criterio definito precedentemente. La soluzione migliore quindi, verrà scelta dall'algoritmo dopo una serie di iterazioni. Il set di dati utilizzato dagli autori per il loro studio fa riferimento alle vendite mensili di The Coca-Cola Company in cinque paesi distinti, con gamme di prodotti e caratteristiche di mercato completamente differenti. In ogni paese vi sono otto categorie di prodotti, con divergenti volumi di vendita e livelli di redditività. Ogni serie temporale include le vendite da Gennaio 2005 a settembre 2015 e i fattori di tutti questi set di dati sono stati stimati dagli esperti di The Coca-Cola Company. Per applicare correttamente la procedura ProfARIMA gli autori identificano le seguenti fasi:

⁷⁶ Per approfondimenti consultare Tine V. Calster, B. Baesens, W. Lemahieu, "ProfARIMA: a profit-driven order identification algorithm for ARIMA models in sales forecasting", Applied Soft Computing Journal, 2017.

- Fase 1: I dati a disposizione vengono suddivisi in una fase di training, in una di validazione e in una di test. Il set di dati delle serie temporali deve essere suddiviso in un set di addestramento e un set di test per la valutazione. Il set di convalida si avvia alla fine del set di formazione e consiste in un arco di tempo della durata di un anno. Questo set di convalida quindi, verrà poi impiegato per calcolare il profitto nell'algoritmo;
- Fase 2: Nella fase due si assiste all'ottimizzazione dei dati a disposizione tramite l'utilizzo dell'algoritmo genetico (GA);
- Fase 3: Il modello che sul set di convalida presenta il livello più elevato di profitto atteso viene selezionato e impiegato per la previsione e la valutazione sul set di test. Questa valutazione dell'accuratezza avviene tramite l'impiego, in un primo momento, dell'errore percentuale (PE), e successivamente, dell'errore percentuale assoluto medio (MAPE). Tale valutazione viene poi confrontata con il metodo ARIMA teorizzato da Box-Jenkins.

Dallo studio condotto per la realizzazione delle previsioni delle vendite della The Coca-Cola Company, gli autori osservano come il modello ProfARIMA in combinazione con gli algoritmi genetici (GA) supera, in termini di accuratezza previsionale, la tradizionale metodologia ARIMA di Box-Jenkins. Dalla figura III.2 si può osservare infatti come il metodo Box-Jenkins presenta, in media, un PE pari a 2.52 e un MAPE pari a 2.53, mentre il modello ibrido ProfARIMA-GA, presenta

in media, livelli di errore più bassi, con un PE pari 2.34 e un MAPE pari a 2.35. Tale modello, concludono gli autori, può quindi essere impiegato, in maniera redditizia, all'interno delle organizzazioni che necessitano di realizzare previsioni di vendita per un elevato numero di categorie di prodotti, con caratteristiche differenti, essendo in grado di tener conto delle diverse esigenze commerciali e permettendo la possibilità di includere la previsione dei profitti.

Figura III.2

	PE	MAPE
Box-Jenkins	2.52	2.53
ProfARIMA-GA	2.34	2.35

Fonte: Rielaborazione dell'autore della tabella 8, pag. 26, elaborata da Tine V. Calster, B. Baesens, W. Lemahieu, "ProfARIMA: a profit-driven order identification algorithm for ARIMA models in sales forecasting", Applied Soft Computing Journal, 2017.

3.3 PREVISIONI DELLE VENDITE DI NUOVI PRODOTTI E PRODOTTI ESISTENTI SULLA BASE DELLE RECENSIONI DEI CONSUMATORI TRAMITE L'IMPIEGO DELLA REGRESSIONE

Le recensioni dei prodotti online realizzate dagli utenti rappresentano una rilevante fonte di informazioni per le ricerche di mercato realizzate dalle aziende. Tali recensioni, infatti, rappresentano un'espressione volontaria e una concretizzazione delle esperienze e delle opinioni dei consumatori sulla qualità dei prodotti e dei servizi. Tramite lo studio di queste informazioni, l'organizzazione può:

- acquisire conoscenze relative alla struttura del mercato;
- identificare la presenza di opinion leader;
- assumere la prospettiva del consumatore per comprendere la rilevanza dei vari attributi del prodotto.

Le recensioni quindi, permettono di prevedere il comportamento dei consumatori, poiché questi, nel definire il prodotto/servizio da acquisire fanno affidamento sulle recensioni dei prodotti online lasciate dagli utenti, che hanno precedentemente acquisito il prodotto/servizio per soddisfare bisogni uniformi. Le recensioni dei consumatori si caratterizzano per essere solitamente voluminose, dinamiche e gratuite, così che le organizzazioni che godono effettivamente di risorse da investire nell'analisi del Web, possono facilmente entrarne in possesso. Tali recensioni

solitamente sono composte sia da valutazioni numeriche, espressione dell'opinione maturata nei confronti del prodotto/servizio, che da contenuti testuali, i quali permettono l'acquisizione di maggiori informazioni per l'attività previsionale. Si può desumere quindi, che le recensioni dei clienti costituiscono un vero e proprio archivio informativo per le organizzazioni, sulla base del quale è possibile realizzare previsioni di vendite dei prodotti. E' necessario considerare che i consumatori che pubblicano una recensione rappresentano solamente un sottoinsieme di tutti i consumatori che acquistano il prodotto/servizio, e i rating numerici, sono solitamente disponibili su un numero di cinque punti, maggiormente inclinati verso pareri positivi⁷⁷. Particolarmente rilevante risulta essere lo studio condotto nel 2016 dagli autori Matthew J. Schneider e S. Gupta, pubblicato nella rivista "International Journal of Forecasting". Questi sviluppano un modello di previsione delle vendite di nuovi tablet e di tablet già esistenti, basandosi sulle recensioni online dei consumatori raccolte da Amazon.com. Gli autori estrapolano i dati dalle recensioni utilizzando proiezioni casuali, da impiegare poi in un modello di previsione basato sulla regressione. I dati utilizzati dagli autori sono stati raccolti una volta alla settimana per un totale di 24 settimane, focalizzando l'attenzione su

⁷⁷ Matthew J. Schneider, S. Gupta, "Forecasting sales of new and existing products using consumer reviews: A random projections approach", International Journal of Forecasting, 2016, pagg. 243-256.

231 tablet. Aspetto rilevante da sottolineare è dato dal fatto che Amazon.com non pubblica le vendite effettive dei singoli prodotti sul proprio sito Web, ma riporta quelle che vengono definite “classifiche di vendita”. Da queste gli autori hanno evidenziato come i singoli tablet sono classificati principalmente all’interno della categoria “Elettronica, Computer e Accessori”. Per ogni prodotto è possibile individuare differenti prezzi: il prezzo al dettaglio suggerito dal produttore, il prezzo di vendita del prodotto se acquistato da Amazon e il prezzo delle versioni nuove e usate del prodotto, applicato dai commercianti per i quali Amazon funge da marketplace. Nel loro elaborato gli autori si dedicano esclusivamente ai prodotti non utilizzati, considerando il livello di prezzo più basso che settimanalmente viene applicato. Dall’analisi da questi realizzata, si osserva che i prezzi di tablet variano da \$49.99 a \$1925,00 per tutti i prodotti e tutte le settimane. Il numero totale delle recensioni è 33.507, e ognuna di queste, è caratterizzata da una valutazione numerica compresa tra una e cinque stelle, un titolo e un contenuto testuale. Tramite l’impiego di un programma di analisi, a fronte di una preventiva normalizzazione dei dati come la rimozione dei caratteri speciali e la conversione in minuscolo del formato, gli autori hanno evidenziato il numero totale di volte in cui ciascuna parola compare all’interno delle recensioni. I tablet vengono rappresentati come un insieme di attributi, come ad esempio durata della batteria, processore, RAM, memoria, peso, pixel e dimensione dello schermo, i quali risultano essere particolarmente utili per la previsione delle vendite. Gli autori assumono che non

tutte le recensioni influiscono sulle decisioni di acquisto dei consumatori, poiché questi tendono a valutarle in maniera differente. Da ciò, rivolgono l'attenzione sulle recensioni che hanno ricevuto un numero elevato di voti utili, ritenute più propense a influire sul processo di acquisto dei potenziali clienti, dal momento che questi, su Amazon.com, hanno la possibilità di ordinarle in base ai voti utili ricevuti. A conclusione del loro operato, gli autori affermano che, vista l'esplosione del commercio elettronico e la rapida comparsa di differenti motori ricerca nel corso degli ultimi anni, le aziende si trovano nella posizione di poter usufruire di un insieme di dati potenzialmente profittevoli ai fini delle decisioni aziendali. Le recensioni dei consumatori online rappresentano un bagaglio informativo particolarmente utile ai fini previsionali delle vendite, per questo la sfida che le aziende sono chiamate ad affrontare consiste nel beneficiare di questi dati senza essere sopraffate dalla complessità degli stessi. A tal fine, Matthew J. Schneider e S. Gupta affermano che il modello da loro proposto risulta essere particolarmente vantaggioso per le aziende, soprattutto per quelle che non godono di specifiche competenze in termini di estrapolazione di dati dal Web, poiché tale approccio⁷⁸ permette di includere le recensioni in modelli previsionali in maniera automatizzata.

⁷⁸Per approfondimenti consultare Matthew J. Schneider, S. Gupta, "Forecasting sales of new and existing products using consumer reviews: A random projections approach", International Journal of Forecasting, 2016, pagg. 243-256

3.4 PREVISIONI DELLE VENDITE AL DETTAGLIO NEL SETTORE MODA BASATE SULLE RETI NEURALI

A causa dell'accrescimento della concorrenza e della globalizzazione, come affermato precedentemente, le previsioni di vendita svolgono un ruolo cruciale in un sistema di supporto alle decisioni di un'impresa commerciale, poiché permettono di⁷⁹:

- realizzare livelli di inventario minori;
- perseguire una risposta più tempestiva e efficiente alle richieste del cliente;
- conseguire l'obiettivo della consegna just-in-time.

Per l'industria della moda e del tessile, la realizzazione di previsioni di vendita accurate rappresenta un'attività ad elevato grado di complessità, a causa dell'influenza degli ambienti interni e esterni, che tendono ad incidere in maniera rilevante sulle scelte di acquisto del cliente. Nel 2008 gli studiosi Zhan-Li Sun, Tsan-Ming Choi e Kin-Fan Au, Yong Yu, hanno pubblicato all'interno della rivista "International Journal of Forecasting", uno studio volto all'applicazione di una nuova tecnica di previsione di rete neurale chiamata Extreme Learning Machine

⁷⁹Zhan-Li Sun, Tsan-Ming Choi, Kin-Fan Au, Yong Yu, "Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing", International Journal of Forecasting, 2008, pagg. 411-419.

(ELM), con il fine di studiare la relazione tra le vendite e alcuni fattori significativi che influenzano la domanda, utilizzando i dati reali di un rivenditore di moda di Hong Kong. Nell'algoritmo ELM alcuni fattori di design, come le dimensioni e il colore, e fattori di vendita, come il prezzo degli abiti, sono scelti come variabili di input. Considerando la casualità per la selezione dei pesi da attribuire ai vari fattori, come risultato della previsione delle vendite, l'output della rete neurale, viene utilizzata la serie media di output dell'algoritmo ELM⁸⁰. Le fasi specifiche del metodo ELM per la realizzazione di previsioni delle vendite nel settore della moda sono le seguenti:

- Fase 1: Estrazione dei dati di vendita di una tipologia di abbigliamento sulla base del numero di codice:
- Fase 2: Osservazione dell'importo delle vendite in un determinato intervallo di tempo e selezione dei fattori che incidono in maniera significativa sulle vendite, rappresentanti gli input dell'ELM.
- Fase 3: Divisione dei dati di input e di output in dati di training e in dati di test;

⁸⁰Zhan-Li Sun, Tsan-Ming Choi, Kin-Fan Au, Yong Yu, "Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing", *International Journal of Forecasting*, 2008, pagg. 411-419.

- Fase 4: Normalizzazione dei dati di allenamento e dei dati di test e selezione della funzione di attivazione del neurone nascosto⁸¹;
- Fase 5: Sulla base dei pesi di input e di output ottenuti dai passaggi precedenti calcolare la previsione delle vendite e il corrispondente errore di previsione.

Gli autori affermano che l'accuratezza di un approccio di previsione è spesso influenzata dalla natura intrinseca di un prodotto e dal modello di vendita impiegato. La variabilità dell'ammontare delle vendite, misurata dagli autori tramite l'impiego del coefficiente di variazione, tende ad incidere sull'accuratezza delle previsioni dell'ELM. Quando il coefficiente di variazione è elevato, ovvero è elevata la variabilità della domanda del prodotto, gli errori di previsione dell'ELM sono generalmente ridotti, e di conseguenza, l'accuratezza della previsione è elevata. Di conseguenza, la rete neurale tende ad essere distorta con un ridotto coefficiente di variazione, e tale distorsione, diminuisce l'accuratezza delle previsioni. Gli autori concludono quindi affermando che, l'algoritmo Extreme Learning Machine (ELM), può essere impiegato nelle previsioni delle vendite al dettaglio nel settore moda in maniera profittevole, dal momento che produce errori

⁸¹ Zhan-Li Sun, Tsan-Ming Choi, Kin-Fan Au, Yong Yu, "Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing", *International Journal of Forecasting*, 2008, pagg. 411-419.

di previsione minori rispetto ad altri metodi di previsione delle vendite e ottiene un risultato più stabile⁸².

3.5 PREVISIONI DEI RENDIMENTI DELL'INDICE AZIONARIO BASATE SUL MODELLO IBRIDO ARIMA-ANN

Le serie temporali finanziarie, come il prezzo delle azioni⁸³, sono caratterizzate da un'elevata dinamicità e da un elevato grado di complessità, poiché sono influenzate da differenti fattori quali eventi politici, politiche aziendali, condizioni economiche generali⁸⁴, aspettative degli investitori, scelte degli investitori istituzionali, movimenti di altri mercati finanziari e altro ancora⁸⁵. Tutto questo, rende la previsione dei movimenti delle serie temporali finanziarie un'attività alquanto complessa. Nel 2014 gli studiosi M.Kumar e M.Thenmozhi, hanno pubblicato all'interno della rivista "International Journal Banking, Accounting and Finance",

⁸² Per approfondimenti consultare Zhan-Li Sun, Tsan-Ming Choi, Kin-Fan Au, Yong Yu, "Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing", International Journal of Forecasting, 2008, pagg. 411-419.

⁸³ Per approfondimenti consultare Recchioni M. C., Tedeschi G., "Can negative interest rates really affect option pricing? Empirical evidence from an explicitly solvable stochastic volatility model", Quantitative Finance, Pagg. 1257-1275, Volume 17, 2017.

⁸⁴ Per approfondimenti consultare Bucci. A., Palomba G., Rossi. E., "Does macroeconomics help in predicting stock markets volatility comovements? A. nonlinear approach", Working Papers from Università Politecnica delle Marche No 440, 2019.

⁸⁵ M.Kumar, M.Thenmozhi, "Forecasting stock index returns using ARIMA-SVM, ARIMA-ANN, and ARIMA-random forest hybrid models", International Journal Banking, Accounting and Finance, 2014, Vol.5, No. 3.

uno studio volto all'utilizzo del modello ibrido ARIMA-ANN⁸⁶ per la realizzazione di previsioni dei rendimenti dell'indice azionario. Gli autori sostengono che la combinazione di tali due modelli permette, all'interno del mercato azionario, di ottenere una maggiore flessibilità nell'elaborazione dei dati e una migliore accuratezza nelle previsioni. Nel loro studio gli autori utilizzano i valori di chiusura giornalieri dell'indice S&P CNX Nifty, per il periodo che va dal 1° Gennaio 2003 al 31 dicembre 2009. S&P CNX Nifty⁸⁷ è l'indice leader per le grandi aziende quotate nella Borsa Nazionale indiana. Gli autori partono dal presupposto che le economie dei mercati emergenti continueranno a registrare una rapida crescita negli anni successivi. E' quindi fondamentale realizzare un solido modello di previsione in grado di evidenziare l'andamento delle serie temporali finanziarie. La rete neurale utilizzata dagli autori risulta composta da tre nodi di Input layer, due nodi nell'Hidden layer e un nodo di Output layer. I risultati di previsione ottenuti dal modello ANN sono stati poi integrati con i risultati di previsione ottenuti dal modello ARIMA, giungendo alla realizzazione della previsione finale dei rendimenti dell'indice azionario S&P CNX Nifty. Dallo studio realizzato si evidenzia, riguardo l'accuratezza della previsione, che il modello ibrido ARIMA-

⁸⁶ Per approfondimenti consultare G.Peter Zhang "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model", Elsevier, Neurocomputing 50, 2003, pagg.159-175.

⁸⁷ Nifty è un indice diversificato di 50 titoli che rappresenta 23 settori dell'economia. Viene utilizzato per scopi differenti come, portafogli di fondi di Benchmarking, fondi indicizzati e derivati basati su indici.

ANN presenta un errore medio assoluto pari a 0.012158, rispetto all'errore medio assoluto ottenuto dall'impiego del modello ARIMA e del modello ANN, rispettivamente pari 0.013282 e 0.012278. Il modello ARIMA e il modello ANN sono stati utilizzati in combinazione tra di loro con l'obiettivo di evidenziare diverse forme di relazione all'interno dei dati. I risultati ottenuti, conducono gli autori ad affermare, che il modello ibrido ARIMA-ANN è in grado di ottenere una performance più elevata rispetto all'impiego dei rispettivi modelli in maniera individuale⁸⁸. Oltre a superare i modelli indipendenti, il modello ibrido risulta essere particolarmente efficiente in termini di prestazioni di trading e di redditività complessiva.

3.6 PROGETTI REFERENZIATI DA MICROSOFT AZURE

Sulla base di una ricerca effettuata tramite l'utilizzo di differenti parole chiave⁸⁹, si è tentato di andare ad individuare pubblicazioni internazionali e progetti relativi all'applicazione degli strumenti offerti da Microsoft Azure in ambito previsionale.

A fronte di tale ricerca, vista probabilmente la recente introduzione di tali soluzioni,

⁸⁸ Per approfondimenti consultare M.Kumar, M.Thenmozhi, "Forecasting stock index returns using ARIMA-SVM, ARIMA-ANN, and ARIMA-random forest hybrid models", International Journal Banking, Accounting and Finance, 2014, Vol.5, No. 3.

⁸⁹ Le parole chiave utilizzate sono: Applicazione dei sistemi previsionali Microsoft Azure; Previsione in azienda con Microsoft Azure; Esperienze previsionali Microsoft Azure; Applicazione di Microsoft Azure nella previsione aziendale.

non si sono individuati casi specifici riportanti l'applicazione dei sistemi previsionali Microsoft Azure in ambito aziendale. E' stato però possibile, individuare differenti esperienze aziendali relative all'impiego di Microsoft Azure nella realizzazione di progetti di digitalizzazione che verranno di seguito riportati. Snam⁹⁰ e Microsoft, a seguito di un protocollo d'intesa sottoscritto nel 2019, hanno consolidato la propria partnership con il fine di sviluppare un'infrastruttura "Hybrid Cloud" in grado di permettere a Snam di usufruire sia di una maggiore capacità di elaborazione dei dati che dell'IoT⁹¹ in modo da gestire la propria rete in modo sempre più efficiente e flessibile, con benefici sia dal punto di vista dell'affidabilità e della sicurezza che in ottica di transizione energetica⁹². Tale sinergia, grazie all'impiego di Microsoft Azure, permetterà di realizzare un'architettura digitale in grado di fornire da cloud alcuni servizi, come ad esempio gli applicativi commerciali a servizio degli utenti del sistema del gas di Snam, e di fungere da piattaforma per l'integrazione di sistemi di IoT, intelligenza artificiale e machine

⁹⁰Snam è una delle principali società di infrastrutture energetiche al mondo nonché una delle maggiori aziende quotate italiane per capitalizzazione. Tramite le proprie consociate internazionali, opera in Albania, Austria, Cina, Francia, Grecia e Regno Unito. Prima in Europa per rete di trasmissione di gas naturale e capacità di stoccaggio, la società è anche tra i principali operatori nella rigassificazione. Nell'ambito di un piano da 6,5 miliardi di euro al 2023, Snam investe 1,4 miliardi nel progetto SnamTec finalizzato all'innovazione e allo sviluppo dei nuovi business della transizione energetica, dalla mobilità sostenibile al biometano e all'efficienza energetica. Il modello di business dell'azienda si basa sulla crescita sostenibile, la trasparenza, la valorizzazione dei talenti e delle diversità, la tutela e lo sviluppo sociale dei territori tramite Fondazione Snam. Maggiori informazioni su Snam sono disponibili al sito www.snam.it.

⁹¹ Internet of Things

⁹² [News.microsoft.com](https://news.microsoft.com), 6 Agosto, 2020.

learning che renderanno il network infrastrutturale di Snam sempre più intelligente⁹³. La digitalizzazione rappresenta uno dei pilastri del programma SnamTec per l'innovazione e la transizione energetica, su cui Snam investe 1,4 miliardi di euro nell'ambito di un piano complessivo da 6,5 miliardi entro il 2023. Il programma si pone come obiettivo quello di incrementare l'efficienza delle attività tradizionali dell'azienda sia di dare impulso ai nuovi business dell'efficienza energetica.

Altro progetto rilevante che vede l'introduzione di Microsoft Azure in azienda è quello derivante dall'accordo stipulato tra Amplifon – 1,3 miliardi di fatturato, 16.000 dipendenti e una presenza in 29 Paesi con 11.000 punti vendita- e Microsoft. L'obiettivo del progetto è quello di omologare tutti i sistemi digitali interni in uso nelle diverse country dell'azienda e razionalizzare i sistemi a livello cross-funzionale, così da condividere nuovi strumenti e modelli di lavoro rivolti alla collaborazione⁹⁴. In Amplifon, sono stati quindi avviati percorsi di formazione rivolti al personale, con la finalità di garantire a questi la comprensione della potenzialità dei nuovi sistemi, garantendo così la possibilità di trarre benefici sia in termini di produttività individuale che organizzativa. La strategia di Digital Transformation di Amplifon è stata portata avanti con il fine di poter elaborare in modo rapido, sicuro ed efficiente i Big Data a disposizione così da poter ottenere

⁹³ News.microsoft.com, 6 Agosto, 2020.

⁹⁴ Customers.microsoft.com, 29 Luglio 2019.

infografiche intuitive, insight strategici⁹⁵ e godere di sistemi di intelligenza artificiale e Machine Learning.

Ulteriore caso significativo è quello di TXT e-solutions, che nei primi mesi del 2019 ha avviato un piano strategico di digital transformation, che ha permesso all'azienda di avviare un programma di semplificazione e standardizzazione complessiva del landscape tecnologico, avviando un processo di ottimizzazione dei principali processi aziendali. Con il fine di perseguire tali risultati TXT e-solutions ha impiegato la soluzione Microsoft Azure. Il progetto, avviatosi a inizio 2019 e conclusosi a Maggio 2019 ha permesso all'azienda di abbandonare i repository di codice sorgente legacy e di far leva sulla piattaforma di Microsoft Azure per migliorare la collaborazione con i clienti e partner su i vari progetti, così da poter impiegare un ambiente centrale sicuro, integrato, solido e completamente gestito⁹⁶. Microsoft ha stanziato 1,5 miliardi di dollari per il piano quinquennale di investimenti digitale Ambizione Italia #DigitalRestart con lo scopo di creare nuove opportunità per far crescere persone e organizzazioni e supportare lo sviluppo economico in Italia⁹⁷. Tale progetto prevede il rinnovo della partnership con Poste Italiane con il fine di favorire l'adozione del cloud Microsoft Azure, da parte di sviluppatori, startup, grandi aziende e Pubblica Amministrazione. Tale accordo

⁹⁵ www.amplifon.com

⁹⁶ Customers.microsoft.com, 18 Settembre 2019.

⁹⁷ M.Lorusso, "Microsoft apre la regione Data Center a Milano. Da Ambizione Italia #DigitalRestart 1,5 miliardi di dollari per far crescere il Belpaese", www.sergentelorusso.it, 11 Maggio 2020.

prevede anche la realizzazione di un'offerta di nuovi servizi cloud e l'organizzazione di specifici progetti di formazione per l'adozione delle nuove tecnologie. All'interno del progetto Ambizione Italia #DigitalRestart è prevista anche la realizzazione della nuova regione Data Center di Milano su cui promuovere tutta l'offerta applicativa di Azure. Secondo uno studio commissionato da Microsoft alla School of Management del Politecnico di Milano, la Regione Data Center potrebbe garantire all'Italia più di 100mila nuove opportunità di lavoro e circa 9 miliardi di dollari di indotto diretto e indiretto entro la fine del 2024⁹⁸. Ambizione Italia #DigitalRestart prevede la creazione di uno specifico Board che coinvolgerà i Ceo di differenti imprese italiane come Borsa Italiana, Confindustria, Unicredit, Vodafone Italia, Poste Italiane, Politecnico di Milano e Cariplo Factory con il fine dell'attuazione di uno Smartworking che preveda l'adozione dei moderni processi operativi, essenziali per il conseguimento degli obiettivi di business delle aziende⁹⁹.

⁹⁸ M.Lorusso, "Microsoft apre la regione Data Center a Milano. Da Ambizione Italia #DigitalRestart 1,5 miliardi di dollari per far crescere il Belpaese", www.sergentelorusso.it, 11 Maggio 2020.

⁹⁹ M.Lorusso, "Microsoft apre la regione Data Center a Milano. Da Ambizione Italia #DigitalRestart 1,5 miliardi di dollari per far crescere il Belpaese", www.sergentelorusso.it, 11 Maggio 2020.

CAPITOLO 4

APPLICAZIONE DEL SISTEMA DI PREVISIONE AL FATTURATO DI ALCUNE PMI

Le Pmi (Piccole e Medie imprese) costituiscono un elemento saliente dell'economia italiana, riflettendo tradizioni e imprenditorialità diffuse nel territorio nazionale. Nella Raccomandazione n. 2003/361/Ce della Commissione Europea del 6 Maggio 2003, relativa alla definizione delle microimprese, piccole e medie imprese, si effettua la seguente distinzione (si veda Figura IV.1)¹⁰⁰:

- La Micro-impresa è costituita da imprese che hanno meno di 10 occupati e presentano un fatturato annuo oppure un totale di bilancio annuo non superiore a 2 milioni di euro;
- La Piccola impresa è costituita da imprese che hanno meno di 50 occupati e presentano un fatturato annuo oppure un totale di bilancio annuo non superiore a 10 milioni di euro;
- La Media impresa è costituita da imprese che hanno meno di 250 occupati e presentano un fatturato annuo non superiore a 50 milioni di euro o un totale di bilancio annuo non superiore a 43 milioni di euro.

¹⁰⁰ www.gfinance.it, 19 Marzo 2020

Figura IV.1

	Numero di Occupati	Fatturato*	Totale di bilancio*
MICRO IMPRESA	<10	<2	<2
PICCOLA IMPRESA	<50	<10	<10
MEDIA IMPRESA	<250	<50	<43

*espressi in milioni di €

Fonte: www.gfinace.it, 19 Marzo 2020.

Nei 27 Stati dell'Unione Europea le Pmi rappresentano il 99.8% delle imprese dei settori non finanziari, offrono impiego all' 67,1% dei lavoratori e producono il 57,6% del valore aggiunto. Le Pmi in Italia rappresentano il 99.9% delle imprese dei settori non finanziari, offrono impiego all'81% della forza lavoro e realizzano il 71% del valore aggiunto¹⁰¹. Sulla base delle stime realizzate da Prometeia, nel 2017 si censivano circa 5.3 milioni di Pmi che offrivano un impiego a oltre 15 milioni di persone, realizzando un fatturato complessivo di 2.000 miliardi di euro. Per comprendere la rilevanza di questi numeri si consideri che sulla base delle rilevazioni dell'Istat, a novembre 2017 gli occupati in Italia erano 23.183.000. Nella regione Marche il numero di Pmi è pari 158.321, le quali offrono occupazione a

¹⁰¹ O.Domenichelli, "Le determinanti della struttura finanziaria delle imprese. Profili teorici ed empirici." G.Giappichelli Editore-Torino, 2013.

435.680 lavoratori. I settori più significativi in cui operano le Pmi marchigiane sono¹⁰²:

- Servizi con 164.371 imprese e un numero di occupati pari a 58.973;
- Sistema moda con 34.428 imprese e un numero di occupati pari a 4.518;
- Costruzione con 32.702 imprese e un numero di occupati di 13.992 unità;
- Agricoltura con 26.787 imprese e un numero di occupati di 36.783 unità;
- Prodotti in metallo che conta 18.160 imprese e un numero di occupati di 1.932 unità;
- Trasporti con 17.452 imprese e un numero di occupati pari a 3.404 unità;
- Alimentari e bevande con 9.740 imprese e 1.720 occupati;
- Mobili con 11.020 imprese e 1.109 occupati;
- Meccanica con 6.742 imprese e un numero di occupati di 555 unità;
- Elettrotecnica con 2.803 imprese e 309 occupati;
- Prodotti e materiali di costruzioni con 3.484 imprese e un numero di occupati pari a 449 unità;
- Stampa con 2.523 imprese e 449 occupati;
- Elettromedicali e meccanica di precisione con un numero di imprese pari a 1.609 e 604 occupati;

¹⁰² Il Sole 24 Ore, 10 Luglio 2019, "Pmi, quanto conta in Italia il 92% delle aziende attive sul territorio?".

- Energia elettrica e gas che conta 1.196 imprese e 226 occupati.

Risulta fondamentale considerare che, l'impatto economico delle Pmi necessita di essere valutato anche in chiave di filiera. Le Pmi italiane, infatti, fanno sempre più parte di catene del valore complesse e globali che, attraverso soluzioni flessibili e differenziate, acquisiscono vantaggi competitivi via via crescenti. Vista la rilevanza ricoperta dalle Pmi non solo per quel che riguarda l'aspetto economico ma anche per la stessa vita sociale e culturale italiana, diviene fondamentale, secondo il mio punto di vista, comprendere come queste, caratterizzate da ridotte risorse finanziarie da impiegare nello sviluppo, possano usufruire dei nuovi sistemi di Intelligenza Artificiale presenti sul mercato, per incrementare l'efficacia e l'efficienza gestionale¹⁰³. In questo Capitolo verrà applicata la funzione previsionale offerta da Microsoft Power BI a quattro Pmi marchigiane, con il fine di valutare l'utilità di tale modello e la possibilità per tali imprese di godere di una soluzione di previsione avanzata senza dover possedere specifiche competenze tecniche e senza dover impiegare ingenti risorse finanziarie.

4.1 L'UTILIZZO DI MICROSOFT NELLA PREVISIONE

L'obiettivo del seguente paragrafo è quello di andare ad individuare uno strumento di previsione che sia applicabile all'interno di un'azienda nella quale non sussistono

¹⁰³ Per approfondimenti consultare F. Pascucci, V. Temperini, "Trasformazione digitale e sviluppo delle PMI. Approcci strategici e strumenti operativi", G. Giappichelli, Torino, 2017.

specifiche competenze né in materia di Machine Learning né in ambito previsionale.

Visto quanto dichiarato da Microsoft circa le potenzialità di Microsoft Azure, come riportato nel Capitolo 2, ho tentato di impiegare Microsoft Azure senza ottenere però risultati soddisfacenti. Da tale tentativo ho notato che, nonostante quanto dichiarato da Microsoft, risulti particolarmente complesso andare a realizzare un sistema previsionale in tale piattaforma, senza possedere un bagaglio di competenze a supporto, poiché vengono richieste conoscenze e abilità informatiche, che se non possedute rende particolarmente complesso il raggiungimento dell'obiettivo prefissato.

Successivamente, ho allora focalizzato l'attenzione su un altro strumento proposto da Microsoft, Microsoft Power BI, riuscendo con successo ad applicare il sistema previsionale disponibile alle aziende esaminate. Ciò denota come negli ultimi anni vi sia una volontà da parte di Microsoft, di rendere disponibili sistemi complessi, nella loro struttura, a un grande pubblico che non possiede specifiche competenze informatiche-matematiche, offrendo soluzioni intuitive e facilmente applicabili, come appunto Microsoft Power Bi. Si ritiene quindi, che tale consapevolezza coinvolgerà presto anche Microsoft Azure, come avvenuto per Power BI.

Secondo Gartner, società per azioni multinazionale che si occupa di consulenza strategica, ricerca e analisi nel campo della tecnologia dell'informazione, con oltre 15.000 clienti nel mondo, Microsoft Power Bi è la soluzione leader del Magic

Quadrant tra le piattaforme di analisi e Business Intelligence¹⁰⁴ (si veda Figura IV.2).

Figura IV.2



Fonte: J.Richardson, R.Sallam, K.Schlegel, A.Kronz, J.Sun, Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms, Gartner, 2020.

Visto i rilevanti cambiamenti attraversati negli ultimi anni tanto dal mercato, tanto dal comportamento di acquisto dei consumatori, diviene fondamentale per ogni

¹⁰⁴J.Richardson, R.Sallam, K.Schlegel, A.Kronz, J.Sun, Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms, Gartner, 2020.

impresa, con particolare riguardo per le Pmi, essere in grado di entrare in possesso dei dati, elaborarli, e sulla base di questi assumere le decisioni gestionali, con il fine di perseguire il successo nel business di riferimento. Acquisire dati in tempo reale, per scoprire cosa sta succedendo adesso, diviene fondamentale per assumere una visione chiara, completa e unitaria delle rispettive attività, processi, clienti e fatturato. Microsoft Power Bi è in grado di raccogliere tutti i dati relativi all'azienda, sia esterni che interni, e unirli in un ambiente digitale, in cui questi vengono connessi, modellati e visualizzati con facilità. Uno degli aspetti caratteristici di Power Bi, infatti, è quello di essere in grado di trasformare i dati a disposizione in visualizzazioni, creando report personalizzati con indicatori KPI specifici dell'impresa e offrire risposte rapide, basate sull'Intelligenza Artificiale, alle domande relative lo specifico business. Ulteriore aspetto caratteristico di Microsoft Power Bi consiste nella capacità di connettere tutte le origini dati aziendali, garantendo la possibilità di analizzarli e condividerli all'interno dell'intera organizzazione, mantenendo l'accuratezza, la coerenza e la sicurezza dei dati¹⁰⁵. Grazie alla collaborazione tra i vari dati aziendali e alla condivisione di informazioni dettagliate tra le varie applicazioni di Microsoft, Power Bi garantisce la possibilità di prendere rapide ed efficienti decisioni basate sui dati, favorendo l'attuazione di azioni di rilevanza strategica. Usufruento di una libreria in continua

¹⁰⁵ Powerbi.microsoft.com, 2020 Microsoft.

evoluzione, che conta più di 120 connettori gratuiti, Power BI è in grado di connettersi direttamente a differenti origini di dati locali e cloud, tra cui Dynamics 365, Database SQL di Azure, Salesforce, Excel e SharePoint. Power BI è in grado di offrire anche, un'elevata protezione dei dati end-to-end nei report, nei dashboard e nei set di dati, con la protezione permanente che continua a funzionare anche in caso di condivisione dei dati all'esterno dell'organizzazione o di esportazione degli stessi in altri formati¹⁰⁶. Tramite la soluzione gratuita Power BI Desktop o la soluzione Power BI Pro disponibile a un prezzo mensile per utente, si è in grado di usufruire delle funzionalità di business intelligence e analisi in modo economicamente conveniente, garantendo lo sviluppo di una cultura organizzativa orientata ai dati. I vantaggi offerti dalla soluzione Microsoft Power BI possono essere sintetizzati mediante tale rappresentazione grafica (Figura IV.3).

¹⁰⁶ Powerbi.microsoft.com, 2020 Microsoft.

Figura IV.3



Fonte: digitalpowerplatform.com

Grazie ai progressi più recenti riguardo le soluzioni di Intelligenza Artificiale realizzate da Microsoft, integrate all'interno di Power Bi, gli utenti che non possiedono competenze specifiche di data scientist possono preparare i dati, creare i modelli di Machine Learning e impiegare in modo efficiente dati strutturati e non strutturati. Tale ultimo aspetto assume rilevanza particolare se si rivolge lo sguardo alle Pmi, considerando, come si affermava all'inizio del Capitolo, che le Pmi non godono di rilevanti risorse finanziarie da investire nello sviluppo aziendale. Infatti,

considerando l'attuale situazione delle Pmi italiane e della congiuntura economica in generale, diviene difficoltoso ipotizzare che le Pmi possiedano una cultura aziendale e risorse adeguate, da dedicare allo sviluppo di competenze specifiche relative l'area dell'Intelligenza Artificiale. Per questo, soluzioni come Microsoft Power Bi, possono garantire alle Pmi di godere dei benefici precedentemente elencati senza dover investire rilevanti risorse e senza dover possedere specifiche competenze. Power BI, ai fini della realizzazione dell'attività previsionale, fornisce due differenti tipi di soluzioni. L'una comprende la possibilità di impiegare un modello di Machine Learning automatizzato per la creazione e l'applicazione di un modello predittivo, il quale però richiede abilità di scrittura di codici. L'altra, impiegata a fini didattici nel presente lavoro, è la soluzione offerta nel riquadro analisi di Power Bi che consente, se sono presenti dati temporali nell'origine dati, di usare la funzione di previsione. Ciò è possibile selezionando l'oggetto visivo "Grafico a linee" e selezionando la funzione previsione del riquadro analisi. Al suo interno è possibile gestire differenti input per impostare la previsione, come ad esempio la Lunghezza previsione o Intervallo di confidenza. Le serie temporali, come affermato nel Capitolo 2, rappresentano una raccolta di dati a intervalli regolari (ore, giorni, mesi, anni), la cui previsione si basa su una tecnica di apprendimento automatico che, mediante l'analisi dei dati e della sequenza temporale, fornisce ipotesi sulle tendenze future. Power Bi fornisce due differenti versioni di smoothing esponenziale, una per dati stagionali (ETS AAA) e una per

dati non stagionali (ETS AAN)¹⁰⁷. Il programma, effettuando un'analisi dei dati storici, utilizza automaticamente il modello che ritiene più appropriato quando si avvia la previsione all'interno del grafico a linee. Tale funzione permette di visualizzare l'andamento storico e la previsione futura dei dati all'interno dello stesso oggetto visivo, rappresentando un rilevante supporto per l'assunzione di qualsiasi decisione aziendale.

4.2 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA ALFA OPERANTE NEL SETTORE DELLA LOGISTICA

L'azienda Alfa¹⁰⁸ è una Pmi operante nella provincia di Macerata nel settore della logistica, composta da 18 dipendenti e con un fatturato al 2019 pari a €6.002.097. L'azienda Alfa venne fondata negli anni '80 da un gruppo di soci con alle spalle una solida esperienza nel settore delle spedizioni internazionali, situata al centro di una delle aree commerciali del centro Italia con la più alta percentuale di movimentazioni merci verso l'estero. Nel corso degli anni l'azienda Alfa è stata in grado di porre in essere un rilevante processo di rinnovamento che le ha permesso di crescere nel settore camionistico/terreste internazionale e di creare una simbiosi

¹⁰⁷ P. Pathak, "Time series Forecasting using Microsoft Power BI", Analytics Vidhya, 9 Luglio 2020.

¹⁰⁸ Per motivi di privacy nel presente lavoro si manterrà l'anonimato di tale azienda, chiamandola appunto azienda Alfa.

perfetta tra vecchi e nuovi servizi. Oggi serve quasi tutti i Paesi della UE con partenze regolari via camion pluri-settimanali groupage¹⁰⁹ e completi; servizio espresso per Italia e Europa; trasporti regolari via mare per i paesi del Magreb; trasporti via aerea per India e Cina. Negli ultimi anni è stata sviluppata anche l'attività di logistica integrata, garantendo la possibilità di essere in grado di far fronte alle necessità di alcuni clienti di godere di un magazzino strutturato e terziarizzato. Usufruento di tale servizio di outsourcing, il cliente può godere di uno spazio a completa disposizione per lo stoccaggio della propria merce in attesa di essere spedita, avvalendosi di un interlocutore specializzato nella gestione delle differenti situazioni. Ai fini dell'applicazione del modello previsionale di Microsoft Power BI all'azienda Alfa si è reso necessario, innanzitutto, procedere all'acquisizione dall'azienda delle informazioni e dei dati di fatturato relativamente ai servizi offerti dalla stessa per gli anni 2015-2016-2017-2018. Sulla base dei dati relativi a questi anni si è utilizzato il modello previsionale offerto da Microsoft Power BI per realizzare la previsione di fatturato per il 2019, sia di ogni singola ASA (area strategica d'affari) in cui sono stati raggruppati i servizi offerti dall'azienda che di fatturato complessivo. I risultati previsionali elaborati dal modello per il 2019 sono stati poi confrontati con i valori effettivi realizzati nel

¹⁰⁹ Con il termine groupage nel commercio internazionale si fa riferimento a un tipo di spedizione che consiste nel raggruppare piccole partite provenienti da mittenti differenti di un determinato Paese e indirizzarle a destinatari diversi di un altro Paese, così da realizzare, attraverso un'operazione definita consolidamento, un'unica unità di carico.

2019, sempre forniti dall'azienda, al fine di valutare sia l'attendibilità che l'utilità della soluzione fornita da Microsoft in questa specifica azienda.

Sulla base delle informazioni provenienti dal data warehouse aziendale e in collaborazione con l'azienda, effettuando un processo di ripulitura dei dati, si sono individuate le seguenti ASA (si veda Figura IV.4):

- ASA 1, denominata camionistico stradale, all'interno della quale sono state introdotte tre differenti tipologie di servizio (terra estero export groupage, terra estero import groupage e terra Italia standard);
- ASA 2, denominata Broker, all'interno della quale sono state raggruppate quattro differenti tipologie di servizio (terra Italia espresso, terra estero export espresso, terra estero import espresso e terra Italia standard);
- ASA 3, denominata mare-aereo standard, all'interno della quale sono stati individuati le rispettive tipologie di servizi, mare export e mare import;
- ASA 4, denominata magazzini doganali, la cui tipologia di servizio offerta è magazzini logistica.

Figura IV.4

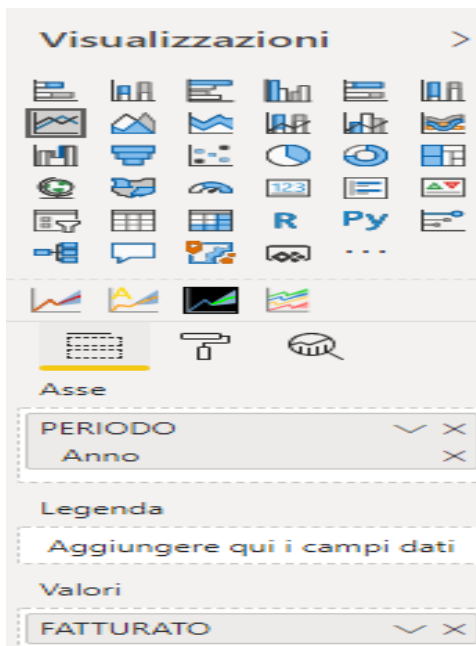
ASA	DESCRIZIONE ASA	TIPOLOGIA SERV	Tipo Servizio
◦ ASA 1	◦ CAMIONISTICO STRADALE	◦ TERRA ESTERO EXPORT GROUPAGE	
		◦ TERRA ESTERO IMPORT GROUPAGE	
		◦ TERRA ITALIA STANDARD	
	CAMIONISTICO STRADALE Totale		
ASA 1 Totale			
◦ ASA 2	◦ MARE - AEREO STANDARD	◦ MARE EXPORT	
		◦ MARE IMPORT	
	MARE - AEREO STANDARD Totale		
ASA 2 Totale			
◦ ASA 3	◦ BROKER	◦ TERRA ITALIA ESPRESSO	
		◦ TERRA ESTERO EXPORT ESPRESSO	
		◦ TERRA ESTERO IMPORT ESPRESSO	
		◦ TERRA ITALIA STANDARD	
	BROKER Totale		
ASA 3 Totale			
◦ ASA 4	◦ MAGAZZINI DOGANALI	◦ MAGAZZINI LOGISTICA	
MAGAZZINI DOGANALI Totale			
ASA 4 Totale			

Fonte: elaborazione dell'autore.

Per ogni ASA individuata sono state poi acquisite le informazioni relative all'ammontare di fatturato registrato per gli anni 2015/2016/2017/2018/2019, dove il 2019, come detto, è stato impiegato sia come target previsionale, che, avendo i dati effettivi, come termine di paragone per confrontare i risultati del modello previsionale di Microsoft Power BI. Dal punto di vista operativo, una volta acquisite tali informazioni, è stato necessario inserire il data warehouse all'interno della funzione "Modello" di Power BI, garantendo la possibilità a Power BI di interagire con i dati aziendali in tempo reale, così da poterli impiegare nella realizzazione di report aziendali. Una volta ultimati i collegamenti tra il data warehouse aziendale e Microsoft Power BI, si è impiegata la "Visualizzazione

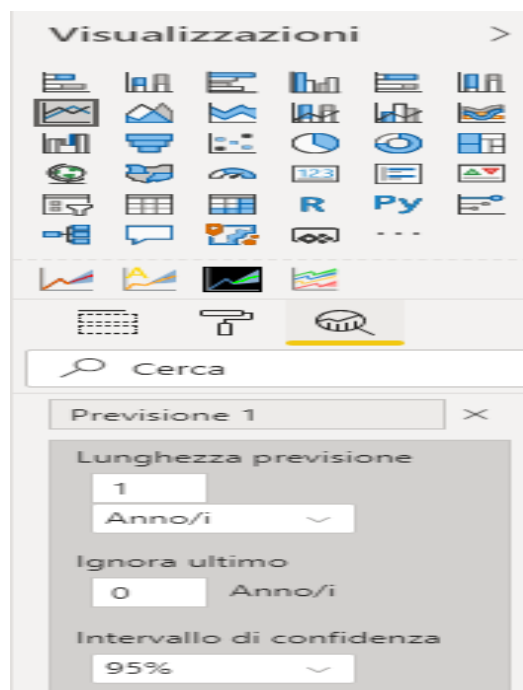
Grafico a linee”, inserendo nell’ “Asse” il periodo espresso in Anni e nei “Valori” il Fatturato (si veda Figura IV.5). Successivamente, mediante la funzione “Analisi” del “Grafico a linee”, si è impiegata la funzione “Previsione”, in cui si è impostata una “lunghezza previsionale” di un anno (si sta chiedendo al modello di impiegare i dati a propria disposizione per realizzare una previsione del fatturato per l’anno successivo), un intervallo di confidenza del 95% e una Stagionalità automatica (il modello sulla base dei dati selezionerà automaticamente la stagionalità) (Figura IV.6).

Figura IV.5



Fonte: elaborazione dell’autore mediante Microsoft Power BI

Figura IV.6



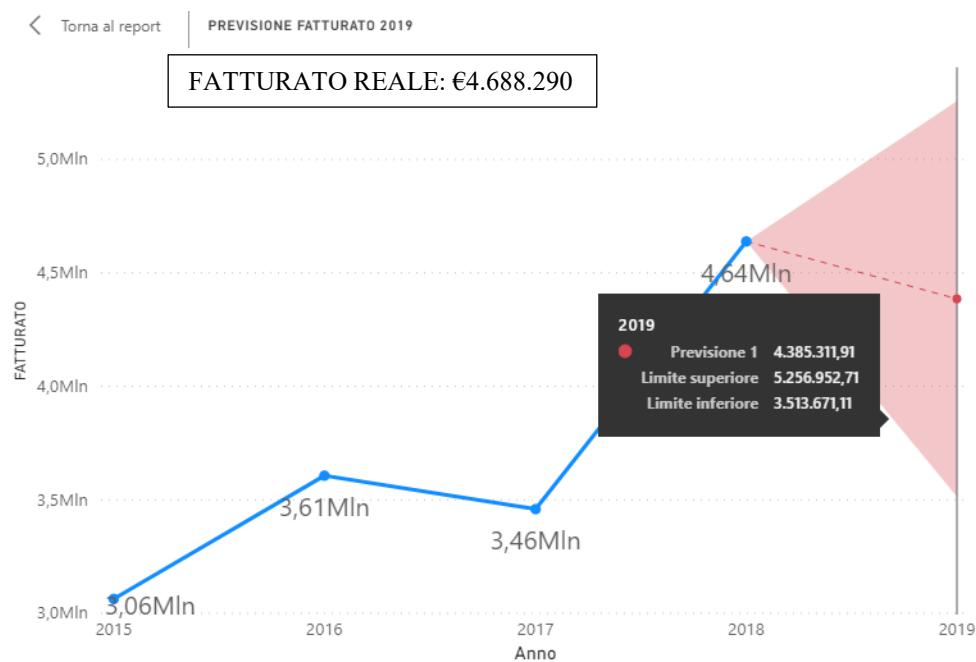
Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power Bi

Ultimate tali impostazioni, si è proceduto alla realizzazione delle previsioni di fatturato per il 2019 sia a livello di ogni singola ASA che a livello complessivo d'azienda, mediante l'impiego dei vari filtri (Anno e ASA) posti a disposizione da Microsoft Power BI.

Per quanto riguarda l'ASA 1, camionistico stradale, il modello fornisce una previsione di fatturato per il 2019, con un intervallo di confidenza al 95%, pari a €4.385.311 (Figura IV.7). Il valore di fatturato reale dell'ASA 1 per il 2019 conseguito dall'azienda Alfa risulta essere pari a €4.688.290. Confrontando il

risultato reale conseguito dall'azienda con quello previsionale fornito dal modello, si può individuare una differenza in difetto da parte di quest'ultimo di €302.979, pari al -6,91%.

Figura IV.7

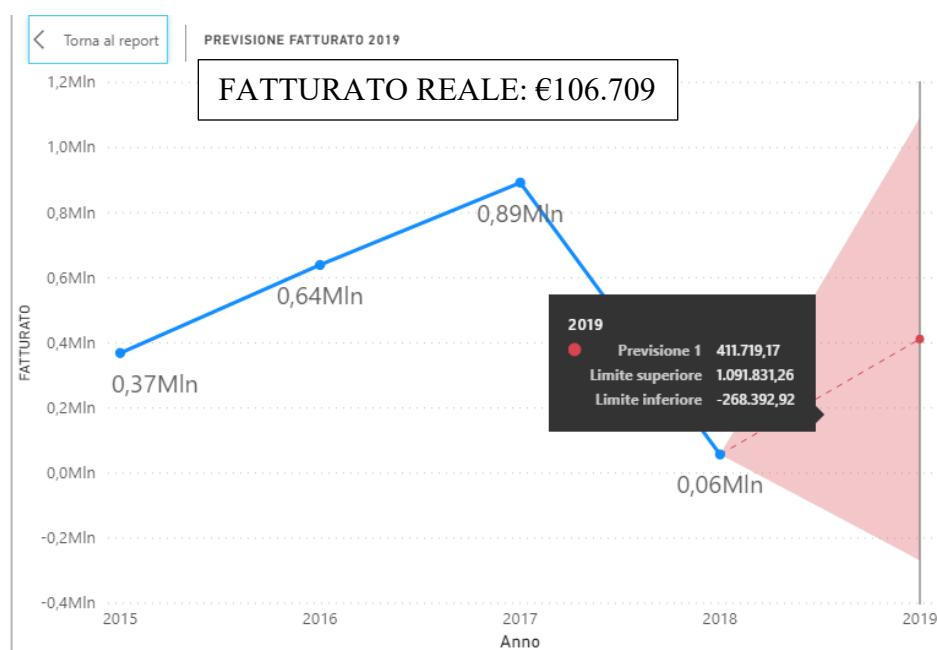


Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Analizzando l'ASA 2, mare-aereo standard, il modello fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €411.719, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.8). Il risultato reale per il 2019 dell'ASA 2 per l'azienda Alfa risulta essere pari a €106.709. Dal confronto tra il risultato reale e quello fornito dal modello di

previsione Power BI per l'ASA 2, mare-aereo standard, emerge una differenza in eccesso da parte del modello pari a €305.010, il 286%.

Figura IV.8

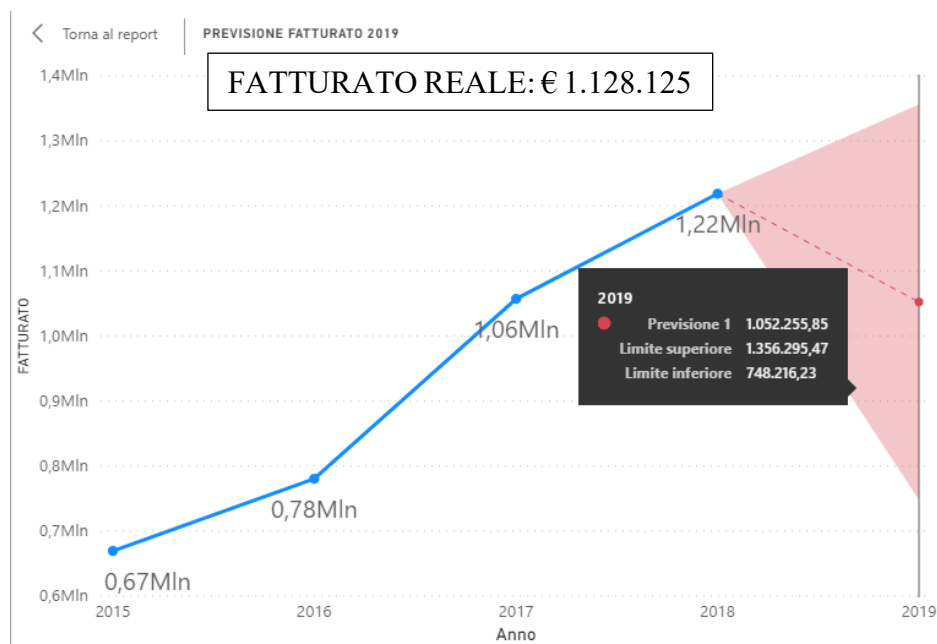


Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Focalizzando l'attenzione sull'ASA 3, broker, il modello previsionale di Power BI fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €1.052.255 con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.9). Il risultato effettivo conseguito dall'ASA 3, broker, per il 2019 dall'azienda Alfa risulta essere pari a € 1.128.125. Dal confronto tra il risultato reale e quello previsionale elaborato dal modello Power Bi per l'ASA

3 nel 2019, emerge una differenza in difetto da parte del modello pari a € 75.870, pari al -6,73%.

Figura IV.9

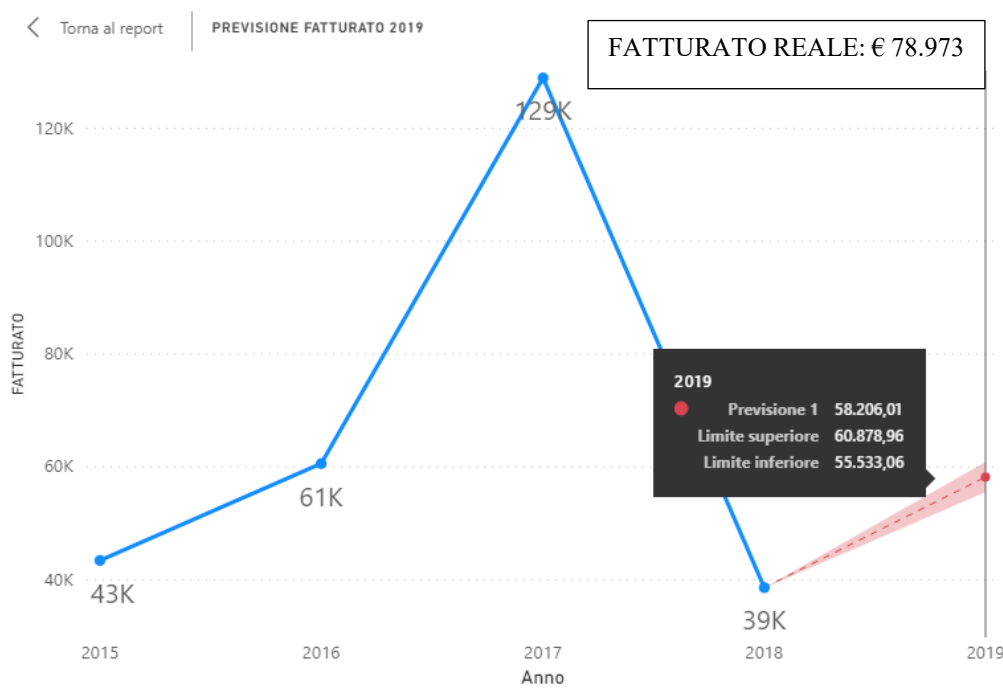


Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Infine, analizzando l'ASA 4, magazzini doganali, il modello previsionale di Power BI fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €58.206, con un intervallo di confidenza del 95% (Figura IV.10). Il fatturato effettivo conseguito dall'ASA 4, magazzini doganali, per il 2019 ammonta a €78.973. Confrontando il risultato reale con quello previsionale fornito da Power BI, emerge una differenza in difetto da

parte del modello predittivo, per l'ASA 4 nel 2019, pari a €20.767, in percentuale -26,3%.

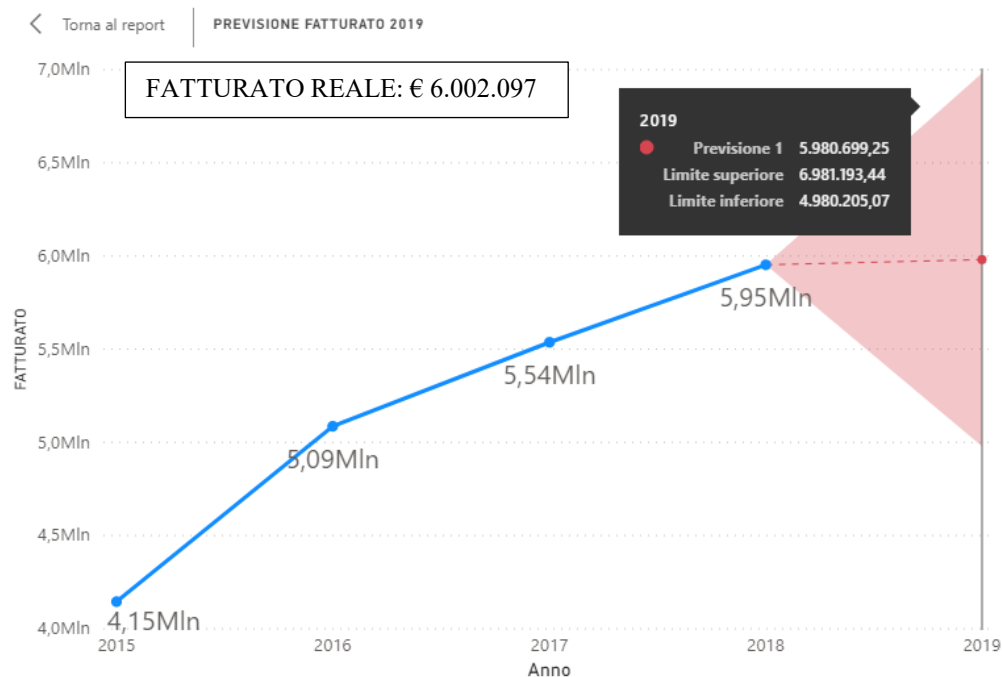
Figura IV.10



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Spostando l'analisi a livello complessivo, il modello previsionale fornisce una previsione per il fatturato 2019 dell'azienda Alfa pari a €5.980.699, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.11). Il risultato effettivo conseguito dall'azienda per il 2019 è pari €6.002.097. Dal confronto tra il risultato reale e quello predittivo fornito da Power BI emerge una differenza in difetto da parte del modello di previsione pari a €21.398, pari a -0,36%.

Figura IV.11



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Analizzando e confrontando i risultati forniti dal sistema previsionale di Power Bi con quelli reali conseguiti dall'azienda Alfa per il 2019, emerge come, ad eccezione dell'ASA 2 dove si riscontra una differenza di €305.010 tra risultato reale e risultato predetto, negli altri casi i risultati presentano una differenza esigua. Sulla base di un confronto con la proprietà aziendale e con i rispettivi consulenti aziendali, si ritiene che tale funzione predittiva fornita da Power BI, possa rappresentare un utile strumento a supporto della direzionale aziendale. Aspetto fondamentale che si vuole sottolineare è che, come visto, tale sistema non risulta essere infallibile, per questo

si crede che si possa godere della sua effettiva utilità solo quando viene impiegato in maniera integrata con gli altri sistemi di direzione aziendale, che molto spesso permettono di aggiustare e interpretare i risultati forniti dal modello previsionale. Nell'ottica del presente lavoro, si ritiene che, sulla base delle condizioni elencate precedentemente per quel che riguarda le Pmi, in termini di ridotte risorse finanziarie e scarse competenze specifiche in ambito previsionale, la soluzione fornita da Power BI rappresenti un utile strumento, facilmente impiegabile, per le Pmi, permettendo a queste di godere dei vantaggi derivanti dal possesso di informazioni previsionali.

4.3 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA BETA OPERANTE NEL SETTORE DELLA MODA

L'azienda Beta¹¹⁰ è una Pmi attiva nella provincia di Macerata nel settore della moda, composta da 7 dipendenti e con un fatturato nel 2019 di €1.300.000. L'azienda Beta è stata fondata nel 2009 da un team di ottici esperti e il marchio si è distinto subito sul mercato grazie a un concept di prodotto competitivo, finalizzato a prendersi cura del cliente finale. Il prodotto realizzato dall'azienda Beta è made in Italy al 100%. Grazie a un ampio canale di distribuzione in tutta Italia e alla

¹¹⁰ Per motivi di privacy nel presente lavoro si manterrà l'anonimato di tale azienda, chiamandola appunto azienda Beta.

selezione di negozi di moda in tutti il mondo, l'azienda Beta è stata capace, negli anni, di costruire una rete di clientela affezionata al proprio prodotto. L'obiettivo dell'azienda è quello di creare un prodotto di qualità in grado di migliorare la personalità dei propri clienti. L'idea di fondo che guida l'attività dell'azienda Beta è quella di evitare l'ovvio ed essere fuori dall'ordinario, essere in grado di far vivere un'esperienza estetica al proprio cliente, in grado di rispecchiare la propria personalità. Grazie a una meticolosa ricerca del design, delle forme, dei materiali e alla cura di ogni singolo dettaglio, l'azienda Beta è in grado di realizzare un prodotto di elevata qualità, mantenendo le origini nel passato ma con lo sguardo rivolto al futuro.

Ai fini dell'applicazione del modello previsionale di Microsoft Power BI all'azienda Beta si è proceduto, innanzitutto, all'acquisizione dall'azienda delle informazioni e dei dati di fatturato per gli anni 2016-2017-2018. Sulla base dei dati relativi a questi anni si è utilizzato il modello previsionale offerto da Microsoft Power BI per realizzare la previsione di fatturato per il 2019, sia per le due principali linee di prodotto, ("Aspirazionale" e "Classico") che per il fatturato complessivo. I risultati previsionali elaborati dal modello per il 2019 sono stati poi confrontati con i valori effettivi realizzati nel 2019, sempre forniti dall'azienda, al fine di valutare sia l'attendibilità che l'utilità della soluzione fornita da Microsoft in questa specifica azienda. Dal punto di vista operativo, una volta acquisite e elaborate tali informazioni, è stato necessario inserire il data warehouse aziendale all'interno

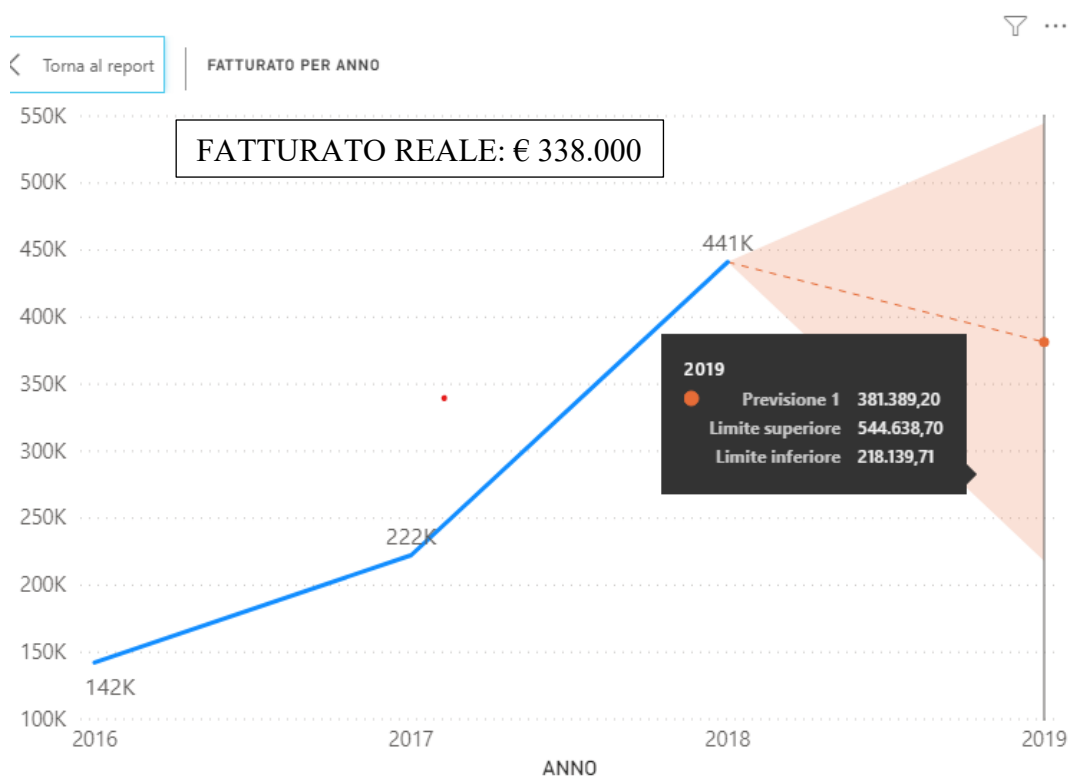
della funzione “Modello” di Power BI, garantendo la possibilità a Power BI di interagire con i dati aziendali in tempo reale, così da poterli impiegare nella realizzazione di report aziendali. Una volta ultimati i collegamenti tra il data warehouse aziendale e Microsoft Power BI, si è impiegata la “Visualizzazione Grafico a linee”, inserendo nell’ “Asse” il periodo espresso in Anni e nei “Valori” il Fatturato. Successivamente, mediante la funzione “Analisi” del “Grafico a linee”, si è impiegata la funzione “Previsione”, in cui si è impostata una “lunghezza previsionale” di un anno (si sta chiedendo al modello di impiegare i dati a propria disposizione per realizzare una previsione del fatturato per l’anno successivo), un intervallo di confidenza del 95% e una Stagionalità automatica (il modello sulla base dei dati selezionerà automaticamente la stagionalità)¹¹¹. Ultimate tali impostazioni, si è proceduto alla realizzazione delle previsioni di fatturato per il 2019 sia a livello delle due principali linee di prodotto (“Aspirazionale” che incide per il 26% sul fatturato complessivo che “Classico” che incide per il 28%) che a livello complessivo d’azienda.

Per quanto riguarda la linea di prodotto “Aspirazionale”, il modello fornisce una previsione di fatturato per il 2019, con un intervallo di confidenza al 95%, pari a €381.389 (Figura IV.12). Il valore di fatturato reale per la linea prodotto “Aspirazionale” per il 2019 conseguito dall’azienda Beta risulta essere pari a

¹¹¹ Si rimanda al Paragrafo 4.2 per visualizzare tali passaggi graficamente.

€338.000. Confrontando il risultato reale conseguito dall'azienda con quello previsionale fornito dal modello, si può individuare una differenza in eccesso da parte di quest'ultimo di €43.389, il 12,84%.

Figura IV.12

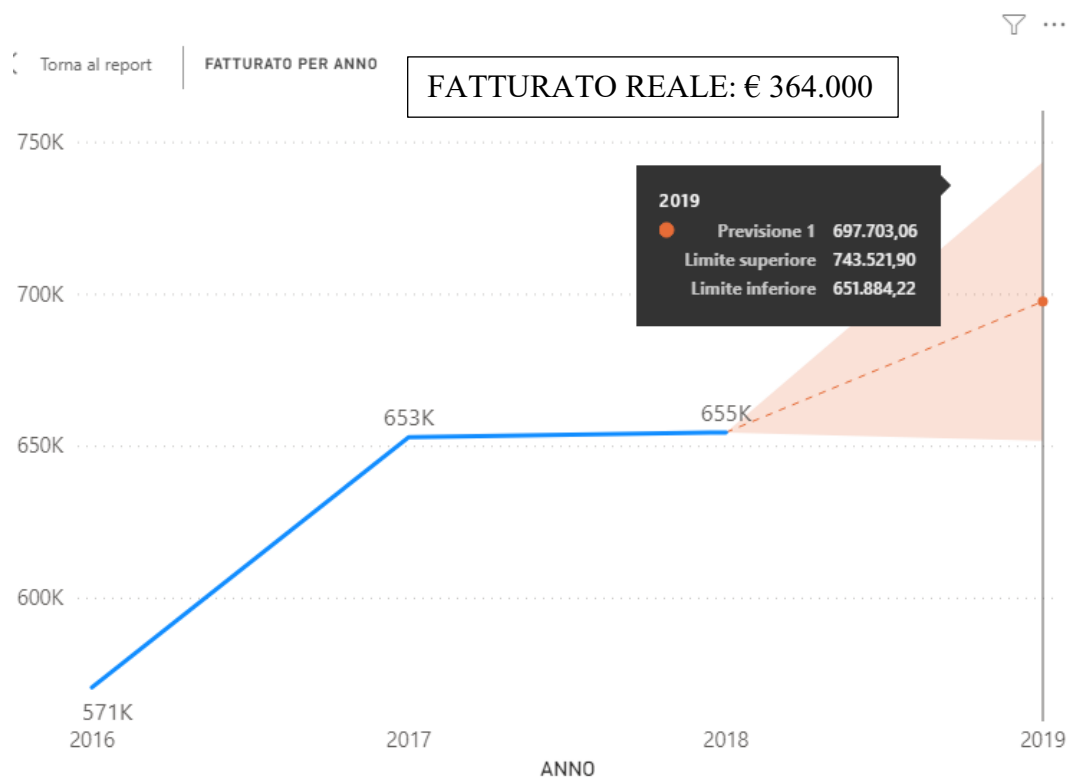


Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Analizzando la linea di prodotto "Classico", il modello fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €697.703, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.13). Il risultato reale per il 2019 della linea di prodotto "Classico" per l'azienda Beta risulta essere pari a €364.000. Dal confronto tra il risultato reale e quello

fornito dal modello di previsione Power BI emerge una differenza in eccesso da parte del modello pari a € 333.703, il 91,68%.

Figura IV.13

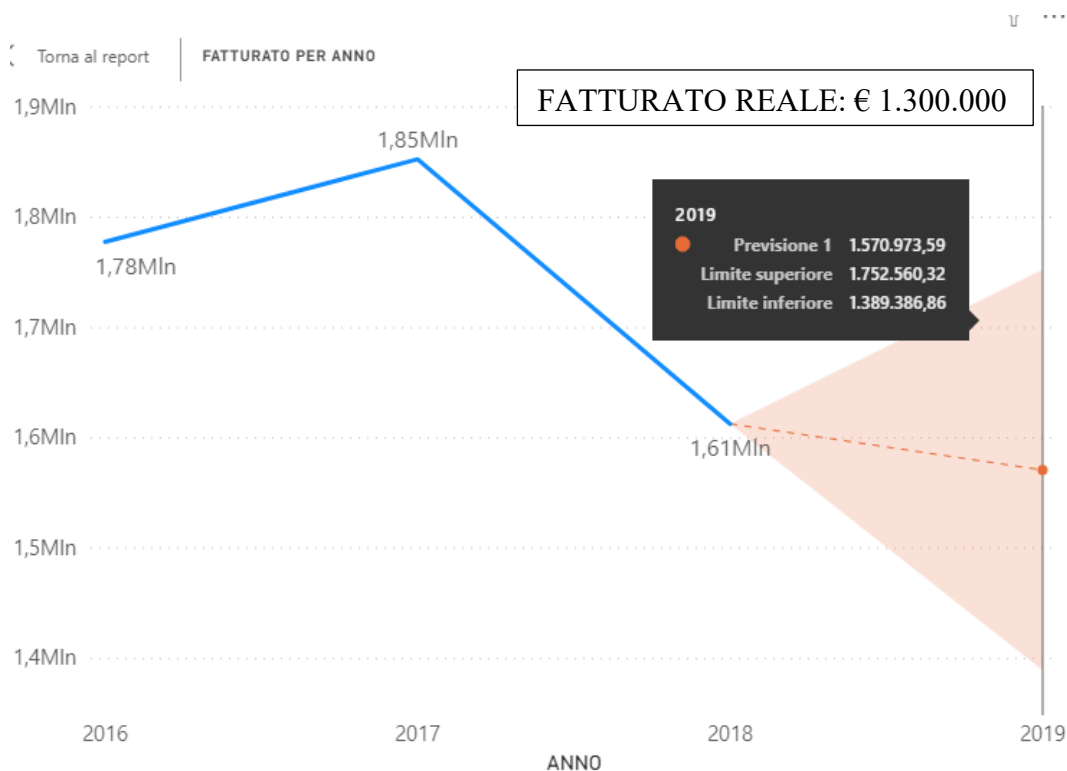


Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Realizzando l'analisi a livello complessivo, il modello previsionale fornisce una previsione per il fatturato 2019 dell'azienda Beta pari a €1.570.973, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.14). Il risultato effettivo conseguito dall'azienda per il 2019 è pari €1.300.000. Dal confronto tra il risultato reale e

quello predittivo fornito da Power BI emerge una differenza in eccesso da parte del modello di previsione pari a €270.973, in percentuale 20,84%.

Figura IV.14



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Analizzando e confrontando i risultati forniti dal sistema previsionale di Power Bi con quelli reali conseguiti dall'azienda Beta per il 2019, emerge come, a differenza dell'azienda Alfa, i risultati forniti dal modello per l'azienda Beta risultino presentare un differenziale di risultati predittivi più consistente rispetto alla realtà. Ciò è da attribuire a una ridotta mole di dati temporali a disposizione, poiché

vengono considerati tre anni (2016-2017-2018) anziché quattro come avviene per l'azienda Alfa. Infatti, maggiori risultano essere i dati temporali inseriti nel modello, maggiore risulterà essere l'accuratezza dello stesso, potendo elaborare un maggiore quantitativo di informazioni. Sulla base di un confronto con la proprietà aziendale e con i rispettivi consulenti aziendali, si ritiene che tale funzione predittiva fornita da Power BI, nonostante i differenziali dei risultati, possa rappresentare un utile strumento a supporto della direzione aziendale, visto che le differenze rispetto ai risultati reali sono considerate poco rilevanti. Ciò è da attribuire al fatto che dal modello non ci si attende un risultato puntuale, bensì una linea guida veritiera, che possa essere impiegata in maniera integrata con gli altri sistemi di direzione aziendale, nell'assunzione delle varie decisioni aziendali.

4.4 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA GAMMA OPERANTE NEL COMMERCIO ALL'INGROSSO NEL SETTORE ALIMENTARE

L'azienda Gamma¹¹² è una Pmi attiva nella provincia di Macerata nel commercio all'ingrosso nel settore alimentare, con 13 dipendenti e con un fatturato nel 2019 di €3.796.657. Per poter offrire cibi sani l'azienda Gamma coordina tutta la filiera e

¹¹² Per motivi di privacy nel presente lavoro si manterrà l'anonimato di tale azienda, chiamandola appunto azienda Gamma.

le realtà coinvolte nella realizzazione dei prodotti, alla ricerca della massima qualità. Controllando ogni fase della produzione e della trasformazione è possibile ottenere la piena tracciabilità dei prodotti e certificare la loro origine, così da poter essere in grado di fornire informazioni accurate all'acquirente relativamente all'intera filiera. Così facendo l'azienda Gamma può incrementare la consapevolezza dei propri clienti sui temi relativi alla nutrizione e della sostenibilità ambientale. A tal riguardo, rilevante risulta essere l'impiego dell'Etichetta Trasparente che, presente in ogni prodotto costituisce di fatto la propria carta d'identità, riportando tutte le informazioni relative all'ambiente, ai metodi di coltivazione e a tutte le fasi di trasformazione del prodotto stesso. I prodotti realizzati dall'azienda Gamma vengono controllati scrupolosamente in ogni fase della filiera, dalla semina alla produzione delle materie prime, fino alla preparazione degli alimenti e al loro confezionamento. I prodotti sono realizzati con ricette semplici impiegando esclusivamente ingredienti naturali e lavorazioni artigianali. L'obiettivo dell'azienda Gamma è quello di impiegare materie prime fresche e di qualità, con il fine di far riscoprire ai propri clienti il gusto dei cibi sani e genuini. I prodotti dell'azienda Gamma sono presenti nei negozi specializzati, nei circuiti retail e ho.re.ca, in alcuni minimarket ed è possibile riceverli a domicilio. L'azienda Gamma è anche iscritta al MePa (Mercato elettronico della pubblica amministrazione).

Ai fini dell'applicazione del modello previsionale di Microsoft Power BI

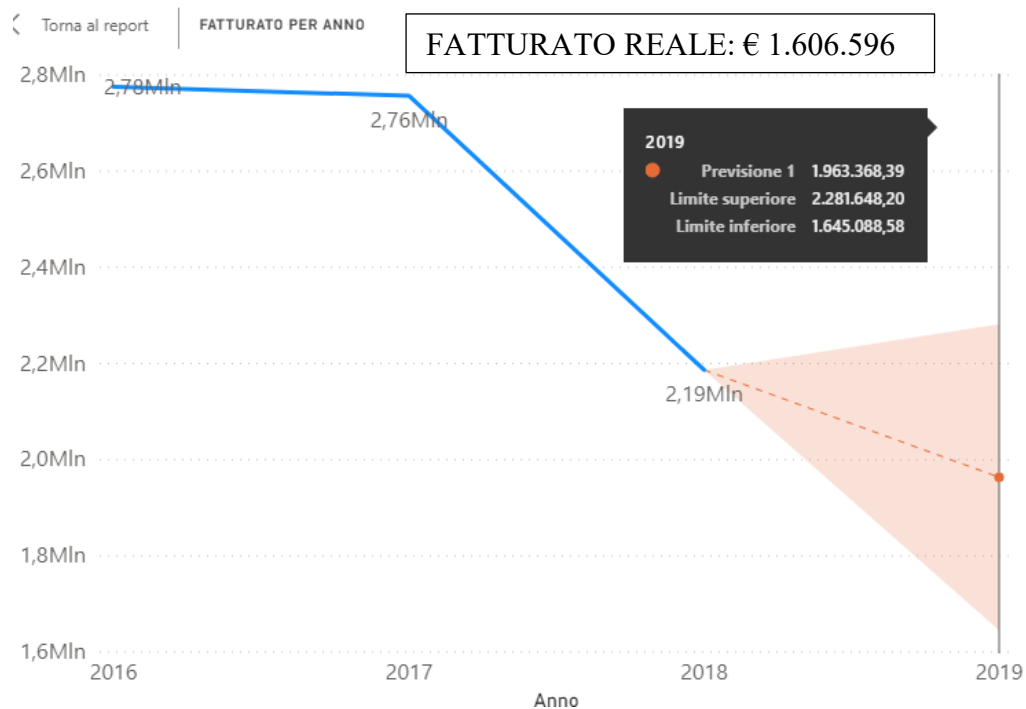
all'azienda Gamma si è proceduto, innanzitutto, all'acquisizione dall'azienda delle informazioni e dei dati di fatturato per gli anni 2016-2017-2018. Sulla base dei dati relativi a questi anni si è utilizzato il modello previsionale offerto da Microsoft Power BI per realizzare la previsione di fatturato per il 2019, sia per le quattro principali tipologie di clienti, Negozio, Gastronomia, Ristorante, Laboratorio-Trasformatore, che per il fatturato complessivo. I risultati previsionali elaborati dal modello per il 2019 sono stati poi confrontati con i valori effettivi realizzati nel 2019, sempre forniti dall'azienda, al fine di valutare sia l'attendibilità che l'utilità della soluzione fornita da Microsoft in questa specifica azienda. Dal punto di vista operativo, una volta acquisite e elaborate tali informazioni, è stato necessario inserire il data warehouse aziendale all'interno della funzione "Modello" di Power BI, garantendo la possibilità a Power BI di interagire con i dati aziendali in tempo reale, così da poterli impiegare nella realizzazione di report aziendali. Una volta ultimati i collegamenti tra il data warehouse aziendale e Microsoft Power BI, si è impiegata la "Visualizzazione Grafico a linee", inserendo nell' "Asse" il periodo espresso in Anni e nei "Valori" il Fatturato. Successivamente, mediante la funzione "Analisi" del "Grafico a linee", si è impiegata la funzione "Previsione", in cui si è impostata una "lunghezza previsionale" di un anno (si sta chiedendo al modello di impiegare i dati a propria disposizione per realizzare una previsione del fatturato per l'anno successivo), un intervallo di confidenza del 95% e una Stagionalità automatica (il modello sulla base dei dati selezionerà automaticamente la

stagionalità)¹¹³. Ultime tali impostazioni, si è proceduto alla realizzazione delle previsioni di fatturato per il 2019 sia a livello delle quattro principali tipologie di clienti (Negozio, Gastronomia, Ristorante, Laboratorio-Trasformatore) che a livello complessivo d'azienda.

Per quanto riguarda la tipologia di cliente Negozio, il modello fornisce una previsione di fatturato per il 2019, con un intervallo di confidenza al 95%, pari a €1.963.368 (Figura IV.15). Il valore di fatturato reale per il Negozio per il 2019 conseguito dall'azienda Gamma risulta essere pari a €1.606.596. Confrontando il risultato reale conseguito dall'azienda con quello previsionale fornito dal modello, si può individuare una differenza in eccesso da parte di quest'ultimo di €356.772, il 22.21%.

¹¹³ Si rimanda al Paragrafo 4.2 per visualizzare tali passaggi graficamente.

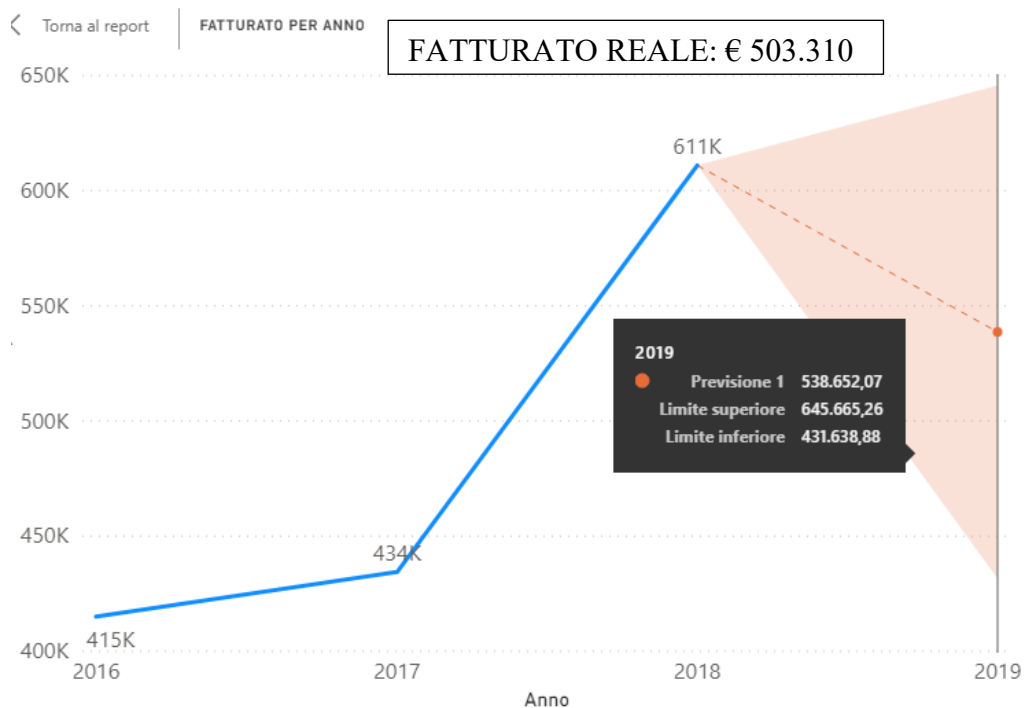
Figura IV.15



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Analizzando il cliente Gastronomia, il modello fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €538.652, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.16). Il risultato reale per il 2019 del cliente Gastronomia per l'azienda Gamma risulta essere pari a €503.310. Dal confronto tra il risultato reale e quello fornito dal modello di previsione Power BI emerge una differenza in eccesso da parte del modello pari a € 35.342, il 7,02%.

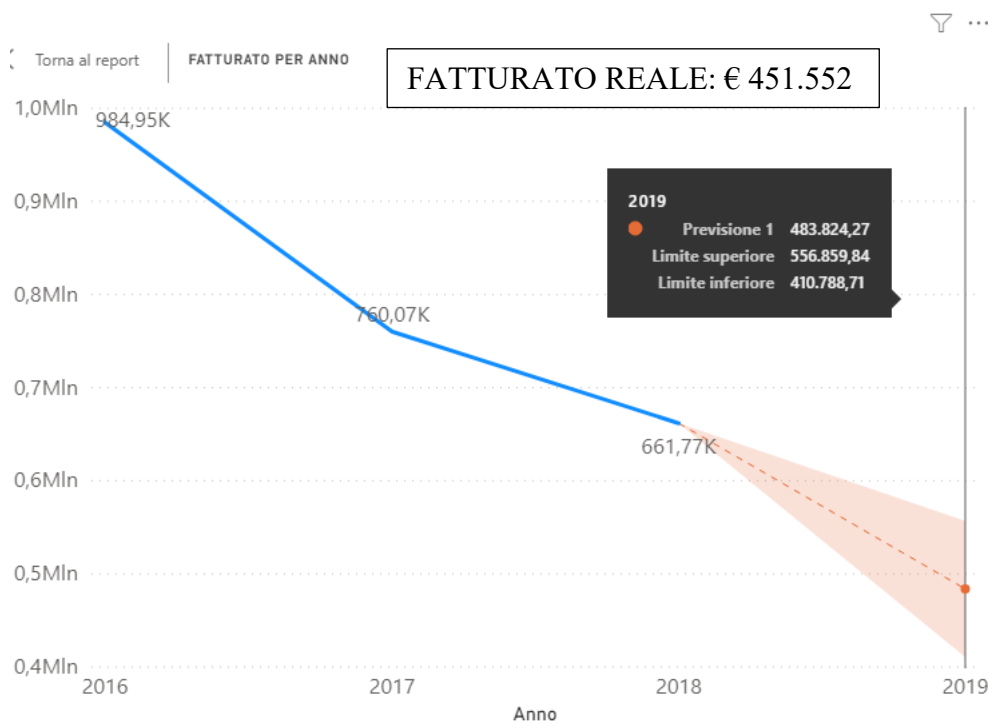
Figura IV.16



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Focalizzando l'attenzione sulla tipologia di cliente Ristorante, il modello previsionale di Power BI fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €483.824 con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.17). Il risultato effettivo conseguito dal cliente Ristorante per il 2019 dell'azienda Gamma risulta essere pari a € 451.552. Dal confronto tra il risultato reale e quello previsionale elaborato dal modello Power Bi per il cliente Ristorante nel 2019, emerge una differenza in eccesso da parte del modello pari a € 32.272, il 7,15%.

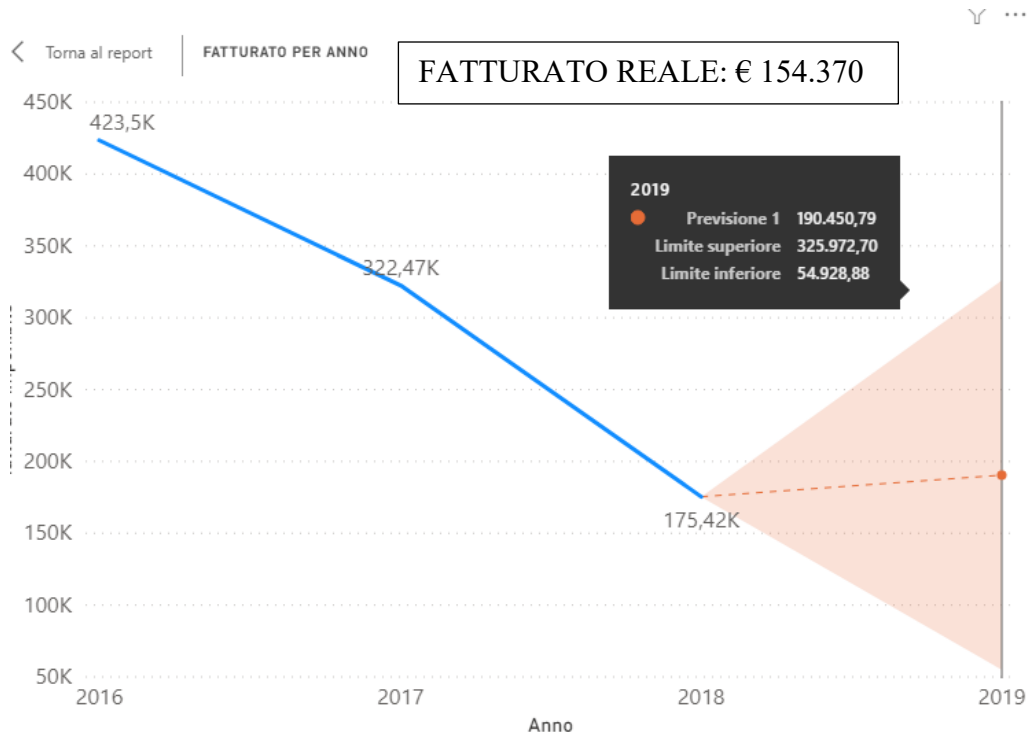
Figura IV.17



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Infine, analizzando la tipologia di cliente Laboratorio-Trasformatore, il modello previsionale di Power BI fornisce una previsione di fatturato per il 2019 pari a €190.450, con un intervallo di confidenza del 95% (Figura IV.18). Il fatturato effettivo conseguito dal cliente Laboratorio-Trasformatore per il 2019 ammonta a €154.370. Confrontando il risultato reale con quello previsionale fornito da Power BI, emerge una differenza in eccesso da parte del modello predittivo, per il cliente Laboratorio-Trasformatore nel 2019, pari a €36.080, il 23,37%.

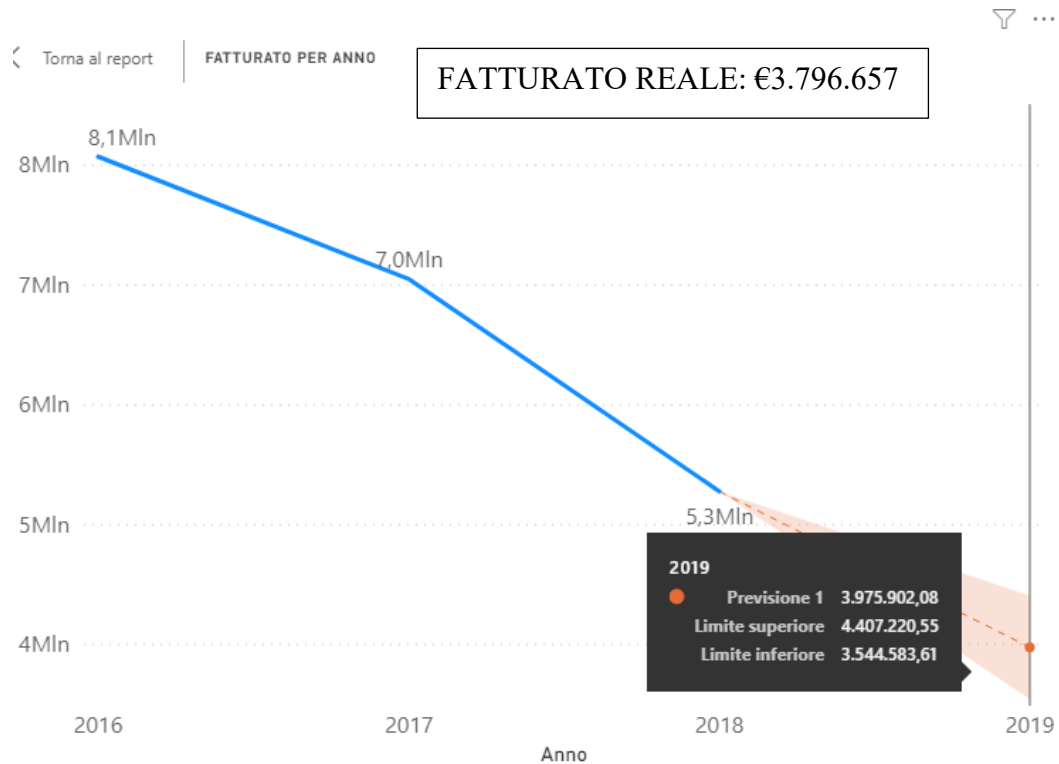
Figura IV.18



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Realizzando l'analisi a livello complessivo, il modello previsionale fornisce una previsione per il fatturato 2019 dell'azienda Gamma pari a €3.975.902, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.19). Il risultato effettivo conseguito dall'azienda per il 2019 è pari €3.796.657. Dal confronto tra il risultato reale e quello predittivo fornito da Power BI emerge una differenza in eccesso da parte del modello di previsione pari a €179.245, il 4,72%.

Figura IV.19



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI.

Analizzando e confrontando i risultati forniti dal sistema previsionale di Power Bi con quelli reali conseguiti dall'azienda Gamma per il 2019, emerge come i risultati di tale modello non presentano sostanziali differenze con i dati a consuntivo. Sulla base di un confronto con la proprietà aziendale e con i rispettivi consulenti aziendali, si ritiene che tale funzione predittiva fornita da Power BI, possa rappresentare un utile strumento a supporto della dirigenza aziendale, in un'ottica

di impiego, in maniera integrata, con gli altri sistemi di direzione aziendale che, permettono di allineare e interpretare i risultati forniti dal modello previsionale.

4.4 APPLICAZIONE DELLA PREVISIONE ALL'AZIENDA DELTA OPERANTE NEL SETTORE ALIMENTARE

L'azienda Delta¹¹⁴ è una Pmi attiva nella provincia di Macerata nel settore alimentare, con 20 dipendenti e un fatturato nel 2019 di €3.000.000. La proposta dell'azienda Delta è quella di offrire un prodotto che nasca dal grano migliore, adatto a quel terreno e a quel clima. L'azienda gestisce in modo ecocompatibile tutte le sue attività, utilizzando le migliori tecniche agronomiche e applicando norme di autoregolamentazione. Una volta raccolti, i chicchi di grano vengono macinati fino a diventare semola della granulometria adatta al metodo di pastificazione impiegato dall'azienda. Il materiale scelto per il packaging è frutto della continua ricerca con esperti del settore, con il fine di garantire la migliore conservazione possibile del prodotto combinata con la massima riciclabilità dell'imballo. I segmenti di clientela a cui l'azienda Delta si rivolge sono:

- HO.RE.CA (ristorazione);
- Distributori;

¹¹⁴Per motivi di privacy nel presente lavoro si manterrà l'anonimato di tale azienda, chiamandola appunto azienda Delta.

- Privati.

Le vendite sono affidate ad agenti commerciali plurimandatari e ad un punto di vendita diretto. L'azienda Delta sta registrando una crescita lenta ma costante, ciò deriva dalla specifica volontà dell'azienda di far sì che ogni incremento sia da essa assimilato, senza creare problematiche di natura strutturale, finanziaria o organizzativa. Il mercato predominante dell'azienda Delta è quello italiano, mentre quello straniero costituisce il 22% del totale. I mercati esteri più importanti sono Asia 16% e gli USA 25%. In Europa si sta sviluppando una rete commerciale ad hoc maggiormente rivolta a Spagna, Germania, Francia ed Inghilterra. L'azienda, nello svolgimento di tutte le sue attività, si pone come obiettivo di essere sempre all'avanguardia e questo è riscontrabile:

- nelle scelte che sono state fatte per la realizzazione di un impianto su misura, dove ogni variabile, come temperatura, umidità, pressione, viene gestita digitalmente con un elevato livello di precisione;
- nell'utilizzo del DDS (Sistema di Supporto alle Decisioni), che consiste in un servizio digitale che fornisce dati su ogni operazione colturale, mediando le informazioni climatiche, agronomiche e varietali;
- nell'utilizzo di sistemi innovativi nel processo produttivo, realizzati in base alle specifiche richieste dell'azienda.

L'azienda Delta è in grado di sfruttare vantaggi derivanti da operazioni di integrazione verticale della filiera, perché è sia agricoltore che distributore. Infatti,

oltre ad occuparsi della distribuzione, l'azienda si occupa di trovare i campi, di proprietà o in affitto, da coltivare con personale interno formato.

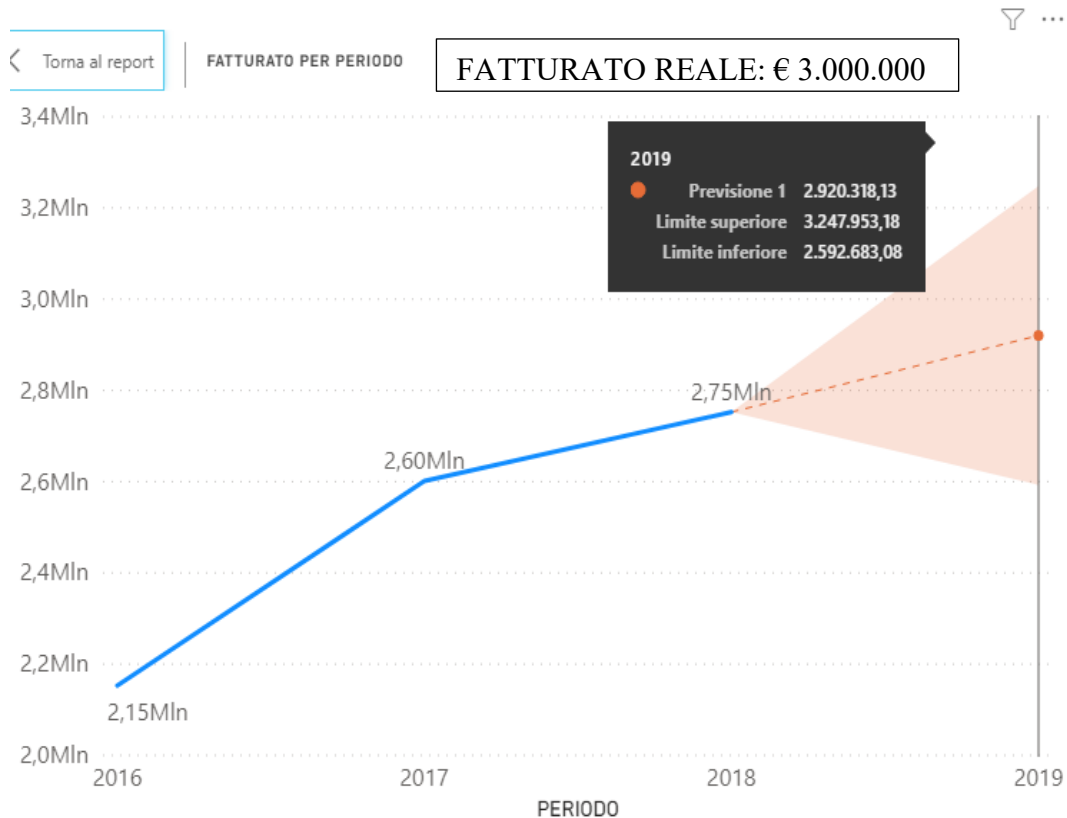
Ai fini dell'applicazione del modello previsionale di Microsoft Power BI all'azienda Delta si è proceduto, innanzitutto, all'acquisizione, dall'azienda, delle informazioni e dei dati di fatturato per gli anni 2016-2017-2018. Sulla base dei dati relativi a questi anni si è utilizzato il modello previsionale offerto da Microsoft Power BI per realizzare la previsione di fatturato per il 2019. Il risultato previsionale elaborato dal modello per il 2019 è stato poi confrontato con il valore effettivo realizzato nel 2019, sempre fornito dall'azienda, al fine di valutare sia l'attendibilità che l'utilità della soluzione fornita da Microsoft in questa specifica azienda. Dal punto di vista operativo, una volta acquisite e elaborate tali informazioni, è stato necessario inserire il data warehouse aziendale all'interno della funzione "Modello" di Power BI, garantendo la possibilità a Power BI di interagire con i dati aziendali in tempo reale, così da poterli impiegare nella realizzazione di report aziendali. Una volta ultimati i collegamenti tra il data warehouse aziendale e Microsoft Power BI, si è impiegata la "Visualizzazione Grafico a linee", inserendo nell' "Asse" il periodo espresso in Anni e nei "Valori" il Fatturato. Successivamente, mediante la funzione "Analisi" del "Grafico a linee", si è impiegata la funzione "Previsione", in cui si è impostata una "lunghezza previsionale" di un anno (si sta chiedendo al modello di impiegare i dati a propria disposizione per realizzare una previsione del fatturato per l'anno successivo), un intervallo di confidenza del 95% e una

Stagionalità automatica (il modello sulla base dei dati selezionerà automaticamente la stagionalità)¹¹⁵. Ultime tali impostazioni, si è proceduto alla realizzazione della previsione di fatturato per il 2019.

Realizzando l'analisi, il modello previsionale fornisce una previsione per il fatturato 2019 dell'azienda Delta pari a €2.920.318, con un intervallo di confidenza al 95% (Figura IV.20). Il risultato effettivo conseguito dall'azienda per il 2019 è pari €3.000.000. Dal confronto tra il risultato reale e quello predittivo fornito da Power BI emerge una differenza in difetto da parte del modello di previsione pari a €79.682, in percentuale -2,66%.

¹¹⁵ Si rimanda al Paragrafo 4.2 per visualizzare tali passaggi graficamente.

Figura IV.20



Fonte: elaborazione dell'autore mediante Microsoft Power BI

Analizzando e confrontando il risultato fornito dal sistema previsionale di Power Bi con quello reale conseguito dall'azienda Delta per il 2019, emerge come il risultato di tale modello non presenti rilevanti differenze con i dati a consuntivo. Sulla base di un confronto con la proprietà aziendale e con i rispettivi consulenti aziendali, si ritiene che tale funzione predittiva fornita da Power BI, possa rappresentare un utile strumento a supporto della dirigenza aziendale, in un'ottica

di impiego, in maniera integrata, con gli altri sistemi di direzione aziendale che permettono di allineare e interpretare i risultati forniti dal modello previsionale.

4.5 SINTESI DELLA PREVISIONE APPLICATA ALLE QUATTRO AZIENDE DEL CAMPIONE

Sulla base delle analisi svolte sulle quattro aziende costituenti il campione d'indagine, si può evidenziare che il modello predittivo fornito da Microsoft Power BI rappresenta un utile strumento a supporto dell'attività aziendale, e ciò, viene confermato anche dalle aziende oggetto dell'indagine e dai loro consulenti. Lo scostamento maggiore si ottiene nell'azienda Beta, dove a fronte di un fatturato reale per il 2019 pari a € 1.300.000, il modello prevede un fatturato di € 1.570.973, sovrastimando per € 270.973. Lo scostamento minore, invece, si ottiene nell'azienda Alfa dove a fronte di un fatturato reale per il 2019 di € 6.002.097, il modello prevede un fatturato di € 5.980.699, sottostimando per € 21.398. Il Bias, dato dalla sommatoria dello scostamento tra i dati osservati e le simulazioni del modello, diviso il numero delle osservazioni, risulta essere pari a €-87.284,5. Il Bias è 0 per modelli perfetti, è positivo per modelli che sottostimano e negativo per modelli che sovrastimano¹¹⁶, quindi si può affermare che il modello di Microsoft Power BI applicato tende a sovrastimare. Il RMSE (Root Mean Square Error) del

¹¹⁶ A. Onofri, "Valutazione dei modelli matematici", 2013.

modello previsionale di Microsoft Power BI applicato alle aziende Alfa, Beta, Gamma e Delta risulta essere pari a €167.602,38. Il RMSE deriva dalla radice quadrata del MSE (Mean Square Error), la quale essendo una somma di quadrati, la sua unità di misura non è la stessa dei dati e per questo solitamente si preferisce utilizzare RMSE.

Il Mean Absolute Percentage Error (MAPE)¹¹⁷ del modello applicato alle aziende Alfa, Beta, Gamma, Delta risulta essere pari a 7,15% (Figura IV.21).

Figura IV.21

AZIENDA	FATTURATO REALE (A)	VALORE PREDETTO (F)	ERRORE % (A-F /A)*100
ALFA	6.002.097	5.980.699	0,36
BETA	1.300.000	1.570.973	20,84
GAMMA	3.796.657	3.975.902	4,72
DELTA	3.000.000	2.920.318	2,66
n=4		TOT	28,58
MAPE		TOT/n	7,15

Fonte: Elaborazione dell'autore

¹¹⁷ Il MAPE risulta essere uno degli indicatori di accuratezza della previsione più utilizzati nonostante presenti differenti svantaggi nell'applicazione pratica:

- Non può essere impiegato se ci sono valori zero;
- Per previsioni troppo basse l'errore percentuale non può superare il 100% mentre per previsioni elevate non sussiste un limite superiore all'errore percentuale;

Per approfondimenti consultare Mark A. Moon, John T. Mentzer, Carlo D. Smith, "Conducting a sales forecasting audit", International Journal of Forecasting, 2003, pagg. 5-25.

CONCLUSIONI

Grazie allo sviluppo, negli ultimi anni, di numerose soluzioni tecnologiche, sempre più imprese si trovano oggi, nella condizione di poterle impiegare in maniera efficace ed efficiente, con ingenti ritorni sia in termini economici che organizzativi. Più che di una possibilità, sarebbe giusto parlare di condizione attuale a garantire la sopravvivenza dell'impresa, poiché nell'attuale contesto competitivo, sempre più dinamico e complesso, un'impresa non aperta alle nuove soluzioni tecnologiche, e che non abbia posto in essere un adeguato processo di digitalizzazione, è destinata alla perdita di competitività e al fallimento. Le nuove soluzioni proposte dai vendor in materia di Intelligenza Artificiale e Machine Learning consentono oggi alle imprese, anche Pmi, di poter godere di efficaci sistemi previsionali, in grado di interagire con i gestionali aziendali e fornire un rilevante supporto all'attività decisionale-strategica. Un'efficace attività previsionale consente di avere una visione globale delle attività aziendali, fornendo la possibilità di prevedere il fabbisogno di risorse umane, di materie prime e di risorse finanziarie, e consentendo, l'assunzione di efficaci decisioni aziendali. Ai fini di godere di tali vantaggi, come riportato nel Capitolo 1, risulta indispensabile un rilevante impegno da parte dei

vertici aziendali, i quali devono fungere da promotori e da trascinatori dell'intera organizzazione verso i nuovi fattori critici di successo.

Come evidenziato nel Capitolo 2, le tecniche che possono essere impiegate nella previsione sono differenti, spaziando da metodi basati sulle serie temporali, a metodi causali e metodi qualitativi. Di fondamentale importanza, quindi, risulta essere il momento della scelta del metodo da impiegare da parte dell'azienda, la quale deve avvenire sia sulla base del contesto ambientale in cui questi vengono impiegati che sulla base della valutazione della performance ottenuta dal modello stesso.

Nel corso degli ultimi anni la tematica dell'applicazione della previsione in ambito aziendale ha attirato in misura via via crescente l'attenzione del mondo accademico, tanto che, come evidenziato nel Capitolo 3, si è assistito a una crescita di pubblicazioni relative a questo tema. Questi lavori, rappresentano un punto di riferimento rilevante per le aziende, poiché, sulla base degli studi realizzati, possono maggiormente comprendere come poter impiegare i sistemi previsionali all'interno della propria realtà e possono al tempo stesso, avere una visione globale delle proposte avanzate dai vendor in ambito applicativo.

Nel corso degli ultimi anni, si è assistito ad una presa di coscienza da parte dei maggiori vendor relativamente alla necessità di offrire alle aziende sistemi facilmente impiegabili, pronti all'uso, senza la necessità di dover possedere specifiche competenze tecniche-scientifiche. Tale tematica assume una rilevanza

fondamentale circa il successo dell'applicazione di tali sistemi, perché là dove le soluzioni offerte risultino essere eccessivamente complesse e articolate, probabilmente non verranno impiegate all'interno dell'azienda, soprattutto per quel che riguarda le Pmi.

A tal proposito, come evidenziato nel Capitolo 4, viste le limitate risorse finanziarie e le scarse competenze in ambito previsionale che caratterizzano tali realtà, risulta rilevante comprendere come possano ugualmente usufruire dei vantaggi derivanti dall'impiego di sistemi previsionali, impiegando soluzioni facilmente implementabili nel loro specifico business. La soluzione fornita da Microsoft Power Bi, a seguito dei risultati dell'applicazione sulle quattro Pmi marchigiane, sembra rispondere in maniera adeguata a tali esigenze, mettendo a disposizione algoritmi pronti all'uso, da poter facilmente impiegare in chiave previsionale. Applicando la soluzione Power Bi, e confrontandosi successivamente con i referenti delle stesse realtà aziendali e con i loro consulenti, emerge come tali imprese di ridotte dimensioni possano usufruire di previsioni efficienti nelle fasi decisionali, con elevati livelli di accuratezza, pur non possedendo elevate competenze matematico-statistiche e senza dover investire ingenti risorse finanziarie. Tali previsioni pur non risultando infallibili, possono costituire un utile supporto all'attività aziendale, soprattutto se impiegate in maniera integrata con gli altri sistemi di direzione aziendale, i quali, permettono molto spesso di interpretare e contestualizzare i risultati forniti dal modello previsionale.

Vista la criticità, in molti contesti aziendali, della realizzazione di un'attività di programmazione delle vendite efficace ed efficiente, dal momento che questa risulta essere influenzata da un'elevata varietà e variabilità delle variabili interne ed esterne,¹¹⁸ una stimolante sfida per il futuro sarà comprendere se, vista l'elevata accuratezza e tempestività dei moderni sistemi previsionali, non risulti più agevole basare il processo di programmazione delle vendite sull'impiego della previsione, soprattutto per quel che riguarda le Pmi.

¹¹⁸ S.Marasca, L. Marchi, A. Riccaboni, "Controllo di Gestione. Metodologie e strumenti. Amministrazione, Finanza e Controllo", Knowita S.R.L, Arezzo 2013.

BIBLIOGRAFIA

A. Adebiyi, O. Adewumi e C. Ayo, “Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction”, Hindawi, 2014.

Bellagamba, “Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la forecast accuracy?”, *Electronic Journal of Management*, 2018.

Box, George E.P. et al, “Time Series Analysis: Forecasting and Control”, 2015.

Bucci. A., Palomba G., Rossi. E., “Does macroeconomics help in predicting stock markets volatility comovements? A. nonlinear approach”, Working Papers from Università Politecnica delle Marche No 440, 2019.

Castle, Clements e Hendry, “Forecasting: An Essential Introduction”, Yale University Press New Haven and London, 2019.

Chiucchi M. S., Gatti M., Marasca S., “The relationship between management accounting systems and ERP systems in a medium-sized firm: a bidirectional perspective”, *Management Control* 3, FrancoAngeli, 2012.

Chiucchi M. S. e M. Gatti M. “L’evoluzione degli studi di management control: un percorso nel segno della varietà”, *Management Control* 1, FrancoAngeli, 2015.

C. Christodoulos, C. Michalakellis, D. Varoutas, “Forecasting with limited data: Combining ARIMA and diffusion models”, 2010, vol. 77, pagg. 558-565.

Domenichelli O., “Le determinanti della struttura finanziaria delle imprese. Profili teorici ed empirici.” G.Giappichelli Editore-Torino, 2013.

E.Battiston, F.De Cindio, G. Mauri, “Modular algebraic nets to specify concurrent systems”, *IEEE Transactions on Software Engineering*, Vol.22, October 1996.

Gregori G. L. e Perna A., “BtoB marketing. Il business marketing tra teoria e managerialità”, Egea, 2019.

Guerriero G, “La selezione di variabili nella regressione lineare. Il modello Berds”, *iris univr*, 2006.

G.Zhang, B. Eddy Patuwo, Michael Y. Hu, "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art", *International Journal of Forecasting*, 1998, 35-62.

G.Peter Zhang "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model", *Elsevier, Neurocomputing* 50, 2003, pagg.159-175.

Hyndman e Athanasopoulos, "Forecasting Principles and Practice, 2018.

Il Sole 24 Ore, 10 Luglio 2019, "Pmi, quanto conta in Italia il 92% delle aziende attive sul territorio?".

Jan G. De Gooijer, Rob J. Hyndman, "25 years of time series forecasting", *International Journal of Forecasting*, 2006, 443-473.

Janakiram MSV, "Gartner's 2020 Magic Quadrant for Data Science and Machine Learning Platforms has many surprise", *Forbes*, Febbraio 2020.

John C. Chamber, Satinder K. Mulick e Donald D. Smith, "How to choose the right forecasting technique", *Harvard Business Review*, 1971, pagg 47-76.

J. G. Wacker, Rhonda R. Lummus, "Sales forecasting for strategic resource planning", *International Journal of Operations & Production Management*, 2002.

J.Richardson, R.Sallam, K.Schlegel, A.Kronz, J.Sun, *Magic Quadrant for Analytics and Business Intelligence Platforms*, Gartner, 2020.

J. Scott Armstrong, "Research needs in forecasting", *International Journal of Forecasting*, Vol. 4, pagg. 449-465, 1988.

J.S. Armstrong, "Standards and practices for forecasting", 2001.

Makridakis S. e Steven C. Wheelwright, "Forecasting: Issues and Challenges for Marketing Management", *Journal of Marketing*, 1977, vol. 55, pagg. 25.

Makridakis S., "Forecasting: its role and value for planning and strategy", *International Journal of Forecasting*, pagg 513-537, 1996.

Marasca S., Marchi L., Riccaboni A., "Controllo di Gestione. Metodologie e strumenti. Amministrazione, Finanza e Controllo", *Knowita S.R.L, Arezzo* 2013.

Marchi L., Marasca S. “Le risorse immateriali nell’economia delle aziende. I Profili di management”, Il Mulino, 2010.

Marchi L., Marasca S., Chiucchi M. S., “Controllo di Gestione”, G. Giappichelli, Torino 2018.

Mark A. Moon, John T. Mentzer, Carlo D. Smith, Michael S. Garver, “Seven keys to better Forecasting”, Business Horizons, 1998.

Mark A. Moon, John T. Mentzer, Carlo D. Smith, “Conducting a sales forecasting audit”, International Journal of Forecasting, 2003, pagg. 5-25.

Matthew J. Schneider, S. Gupta, “Forecasting sales of new and existing products using consumer reviews: A random projections approach”, International Journal of Forecasting, 2016, pagg. 243-256.

McKinsey Global Institute, Big Data: the next frontier for innovation, competition and productivity, 2011.

Mentzer, Bienstock e Kahn, “Benchmarking Sales Forecasting Management”, Business Horizons, pagg. 48-56, November-December 1998.

Mentzer e Moon, “Sales Forecasting Management”, SAGE Publications, 2005.

M.Kumar, M.Thenmozhi, “Forecasting stock index returns using ARIMA-SVM, ARIMA-ANN, and ARIMA-random forest hybrid models”, International Journal Banking, Accounting and Finance, 2014, Vol.5, No. 3.

M. Peixero, “The complete guide to time series analysis and forecasting”, Towards data Science, 2019.

Nada R. Sanders, Larry P. Ritzman, “Bringing judgement into combination forecasts”, Journal of Operations Management, 1995, vol. 13, 311-321.

Nada R. Sanders e Karl B.Manrodt, “The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice”, The International Journal of Management Science, 2003, 511-522.

Nada R. Sanders, Larry P. Ritzman, “Integrating judgmental and quantitative forecasts: Methodologies for pooling marketing and operations information”, International Journal of Operations & Production Management, 2004, 514-529.

- Onofri A., “Valutazione dei modelli matematici”, 2013.
- Pascucci F., Temperini V., “Trasformazione digitale e sviluppo delle PMI. Approcci strategici e strumenti operativi”, G. Giappichelli, Torino, 2017.
- P.Danese, M. Kalchschmidt, “The role of forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance”, *International Journal of Production Economics*, Vol. 131, pagg. 204-214, 2011.
- P. Doganis, A. Alexandridis, P. Patrinos, H. Sarimveis, “Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing”, *Journal of Food Engineering*, 2005.
- P. Goodwin, “Correct or combine? Mechanically integrating judgmental forecasts with statistical methods”, *International Journal of Forecasting*, 2000, vol.16, pagg. 261-275.
- P. Pathak, “Time series Forecasting using Microsoft Power BI”, *Analytics Vidhya*, 9 Luglio 2020.
- Recchioni M. C., Tedeschi G., “Can negative interest rates really affect option pricing? Empirical evidence from an explicitly solvable stochastic volatility model”, *Quantitative Finance*, Pagg. 1257-1275, Volume 17, 2017.
- Rezzani A., “Business Intelligence. Processi, metodi, utilizzo in azienda”, Apogeo, 2017.
- Santibi F., “Ma cosa se ne fanno davvero le aziende italiane di Microsoft Azure?”, *Industria Italiana*, 7 Settembre 2017.
- S. Hollensen, M. O. Opresnik, “Marketing. A Relationship Perspective”, Vahlen, 2015.
- S.Narkhede, “Understanding Confusion Matrix”, *Towards Data Science*, 2018.
- Ted McCormick, William Petty: And the Ambitions of Political Arithmetic, Oxford University Press, 2009 e V. Zarnovitz “An important subject in need of much new research”, *Journal of Business Cycle Measurement and Analysis*.

Tine V. Calster, B. Baesens, W. Lemahieu, “ProfARIMA: a profit-driven order identification algorithm for ARIMA models in sales forecasting”, *Applied Soft Computing Journal*, 2017.

T. E. Vollman, W.L. Berry, D.C. Whybark, F. R. Jacobs, “Manufacturing Planning and Control Systems”, 2004.

Zhan-Li Sun, Tsan-Ming Choi, Kin-Fan Au, Yong Yu, “Sales forecasting using extreme learning machine with applications in fashion retailing”, *International Journal of Forecasting*, 2008, pagg. 411-419.

SITOGRAFIA

Forecasting: Roles, Steps and Techniques| Management Function a cura di Priyali Sharma, www.yourarticlelibrary.com.

M.Lorusso, “Microsoft apre la regione Data Center a Milano. Da Ambizione Italia #DigitalRestart 1,5 miliardi di dollari per far crescere il Belpaese”, www.sergentelorusso.it, 11 Maggio 2020.

www.gfinance.it, 19 Marzo 2020

Powerbi.microsoft.com, 2020 Microsoft.

www.gartner.it

www.capterra.com

scholar.google.com

www.researchgate.net

scopus.com

www.sciencedirect.com

www.cloudtalk.it

customers.microsoft.com, 18 Settembre 2019

azure.microsoft.com

www.forbes.com

www.amplifon.com

news.microsoft.com

www.microsoft.it

www.dataskills.it

journals.elsevier.com

www.ai4business.it

www.mckinsey.it

www.pwc.com

www.ilsole24ore.com