

Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la “forecast accuracy”?

Aldo Bellagamba*

Sommario: 1. Introduzione - 2. Previsione delle vendite e pianificazione delle attività produttive - 3. Principali metodi di previsione delle vendite - 4. Contesti applicativi dei diversi metodi e vantaggi degli approcci “combinati” - 5. La scelta delle metriche di misurazione della “forecast accuracy” - 6. Ambiti di utilizzo dei dati sulla “forecast accuracy” - 7. Riflessioni conclusive - Riferimenti bibliografici.

Abstract

This paper aims to investigate the difficulties and, at the same time, the importance of measuring sales forecast accuracy as a prerequisite for the improvement of both sales forecasting activities and production planning processes. To achieve this objective, three essential and closely related issues are analyzed: the role of sales forecasts in production planning, the variety of forecasting techniques and the main aspects of sales forecast accuracy measurements. This work is essentially theoretical and consists of an accurate review of the main studies on sales forecasting, published in management literature in the last decade. The analysis highlights how the measurement and sharing of data on forecast accuracy can improve the firm’s decision-makers’ attitude to using the forecasts and to formulating choices on resource allocation, consistent with the forecast uncertainty. Despite the absence of an empirical research, this study enriches the current theoretical background on firm’s sales forecasting management, by linking different research areas on sales forecasting.

Key words: sales forecasting methods, production planning, metrics of forecast accuracy

* **Aldo Bellagamba** è Ricercatore confermato di Economia e gestione delle imprese presso il Dipartimento di Management dell’Università Politecnica delle Marche; email: a.bellagamba@staff.univpm.it.

Arrivato il 29 gennaio 2018; approvato il 10 luglio 2018.

DOI: 10.15167/1824-3576/IPEJM2018.2.1111

1. Introduzione

La previsione della domanda è sempre stato un tema molto importante per manager d'impresa e imprenditori. Qualsiasi processo decisionale presuppone infatti la formulazione di ipotesi e congetture su quali saranno le reazioni dei clienti attuali e di quelli nuovi alle scelte strategiche ed operative dell'impresa. Le previsioni di vendita sono, ad esempio, essenziali per formulare il budget delle vendite, per programmare la produzione, per stimare la capacità produttiva necessaria, per pianificare le promozioni e in altre rilevanti scelte gestionali (Mentzer e Moon, 2005; Danese e Kalchschmidt, 2011). Esse sono inoltre il fulcro dei “*business plan*” relativi a nuove iniziative imprenditoriali.

Non meraviglia pertanto se, già a partire dagli anni Settanta, l'attenzione degli studiosi si è concentrata sull'analisi dei metodi di previsione delle vendite, con lo scopo di individuare nuove tecniche, in grado di fornire previsioni più accurate in un ambiente sempre più incerto ed imprevedibile (Chambers et al., 1971; Wheelwright e Clarke, 1976; Makridakis e Wheelwright, 1977; Armstrong, 1985).

Negli ultimi decenni la letteratura si è pertanto concentrata sull'analisi delle tecniche di previsione della domanda e sulle metriche, che possono essere utilizzate per misurare la “bontà” delle previsioni, senza le quali non è possibile valutare, quale tra i vari metodi disponibili risulti più adeguato (Armstrong et al., 1987; Valdani e Busacca, 1987; Mark et al., 1998; Mentzer e Moon, 2005; Hyndman e Koehler, 2006; Chase, 2013; Gilliland et al., 2015).

Più limitati sono stati invece gli studi che hanno cercato di comprendere in quale misura e come le previsioni di vendita vengono utilizzate nei processi di pianificazione delle risorse aziendali (Wacker e Lummus, 2002; Vollmann et al., 2005). In realtà, la comprensione dei meccanismi, che favoriscono o ostacolano l'utilizzo di questa rilevante “*conoscenza di marketing*” nei processi decisionali viene oggi considerato un passo importante per capire come le previsioni di vendita possono contribuire al vantaggio competitivo dell'impresa (Smith e Metzger, 2010, 163). Ciò presuppone tuttavia uno spostamento del focus dell'analisi dalle tecniche di previsione al processo organizzativo e manageriale di formulazione e di utilizzo delle previsioni di vendita nei processi decisionali dell'impresa (Mentzer et al., 1999; Moon et al., 2003; Davis e Mentzer, 2007). Il presente contributo si colloca in questa prospettiva di ricerca con l'obiettivo di esaminare, mediante un'analisi della letteratura, le difficoltà e, nello stesso tempo, l'importanza della misurazione dell'accuratezza delle previsioni di vendita come presupposto per migliorare, sia le attività di previsione delle vendite, sia i processi di pianificazione delle attività produttive. Per conseguire questo obiettivo vengono analizzate tre tematiche fondamentali e strettamente collegate, costituite dal ruolo delle previsioni di vendita nella pianificazione della produzione, dalla varietà delle tecniche di previsione e dagli aspetti di misurazione delle performance, cioè della “*forecast accuracy*”.

Il contributo in esame, che costituisce un'analisi concettuale della letteratura, persegue una duplice finalità: chiarire aspetti non adeguatamente affrontati in letteratura e fornire idee e suggerimenti per la pratica (Denyer e Tranfield, 2006). Esso utilizza cioè i risultati di ricerca della letteratura esistente per formulare una

riflessione concettuale, utile ad inquadrare le decisioni relative alle attività di previsione delle vendite nell'impresa industriale.

2. Previsione delle vendite e pianificazione delle attività produttive

L'attività di previsione delle vendite deve essere distinta dall'attività di pianificazione. La “previsione” consiste infatti nella proiezione della domanda attesa futura di un prodotto su un dato mercato (in base a date condizioni del contesto ambientale), mentre i “piani” delineano l'insieme di specifiche azioni manageriali da attuare per soddisfare la domanda prevista (Mentzer e Moon, 2005). Lo stesso piano della domanda differisce dalla previsione, perché considera le specifiche azioni commerciali, volte ad influenzare le vendite, per far fronte, ad esempio, ad eventuali vincoli di capacità produttiva. I piani si fondano sulle previsioni della domanda e i due elementi considerati (cioè le previsioni e i piani) costituiscono attività gestionali diverse, ma strettamente collegate l'una all'altra.

La distinzione è tuttavia rilevante in quanto implica, ad esempio, modalità diverse di misurazione della performance dell'attività: nella previsione è fondamentale l'accuratezza dei risultati previsionali, mentre nella formulazione dei piani, sono essenziali l'efficienza e l'efficacia con la quale l'impresa riesce a far fronte alla domanda prevista (Mentzer e Moon, 2005).

L'importanza della “coerenza” tra attività di previsione e di pianificazione è stata in particolare enfatizzata da Vollmann et al. (2005, 30). Questi autori pongono in evidenza che ogni livello di pianificazione necessita di un processo di previsione della domanda, che si differenzia dagli altri per vari aspetti, quali il livello di aggregazione delle previsioni, i soggetti coinvolti, la frequenza di elaborazione, l'orizzonte temporale coperto, il metodo previsionale impiegato e le risorse investite (si veda la tabella 1).

Tabella n. 1. – Previsione delle vendite e pianificazione strategica e operativa dell'impresa industriale

| Livello di pianificazione | <i>Strategia a “livello di business”</i> | <i>Piano aggregato di produzione</i> | <i>Piano principale di produzione</i> |
|--|--|---|---|
| Processo di previsione | | | |
| <i>Livello di aggregazione Coinvolg.to della direzione aziendale</i> | Fatturato aziendale o produzione totale Intenso | Singole famiglie di prodotto Quando occorre riconciliare i piani di domanda funzionali | Singoli prodotti, moduli o componenti Molto limitato |
| <i>Frequenza di elaborazione</i> | Ogni anno o periodi inferiori | Ogni mese o trimestre | Continuativo |
| <i>Orizzonte di previsione</i> | Di anno in anno con periodicità, ad esempio, trimestre | Da diversi mesi ad un anno, con periodicità mensile | Da diversi giorni a varie settimane |
| <i>Investimento manageriale</i> | Molto ampio | Moderato | Molto limitato |
| <i>Costi di acq. e di elab. dei dati</i> | Elevato | Moderato | Minimo |
| <i>Tecniche utili</i> | Giudizio del management, modelli di sviluppo economico | Aggregazione di previsioni dettagliate, informazioni sui piani dei principali clienti | Tecniche di proiezione (media mobile, smorzamento esponenziale, ecc.) |

Fonte: Vollmann et al., 2005, 30.

Il tema della “coerenza” attiene, non soltanto alle previsioni caratterizzate da diversi livelli di aggregazione (Vollmann et al., 2005; Zottieri e Kalchschmidt, 2007), ma anche all’adeguatezza delle previsioni di vendita, rispetto alle esigenze informative dei soggetti, che sono chiamati a formulare scelte di allocazione delle risorse produttive aziendali (Danese e Kalchschmidt, 2011).

La crescente difficoltà di prevedere la domanda in molti settori produttivi e la tendenza delle imprese a realizzare una produzione su commessa potrebbe far ritenere l’attività di previsione della domanda come un’attività inutile. In realtà gli studiosi ritengono che quest’attività costituisce tutt’ora una “leva fondamentale per rispondere adeguatamente alla mutevoli richieste del mercato” (McCarthy, 2007; Secchi, 2001, 427). Le previsioni di vendita non sono infatti necessarie solo nelle imprese che adottano una politica di produzione *make to stock*, ma anche in quelle che realizzano politiche *assemble to order* e *make to order* (Wortman, 1983).

In particolare, nelle imprese con una produzione “*make to stock*”, le previsioni di vendita servono per stabilire le quantità di prodotti finiti da lanciare in produzione, mentre in quelle con una produzione “*assemble to order*” esse sono funzionali alla definizione delle quantità di sotto-assiemi (o di componenti) da acquistare (o da produrre) in anticipo, rispetto all’acquisizione dell’ordine del cliente.

Nelle produzioni “*make to order*”, sono infine definiti in base alla previsione della domanda gli acquisti di quei componenti, che non possono essere ordinati dopo l’acquisizione dell’ordine del cliente, in quanto hanno tempi di consegna molto

lunghi. L'intensificarsi della concorrenza sui tempi di consegna in un numero crescente di settori produttivi è comunque destinato ad accrescere l'importanza dell'attività di previsione delle vendite, anche nelle imprese con produzioni “*make to order*”, che offrono prodotti personalizzati. Se infatti i manager non riescono a ridurre i *lead time* di produzione in misura corrispondente alla riduzione nei tempi concessi dal cliente per l'evasione dell'ordine, essi saranno costretti ad estendere il numero di fasi produttive gestite su previsione della domanda, rispetto a quelle programmate in base agli ordini dei clienti (Secchi, 2001, 427).

Le previsioni di vendita sono inoltre particolarmente importanti nelle imprese con una rete di produzione estesa a livello internazionale. In effetti, il decentramento all'estero della produzione, se da un lato consente all'impresa di ridurre i costi di fabbricazione, dall'altro, comporta un significativo allungamento dei *lead time* di produzione e l'impossibilità di definire le quantità da affidare alle strutture produttive estere, in base agli ordini acquisiti dalla propria clientela.

Negli ultimi anni il processo di *forecasting* ha infine assunto una rilevanza crescente nelle imprese, anche in ragione di fenomeni come il costante aumento della varietà di articoli offerti e la riduzione dei cicli di vita. Questi fattori hanno di fatto reso più complessa la formulazione di previsioni attendibili.

3. Principali metodi di previsione delle vendite

I metodi, che possono essere utilizzati dalle imprese per prevedere il futuro andamento delle vendite di un prodotto su un dato mercato, sono oggi molto numerosi e possono essere distinti nelle tre categorie di seguito brevemente analizzate (Chambers et al., 1971; Valdani e Busacca, 1987).

a) I metodi estrapolativi basati sull'analisi delle serie storiche

I metodi in esame si basano sull'ipotesi semplificatrice che “in futuro la domanda si comporterà come ha fatto nel passato” e che, pertanto, i valori di questa variabile possono essere previsti osservando la dinamica dei dati storici delle vendite (Molteni e Troilo, 2003, 308). L'andamento futuro della domanda viene così previsto in base a “tendenze” e “regolarità” riscontrate nel suo andamento passato, senza considerare i fattori che possono influenzarne l'evoluzione (Sianesi, 2011). I tecnici hanno sviluppato un'ampia varietà di metodi estrapolativi di previsione delle vendite e oggi se ne contano addirittura più di 70 (Kerkkänen et al, 2009, 44). In particolare, nell'approccio fondato sulla “scomposizione” della domanda, i valori delle vendite, relativi ai periodi di un dato arco temporale, vengono considerati come il risultato della sovrapposizione di variazioni relative a diverse componenti della domanda, costituite (Molteni e Troilo, 2003, 320):

- dalla *tendenza di fondo (o trend)*, cioè dall'andamento nel medio lungo periodo, che è essenzialmente influenzato dalla domanda del prodotto a livello di intero mercato e dai cambiamenti nella capacità competitiva dell'impresa, in rapporto alla capacità competitiva delle altre imprese concorrenti operanti sullo stesso mercato;

- dal *ciclo*, che delinea variazioni irregolari delle vendite su archi temporali di più anni di ampiezza variabile;
- dalla *stagionalità*, cioè da fluttuazioni ricorrenti di durata inferiore all'anno, dovute, ad esempio, al clima (si pensi, ad esempi, alla domanda di costumi o di condizionatori che è più elevata d'estate), alle festività (si consideri, ad esempio, la domanda di panettoni nel periodo natalizio o di colombe pasquali) o a promozioni ricorrenti (si pensi, ad esempio, alle promozioni *back to school* nel settore della cancelleria);
- dalla *componente erratica (o casuale)*, cioè da variazioni della serie storica, che non sono spiegate dalle altre componenti. Le variazioni erratiche costituiscono un elemento casuale e quindi non prevedibile.

Nell'approccio basato sulla scomposizione, la previsione di vendita del prodotto si ottiene proiettando (o estrapolando) nel futuro le diverse componenti della domanda e ricomponendole (Milanato, 2008). Il metodo in esame (definito di “proiezione multi-periodo”) consente di calcolare le previsioni di vendita, non solo in relazione ad un singolo periodo futuro (cioè “one-step ahead”), ma anche in relazione periodi successivi al primo (Schonberger e Knod, 1999, 197)

Nella realtà operativa, frequente è inoltre l'utilizzo di tecniche di “*one-step ahead forecast*” (o “*a base aperiodica*”), che prevedono la domanda di un codice di prodotto in relazione solo ad un singolo periodo futuro, in base al valore delle vendite effettive più recenti (Schonberger e Knod, 1999, 197).

Il processo previsionale si sviluppa in questo caso con una logica a “*scorrimento*”, nel senso che la previsione per il nuovo periodo futuro viene modificata in base ai dati di vendita più recenti.

I metodi “*one-step forecast*” più semplici sono la “*Random Walk*”, la “*Seasonal Random Walk*”. Nel primo caso la previsione di vendita per il periodo futuro è pari alle vendite effettive osservate nel periodo immediatamente precedente a quello cui si riferisce la previsione, mentre nel secondo, la previsione viene fissata allo stesso livello delle vendite effettive del periodo corrispondente dell'anno precedente.

Un'altra tecnica di previsione “one step ahead” di facile applicazione è la “*media mobile semplice*”, che equipara la previsione del periodo futuro alla media aritmetica delle vendite effettive di un certo numero di periodi passati recenti. I metodi richiamati sono definiti dagli esperti “*semplici*” o “*naif*”, perché hanno un costo praticamente nullo (o comunque estremamente esiguo), non comportano la manipolazione dei dati da parte di un operatore e sono agevolmente automatizzabili (Gilliland, 2002). La semplicità applicativa e l'economicità spiegano l'ampia diffusione di queste tecniche nelle imprese. Per certe linee di prodotto esse comportando in realtà discreti risultati previsionali (Schonberger e Knod, 1999, 188). Negli ultimi anni diversi studi hanno rivalutato le performance previsionali dei modelli *naif*. In particolare, Makridakis et al (2009, 794) sottolineano che i modelli statistici complessi, pur adattandosi molto bene ai valori passati delle vendite, non sono necessariamente in grado di prevedere bene gli andamenti futuri della domanda. I modelli *naif* invece, pur non adattandosi bene ai valori passati della domanda, tendono spesso a prevederla meglio, rispetto a modelli più complessi.

Altre tecniche di proiezione “a base aperiodica” meno elementari sono (Heizer e Render, 2004, 132): la “media mobile ponderata”; lo “smorzamento esponenziale” semplice, lo “smorzamento esponenziale con trend e stagionalità” e la “previsione mirata” o focus forecasting (Bernard, 1978; Gardner et al., 2001).

b) Metodi di previsione “causali” basati sulla correlazione.

I metodi in esame si basano sull’ipotesi che la variabile obiettivo, cioè la domanda, possa essere spiegata dall’andamento di altre variabili, definite “*esplicative*” o “*indipendenti*”. Le vendite di un prodotto sono infatti influenzate da molteplici variabili, delle quali alcune sono “*endogene*”, cioè sotto il controllo del management aziendale. Si pensi, ad esempio, al prezzo del prodotto, agli investimenti in pubblicità o alle altre leve del marketing mix (Sianesi, 2011, 365). Molte altre variabili, quali, ad esempio, il reddito pro-capite dei consumatori, l’età della popolazione, i tassi di interesse, la tassazione sui prodotti, la piovosità, la temperatura e le azioni delle imprese concorrenti, vengono invece considerate “*esogene*”, perché sfuggono completamente al controllo del management aziendale.

Per analizzare le “*relazioni causali*” fra le variabili richiamate si utilizzano in genere tecniche di “regressione semplice”, quando la domanda del prodotto viene collegata ad una sola variabile esplicativa, oppure “*multipla*” quando il modello considera due o più variabili esplicative.

I modelli causali sono formalmente “*theory-based*”, perché presuppongono una sorta di spiegazione teorica del “*come*” e del “*perché*” certe variabili influiscono sui livelli delle vendite (Wacker e Lummus, 2002, 1016). Essi non sono tuttavia di facile implementazione, sia per la difficoltà di individuare indicatori con un elevato potere esplicativo dell’andamento futuro delle vendite, sia per la necessità di prevedere anche i valori futuri delle variabili indipendenti (Heizer e Render, 2004, 127). Questo problema interessa ovviamente le variabili esplicative “*esogene*”, poiché il valore futuro delle variabili endogene è definito direttamente dal management aziendale. Per le variabili “*esogene*” si crea un problema definito dagli esperti di “*second order guilt*”, cioè di colpevolezza per l’azione di altri (Wacker e Lummus, 2002, 1016). In effetti, il modello è in grado di prevedere bene la domanda futura di un prodotto solo se sono corrette le previsioni sui valori futuri delle variabili esplicative.

I significativi avanzamenti nelle tecnologie informatiche e la crescente diffusione di Internet hanno oggi determinato lo sviluppo di condizioni favorevoli ad una più ampia diffusione di “*modelli causali*” nell’attività di previsione delle vendite. Ad esempio, le tecnologie di “*advanced analytics*” consentono oggi di simulare in tempo reale gli effetti di strategie di marketing alternative sui comportamenti di consumo (e quindi sulle vendite), mediante analisi “*what if*”, realizzate su una elevata mole di dati (Chase, 2013). Attualmente inoltre i consumatori, oltre ad utilizzare sempre più i motori di ricerca (come Google), per ottenere informazioni sugli articoli da acquistare, sono sempre più attenti alle recensioni sui prodotti, lasciate su siti di e-commerce (come, ad esempio, Amazon) o su specifici blog da consumatori che li hanno già acquistato e usati. In molti mercati di consumo, le recensioni sui prodotti, che si formano e circolano sulla rete, orientano le scelte degli acquirenti, favorendo (o, al contrario, scoraggiando) comportamenti di “imitazione” fra consumatori (Fan

et al., 2017). Alcuni studi recenti hanno così proposto nuovi metodi di previsione, che si fondano sull'analisi dei dati relativi alle ricerche condotte dal consumatore su Google, prima di acquistare il prodotto (Fantazzini e Toktamysova, 2015; Geva et al., 2017). Non mancano inoltre approcci di previsione innovativi, basati sull'utilizzo di tecniche di “*sentiment analysis*”, cioè su algoritmi in grado di estrarre ed analizzare migliaia di recensioni sui prodotti, rilasciate dagli acquirenti su siti di e-commerce o sui blog (Fan et al., 2017).

c) I metodi “qualitativi”

I metodi di previsione qualitativi si basano sulla raccolta di opinioni e di valutazioni soggettive di partecipanti al mercato (o di esperti) per prevedere la domanda di un prodotto. Essi sono costituiti principalmente dalla stima della forza vendita, dall'opinione dei manager aziendali e dall'analisi delle aspettative dei clienti (Hisrich e Jackson, 1993, 187).

Nel primo approccio (definito anche “*Salesforce Composite Method*”) viene chiesto ad ogni venditore di prevedere la domanda di un prodotto nella propria area di vendita e, consolidando le previsioni dei singoli venditori, si ottengono previsioni a livello via via più aggregato, fino ad arrivare alla previsioni di vendita a livello aziendale.

Il metodo basato sull'opinione dei manager (denominato “*Jury of Executive Opinion*”) rappresenta invece uno degli approcci di previsione più antichi e più semplici. Esso consiste nel chiedere ai dirigenti dell'impresa di prevedere le vendite future di un prodotto. Facendo una media dei valori indicati dai diversi responsabili aziendali si ottiene una previsione di vendita, che dovrebbe essere più attendibile di quella espressa dal singolo manager. Varianti evolute del *Jury of Executive Opinion*, particolarmente utili per le previsioni a livello di settore e per il *forecasting* tecnologico, sono il “*panel consensus*” e il “*metodo Delfi*”. Queste tecniche prevedono il coinvolgimento nella previsione della domanda di esperti esterni all'impresa, come consulenti aziendali, analisti economici di settore, professori universitari, clienti, ecc.

L'approccio fondato sulle aspettative dei clienti (“*Buyer Expectation Method*”) consiste invece nel chiedere direttamente ai clienti attuali dell'impresa (o a quelli potenziali) informazioni sulle “*intenzioni di acquisto*” del prodotto. Queste informazioni possono essere acquisite intervistando direttamente i clienti, mediante programmi di *Customer Relationship Management* (o di *Vendor Managed Inventory*), oppure attraverso apposite ricerche di mercato, quando i clienti sono molto numerosi.

Le tecniche qualitative costituiscono l'unico approccio disponibile per prevedere la domanda quando non esistono dati storici di vendita del prodotto e ciò si verifica, ad esempio, quando l'impresa introduce sul mercato un nuovo prodotto o quando la tecnologica sta cambiando (Heizer e Render, 2004). Esse hanno inoltre un ruolo determinante nelle imprese produttrici di prodotti destinati ai mercati industriali (Herbig et al., 1994). Nelle imprese in esame i singoli clienti possono infatti incidere molto sul fatturato aziendale e la domanda può avere un andamento estremamente variabile (Kerkkänen et al., 2009, 43). I metodi qualitativi di previsione delle vendite

assumono inoltre un ruolo fondamentale nelle imprese di piccole dimensioni (Smith et al., 1996).

4. Contesti applicativi dei diversi metodi e vantaggi degli approcci "combinati"

Le ricerche svolte sulle prassi operative delle imprese hanno evidenziato una netta prevalenza delle tecniche qualitative, anche se non mancano studi che hanno dimostrato la superiorità dei metodi quantitativi, in molte situazioni operative (Småros e Hellström, 2004, 140; Lawrence et al., 2006). Sanders e Manrodt (2003, 512) hanno rilevato, ad esempio, che, su 240 imprese statunitensi, solo l'11% utilizzava in prevalenza tecniche di previsione quantitative e inoltre, di questo sottogruppo, il 60% modificava le previsioni statistiche, in base a valutazioni soggettive del management.

Il dibattito sulla capacità delle tecniche quantitative e di quelle qualitative di migliorare l'accuratezza previsionale è oggi ancora aperto (Bunn e Wright, 1991; Danese e Kalchschmidt, 2011, 459). Sanders e Manrodt (2003) rilevano, ad esempio, errori di previsioni più bassi nelle imprese con processi di previsione basati in prevalenza su metodi quantitativi, rispetto a quelle con approcci di previsione basati in prevalenza su metodi qualitativi. Lawrence et al. (2000) hanno invece dimostrato che i modelli previsionali più sofisticati non forniscono sempre un'accuratezza previsionale superiore a quella fornita da modelli più semplici.

Non è pertanto possibile stabilire a priori quale approccio risulti in assoluto più efficace per prevedere la domanda. In realtà *l'efficacia di ogni metodo sembra essere condizionata dalle caratteristiche del contesto di applicazione*. Tra i fattori che possono determinare la prevalenza all'interno di un'impresa di un approccio quantitativo (o qualitativo) nella previsione delle vendite, Sanders e Manrodt (2003) ne individua tre principali:

- a) la possibilità di accedere ed utilizzare "dati storici di vendita" (derivanti, ad esempio, direttamente dai *Point of sale*);
- b) la possibilità di impiegare "software informatici adeguati";
- c) il grado di "incertezza dell'ambiente" nel quale l'impresa opera.

In particolare, in uno studio antecedente, Sanders e Ritzman (1995) avevano riscontrato un stretto collegamento tra l'accuratezza dei modelli di previsione e la "variabilità dalla domanda", misurata attraverso il "coefficiente di variazione delle vendite", dato dal rapporto fra deviazione standard delle vendite di un prodotto in un dato arco temporale di osservazione e il valore medio delle vendite nell'orizzonte considerato.

Quando il coefficiente assume valori bassi, le tecniche statistiche mostrano un'accuratezza migliore di quelle qualitative e la situazione opposta si verifica quando il coefficiente assume valori elevati.

Per tale motivo, Sanders e Ritzman (1995) ritengono che quando la serie storica delle vendite di un prodotto ha un andamento stabile, l'opzione migliore può essere quella di fondare le previsioni su tecniche esclusivamente quantitative. Per questa

tipologia di domanda, l'aggiunta di valutazioni qualitative non contribuisce ad accrescere di molto l'accuratezza previsionale. Tuttavia per serie storiche di vendita con variabilità moderata (o alta) l'aggiunta di input qualitativi può migliorare significativamente l'accuratezza della previsione. Infine, quando la serie storica presenta una variabilità molto elevata, le tecniche qualitative rappresentano la migliore alternativa previsionale, a condizione che le conoscenze settoriali dei soggetti coinvolti consentano di spiegarne la variabilità. Infatti, la ragione principale che giustifica l'impiego di metodi qualitativi per prevedere le vendite è che l'individuo coinvolto nella previsione sia al corrente di informazioni su cambiamenti recenti del mercato, della concorrenza e di altri elementi dell'ambiente, non considerati dai modelli quantitativi. In particolare, molto importanti sono le “*conoscenze settoriali*” – che consentono ai manager di cogliere molte relazioni di causa-effetto e di capire quali elementi sono rilevanti nell'influenzare la domanda – e le “*informazioni contestuali*”, quali ad esempio, nuove politiche fiscali, uno sciopero imminente, un cambiamento significativo nella strategia di un'impresa concorrente, ecc. (Sanders e Ritzmann, 2004, 516).

I concetti sviluppati da Sanders e Ritzmann (2004, 516) si riscontrano nelle prassi operative delle imprese. Nello studio di Croxton et al (2002, 55-56) viene, ad esempio, richiamato il caso di un'impresa che suddivide i prodotti in tre categorie in base alla “variabilità” della domanda e al suo “volume”. I metodi estrapolativi venivano impiegati per prevedere le vendite di tutti i prodotti offerti, che si caratterizzano per una bassa variabilità della domanda (cioè sia per quelli con bassi volumi, sia per quelli con alti volumi). Le tecniche qualitative (che prevedevano il coinvolgimento dei venditori e degli stessi clienti) erano invece riservate ai prodotti con una domanda caratterizzata da una elevata variabilità e da un elevato volume. Infine per i prodotti con elevata variabilità e bassi volumi, l'azienda aveva optato per una politica di produzione “*make to order*”, che non necessita di previsioni dettagliate a livello di singolo codice di prodotto finito. Tale approccio consentiva al management, per l'ultima categoria di articoli, di concentrarsi sulle previsioni a livello aggregato, relative alle materie prime e ai componenti del prodotto finito.

Situazioni analoghe si riscontrano inoltre nelle imprese della moda, dove i metodi impiegati per prevedere le vendite di articoli che variano molto da un anno all'altro sono molto diversi da quelli impiegati per prevedere le vendite di articoli riproposti di anno in anno solo con piccole varianti (Belvedere e Goodwin, 2017).

Per ottenere previsioni di vendita più accurate, spesso le imprese adottano “*approcci combinati*”, che prevedono l'utilizzo combinato di diversi metodi quantitativi o qualitativi, oppure di tecniche quantitative insieme a tecniche qualitative (Lawrence et al., 1986; Batchelor e Dua, 1995; Armstrong, 2001; Baecke et al., 2017). In particolare, le tecniche qualitative possono essere combinate con quelle quantitative in base alle quattro principali modalità seguenti (Sanders e Ritzer, 2004):

- a) le valutazioni soggettive vengono impiegate per aggiustare le previsioni di vendita generate con tecniche quantitative;
- b) le previsioni di vendita formulate con tecniche qualitative vengono poi aggiustate con metodi quantitativi;

- c) le previsioni di vendita vengono formulate separatamente con una tecnica quantitativa e con una qualitativa e poi combinate per ottenere le previsioni di vendita definitive;
- d) le valutazioni qualitative sono la base per la costruzione del modello quantitativo di previsione delle vendite.

La *literature review* di Clemen (1989) svolta su 209 ricerche ha posto in evidenza che i vantaggi degli approcci combinati tendono a essere maggiori quando i metodi integrati *differiscono fra loro in modo sostanziale e si basano su fonti informative differenti*. Le analisi di Armstrong (2001) e Goodwin (2000) hanno inoltre evidenziato che il “*combining forecast*” tende ad essere più efficace quando la correlazione fra gli errori di previsione dei diversi metodi è bassa e ciò significa in pratica che *ogni previsione apporta informazioni differenti al processo integrato di previsione*.

5. La scelta delle metriche di misurazione della “forecast accuracy”

Gli esperti ritengono di fondamentale importanza valutare l'accuratezza delle previsioni di vendita formulate ed utilizzate delle imprese nei processi decisionali (Mentzer et al, 1999; Smith e Metzger, 2010).

Le previsioni di vendita costituiscono infatti il principale input informativo nella formulazione di tutti i piani strategici di allocazione delle risorse aziendali (Wacker e Lummus, 2002). Quando esse sono inaccurate, la pianificazione della produzione diventa, ad esempio, più incerta, i piani subiscono frequenti e costose modifiche e aumentano inoltre i livelli delle scorte (Vollman et al., 2005).

Il concetto di “*accuratezza previsionale*” (o *forecast accuracy*) attiene alla corrispondenza dei valori previsti ai valori effettivi della domanda. La caratteristica in esame viene di solito valutata in modo indiretto, mediante la misurazione degli “*errori di previsione*” (*forecast error*), commessi in uno specifico orizzonte temporale di analisi. In particolare, se si considerano le vendite di un arco temporale passato di più periodi, l'errore di previsione in ciascun periodo (cioè il cosiddetto “*errore puntuale*”) corrisponde alla differenza tra il valore delle vendite effettive e il valore delle vendite previste (Hyndman e Koehler, 2006). L'errore puntuale è nullo se la previsione è risultata esattamente uguale alla domanda effettiva, è positivo se la previsione ha sottostimato la domanda (under-forecasting) ed è infine negativo, se la previsione ha sovrastimato la domanda (over-forecasting).

L'errore puntuale costituisce la base per il calcolo di diversi “*indicatori globali di errore*”, che sintetizzano l'entità degli errori commessi da un sistema previsionale su un dato arco temporale passato, e quindi, il livello di accuratezza previsionale nell'orizzonte considerato (Sianesi, 2011, 356).

Sul piano gestionale, gli studiosi ritengono importante distinguere (Milanato, 2008, 387-396):

- gli indicatori di “*dispersione*” dell'errore di previsione, che misurano la grandezza assunta in media dagli errori, senza considerare il loro segno;

- gli indicatori di “*distorsione*” dell’errore previsionale, che indicano in quale misura le previsioni elaborate su un dato arco temporale si sono collocate ad un livello superiore (*over-forecasting*) o inferiore ai valori effettivi della domanda (*under-forecasting*).

Va osservato che le distorsioni, cioè le situazioni di sovrastima o di sottostima della domanda possono avere implicazioni significative sull’efficienza e sulle performance logistiche dell’impresa (Kerkkänen et al., 2009, 44.45).

L’*over-forecasting* può, ad esempio, comportare, un aumento delle scorte presenti nel sistema logistico-produttivo (e quindi dei costi e dei rischi ad esse collegati), la predisposizione di una capacità produttiva eccessiva rispetto ai fabbisogni, con un inutile acquisto di nuove macchine o l’assunzione di nuovi lavoratori.

L’*under-forecasting* può invece determinare l’impossibilità di evadere gli ordini, l’allungamento dei tempi di consegna, l’acquisto da parte del cliente di un prodotto diverso da quello richiesto (per l’indisponibilità di quello desiderato), la continua modifica dei “piani” di produzione e di distribuzione (per inserire ordini urgenti, con implicazioni negative sulla possibilità di utilizzare in modo efficiente le risorse produttive), l’aumento delle scorte di sicurezza nei depositi intermedi della rete logistica e, a lungo andare, la perdita di immagine aziendale (Dallari e Milanato, 2011).

Ritornando al tema della misurazione, va osservato che, sia gli indicatori di dispersione, sia quelli di distorsione dell’errore previsionale possono essere “*scale dependent*” o “*scale independent*” (Hyndman e Koehler, 2006). Nel primo caso, l’indicatore dipende dalla scala di misurazione dell’errore e può pertanto essere utilizzato solo per confrontare l’accuratezza di metodi previsionali alternativi, impiegati per prevedere la domanda del medesimo prodotto-mercato. Gli indicatori “*scale independent*” consentono invece di confrontare anche il livello di accuratezza di previsioni di vendita relative a prodotti e mercati diversi. In particolare, mentre gli indicatori globali “*scale dependent*” si basano sull’errore puntuale (che dipende dai valori assoluti assunti dalle vendite e dalle previsioni), quelli “*scale independent*” si basano sull’errore puntuale percentuale, che corrisponde al rapporto tra errore puntuale e valore effettivo della domanda nel periodo (Hyndman e Koehler, 2006, 683; Kim e Kim, 2016, 669).

Senza scendere ad un’analisi particolareggiata, le metriche di misurazione della dispersione “*scale dependent*” più note sono le seguenti:

- “*l’errore medio assoluto*” (o *Mean Absolute Deviation*, MAD), cioè la media aritmetica degli errori puntuali di previsione rilevati nei periodi di un dato arco temporale, presi in valore assoluto;
- “*l’errore quadratico medio*” (o *Mean Square Error*, MSE), che corrisponde alla media del quadrato degli errori puntuali relativi ad un dato arco temporale.

Poiché la seconda metrica comporta l’amplificazione degli errori puntuali di elevata entità, essa tende a considerare più accurati i metodi previsionali, che commettono molti errori di piccola entità, rispetto a quelli che commettono pochi errori, ma di elevata entità (Heizer e Render, 2004, 114).

Una delle misure di dispersione degli errori “*scale independent*” più utilizzata è invece *l’errore medio assoluto percentuale* (o *Mean Absolute Percent Error*, MAPE),

che corrisponde alla media degli errori puntuali percentuali calcolata sui periodi dell'orizzonte temporale oggetto di analisi. Questa metrica non si può utilizzare quando la domanda del prodotto ha natura intermittente (nel senso che presenta periodi con una domanda assente) o ha valori medi molto bassi e vicini allo zero (Hyndmann e Koehler, 2006, 687). In queste circostanze i valori della MAPE sono indefiniti e di difficile interpretazione ed è pertanto necessario impiegare delle metriche alternative (Wallström e Segerstedt, 2010).

Due importanti metriche “*scale dependent*” per misurare la “*distorsione*” delle previsioni di vendita sono:

- la *somma cumulata degli errori di previsione* (o *Cumulated Forecast Error, CFE*);
- l'*errore medio* (o *Mean Error*), cioè la media aritmetica degli errori puntuali di previsione.

Se le previsioni non sono distorte, il *Cumulated Forecast Error* e il *Mean Error* dovrebbero essere molti vicini allo zero (Wallström e Segerstedt, 2010). Il segno positivo segnala invece la tendenza della previsione a sottostimare la domanda, mentre un segno negativo delinea la tendenza opposta, cioè di sovrastima della domanda. La compensazione degli errori di segno opposto costituisce il principale limite di questi indicatori. In certi casi, infatti, un valore pari a zero potrebbe spingere l'analista a considerare accurato un modello, anche quando la situazione è ben diversa (Milanato, 2008, 391).

Il principale indicatore *scale independent* di misurazione della distorsione è inoltre l'*errore medio percentuale* (o *Mean Percentage Error, MPE*), costituito dalla media aritmetica degli errori di previsione puntuali “percentuali” rilevanti nei periodi dell'orizzonte temporale.

Se risulta indubbiamente evidente la necessità di misurare la dispersione e la distorsione degli errori di previsioni, ancora piuttosto controversa è la scelta di quali indicatori conviene impiegare fra quelli disponibili (Davydenko e Fildes, 2013, 510). In realtà, ancora non c'è pieno accordo fra gli studiosi su quale di essi risulti più efficace (Teunter e Duncan, 2009; Gilliland et al., 2016, 56). La scelta della metrica di misurazione dell'errore di previsione costituisce tuttavia un aspetto critico, in quanto da essa dipende poi il metodo di previsione ritenuto migliore. L'impossibilità di individuare una metrica migliore in assoluto, rispetto alle altre, può essere alla base dello scarso numero di imprese, che hanno un sistema formale di misurazione della “*forecast accuracy*” (Davydenko e Fildes, 2013, 511). Nello studio di McCarty et al (2006), ad esempio, solo il 55% delle imprese statunitensi di grandi dimensioni considerate hanno dichiarato di misurare le performance dell'attività di previsione delle vendite. Spesso inoltre le imprese tendono ad utilizzare un'unica metrica, costituita in genere dalla MAD e dall'MSE. Questa prassi viene considerata inadeguata, poiché una sola metrica non è in grado di cogliere le diverse dimensioni dell'errore previsionale (Wallström e Segerstedt, 2010). Una linea di azione considerata più efficace è quella di impiegare più indicatori di natura complementare, che siano in grado, ad esempio, di tenere sotto controllo l'entità degli errori, sia di dispersione, sia di distorsione delle previsioni di vendite, generate da un sistema previsionale (Gilliland et al., 2016, 56).

6. Ambiti di utilizzo dei dati sulla “forecast accuracy”

La letteratura suggerisce che gli output dell’attività di misurazione dell’accuratezza delle previsioni di vendita possono essere utili in tre principali ambiti:

- a) *La valutazione delle performance dei metodi previsionali.* Le informazioni sugli errori di previsione consentono ai manager di valutare le performance di metodi previsionali alternativi, o di verificare se i metodi in uso prevedono in modo accurato la domanda (Schomberger e Knod, 1999, 187; Kerkkänen et al., 2009, 44). Se, ad esempio, gli errori sono stati sempre positivi, ciò significa che il metodo tende a sovrastimare sistematicamente la domanda ed è pertanto opportuno modificare alcuni parametri o cambiare tecnica di previsione (Wacker e Lummus, 2002, 1018)¹. Gli esperti suggeriscono inoltre, da un lato, di misurare l’accuratezza in ogni punto, in cui la previsione può essere modificata e, dall’altro, di confrontare sempre l’accuratezza dei modelli di previsione più complessi ed articolati con l’accuratezza ottenibile dall’utilizzo di metodi “naif”, quali, ad esempio, il random walk, il seasonal random walk, la media mobile o una loro combinazione (Gilliland, 2002)². In effetti, un approccio previsionale più complesso di quello naif, per potere essere considerato valido, deve comportare un valore dell’errore globale (ad esempio, del MAPE) minore, rispetto a quello dalla tecnica naif. Se gli errori di previsione della tecnica più complessa sono uguali a quelli della tecnica naif, o addirittura superiori, le risorse aggiuntive impiegate nella tecnica più complessa costituiscono a tutti gli effetti uno spreco di risorse aziendali. La differenza negli errori di previsione di due metodi o di due fasi del processo di previsione viene in particolare denominata da Gilliland (2002) “valore aggiunto della previsione”³.
- b) *La valutazione degli addetti alla previsione.* La responsabilizzazione del personale, che si occupa dell’elaborazione delle previsioni di vendita nell’impresa, e la predisposizione di incentivi collegati alle performance ottenute sono stati considerati validi approcci per migliorare l’accuratezza delle previsioni di vendita nell’impresa (Mentzer et al., 1999; Moon et al., 2003). Queste prassi gestionali sono tuttavia ancora poco diffuse. Su un campione di diversi produttori statunitensi di grande dimensione, McCarthy et al (2007, 309) rilevano, ad

¹ Per verificare se le previsioni di vendita fornite da un modello sono allineate alla domanda, gli esperti suggeriscono di utilizzare il “tracking signal” (o *allarme di rotta*), dato dal rapporto tra la somma cumulata degli errori di previsione e l’errore medio assoluto su un dato arco temporale. Se i valori del tracking signal si collocano all’esterno di un range compreso fra -3,75 e +3,75 significa che il modello sta fornendo previsioni distorte e occorre modificarne qualche elemento per riportare le previsioni in linea con i valori effettivi dalla domanda (Russell e Taylor, 2009, 496).

² Ad esempio, una previsione generata inizialmente da un sistema informatico può essere trasmessa all’area vendite per degli aggiustamenti e al marketing per una revisione finale. In questo caso esistono “tre punti” sui quali è opportuno misurare l’accuratezza, per verificare quale fase migliora la previsione e quale tende invece a peggiorarla (Smith e Mentzer, 2010, 172).

³ Il confronto tra due metodi può essere ovviamente realizzato anche ricorrendo a “metriche relative”, che rapportano i valori dell’errore di previsione del metodo osservato con gli errori commessi dal metodo naif (Hyndmann e Koehler, 2006, 684).

esempio, che solo il 33% di essi responsabilizzavano gli addetti alla previsione sulle performance dell'attività svolta e solo il 23% prevedevano specifici incentivi per favorire il miglioramento delle performance previsionali. Su tale aspetto, Gilliland (2002) suggerisce, ad esempio, di utilizzare il concetto di “*valore aggiunto della previsione*” (richiamato nel punto precedente) per valutare in modo oggettivo ed equilibrato le performance del personale addetto alle attività previsionali.

c) *La pianificazione delle attività produttive.* Se si parte dal presupposto che le previsioni sono sempre imprecise, la conoscenza del valore puntuale costituisce un elemento informativo insufficiente per consentire ai manager di pianificare efficacemente e senza sprechi le attività aziendali (Gilliland et al, 2015, 3). Una previsione espressa da un unico valore (cioè una “*single figure forecast*”) non fornisce infatti alcuna indicazione all'utilizzatore sul grado di incertezza della previsione, che rappresenta in realtà un aspetto da non trascurare nelle decisioni di allocazione delle risorse. Gli individui (e quindi anche i manager) hanno una naturale tendenza a sovrastimare l'accuratezza delle previsioni e a sottostimarne invece il livello di incertezza (Gilliland et al, 2015, 3). Nel momento in cui sono chiamati a formulare una decisione, basata su una previsione di vendita, essi devono essere pienamente consapevoli del livello di attendibilità della previsione (Kerkkänen et al., 2009, 44). Va comunque puntualizzato che l'accuratezza di una previsione può essere valutata solo dopo che una decisione è stata presa e sono disponibili i dati sulle vendite effettive. L'accuratezza delle previsioni passate può tuttavia influire sulla fiducia attribuita dai manager alle previsioni correnti e sulla propensione ad utilizzare tali previsioni nei processi decisionali (Chybalski, 2017, 7).

L'incertezza può essere incorporata nelle previsioni di vendita in diversi modi, quali, ad esempio, gli intervalli di previsioni, i grafici a ventaglio o le funzioni di densità di probabilità (Gilliland et al., 2015, 7). In particolare, gli intervalli di previsione consentono agli utilizzatori della previsione di pianificare strategie alternative in relazione ai possibili valori, che le vendite potranno probabilmente assumere (Lawrence et al., 2006, 506). Un'impresa può ad esempio prevedere una domanda di 100 unità con un intervallo di confidenza del 95% compreso fra 80 e 120 unità. Il management, oltre a poter condividere queste informazioni con i fornitori (e consentire così a questi di pianificare meglio le attività produttive svolte a favore del cliente), dovrà valutare *a quale “livello” fissare la produzione* (Croxtan et al, 2002, 62). Per offrire un servizio logistico elevato ai clienti, la produzione dovrà essere di 120 unità. Tuttavia, se il costo di mantenimento delle scorte (o il rischio di obsolescenza) sono elevati può essere più conveniente produrre solo 80 unità. Questa scelta presuppone un'adeguata conoscenza della struttura dei costi dell'azienda ed è fortemente influenzata dalla *strategia competitiva* adottata per conseguire un vantaggio competitivo. Gli intervalli di previsioni sono fondamentali nell'attuazione di politiche di “*over-planning*”, che consistono nel definire le quantità da produrre di ciascun articolo nel piano principale di produzione, in base al grado di prevedibilità della domanda (Castagna e Roversi, 1990, 96).

L'*over-planning* è in pratica una strategia di “sovrapproduzione selettiva”, che si concentra solo su quelle voci caratterizzate da fabbisogni poco prevedibili, per

ridurre al minimo gli effetti degli errori di previsione. Com'è noto, tale approccio prevede over-planning di entità ridotta (o addirittura nulla) per componenti comuni ad intere famiglie di prodotti ed over-planning elevati per “componenti specifici” di ogni singolo codice di prodotto finito (Bartezzaghi e Varganti, 1995, 109)⁴.

La misurazione degli errori di previsione è pertanto funzionale, sia all'esigenza di migliorare i processi di previsione delle vendite, sia all'esigenza di trasmettere agli utilizzatori delle previsioni informazioni sul loro livello di affidabilità (Smith e Metzger, 2010)⁵.

7. Riflessioni conclusive

Dall'analisi della letteratura emerge che, nonostante gran parte degli studi, già dagli anni Settanta, abbiano avuto l'obiettivo di valutare quali modelli di previsione fossero più precisi nel prevedere le vendite, alcuni studi recenti, oltre ad affrontare il complesso tema di come valutare efficacemente la performance dell'attività previsionale, hanno spostato l'attenzione sugli aspetti organizzativo-manageriali relativi alla formulazione e all'utilizzo della previsione nei processi decisionali dell'impresa. In questa prospettiva di analisi più ampia, la misurazione dell'accuratezza previsionale viene ad assumere una valenza particolare.

In realtà, l'aumento dell'accuratezza è stato considerato da sempre il principale obiettivo dei miglioramenti nelle attività di previsione delle vendite aziendali e ciò è giustificato dagli effetti che una maggiore *forecast accuracy* può avere sulla performance aziendale, in termini di riduzione dei costi e di miglioramento del servizio logistico offerto ai clienti. Oggi gli esperti hanno tuttavia riconosciuto l'impossibilità in taluni casi di accrescere i livelli di accuratezza delle previsioni oltre certi limiti e, quindi, la necessità di realizzare un'attenta analisi costi-benefici delle risorse destinate all'attività previsionale nelle imprese (Gilliland, 2002).

Studi recenti hanno inoltre rilevato un effetto diretto dei processi di misurazione della *forecast accuracy* sul costo dei prodotti e sui livelli di servizio garantiti dall'azienda ai propri clienti (Doering e Suers, 2016). Questa evidenza empirica può essere dovuta proprio agli effetti positivi che la disponibilità e la condivisione di dati sull'affidabilità delle previsioni può esercitare sui processi di pianificazione delle risorse produttive aziendali (Smith e Metzger, 2010, 72).

Il principale limite di questo studio deriva dalla natura puramente teorica delle riflessioni proposte. Esse non si basano infatti su una ricerca empirica, ma

⁴ Sul piano economico-gestionale, l'effetto dell'over-planning è equivalente all'aumento della scorta di sicurezza, ma ha il vantaggio di rendere possibile il controllo della quantità di produzione “in eccesso” di ciascun prodotto nel piano principale di produzione. Questa linea di azione permette al management di conciliare la stabilità del piano principale di produzione con la possibilità di avere vendite diverse da quelle previste (Castagna e Roversi, 1990, 96).

⁵ La condivisione di dati sugli errori di previsione può migliorare la percezione degli utilizzatori sul livello di credibilità delle previsioni di vendita e ridurre gli sprechi di risorse connessi a fenomeni di “duplicazioni” delle attività previsionali nelle imprese. Questa *duplicazione* si verifica in genere quando ogni ente utilizzatore, non considerando affidabili le previsioni di vendita ufficiali, decide di sviluppare previsioni di vendita proprie (Moon et al., 1998, 48).

sull’analisi dei risultati di qualificati studi apparsi nella letteratura internazionale, che (nella maggior parte dei casi) hanno fatto riferimento a contesti economico-industriali diversi da quello italiano.

Il valore aggiunto di questa “*literature riev*” risiede nel tentativo di sistematizzare e collegare i principali contributi di ricerca, che nel tempo hanno affrontato separatamente i diversi aspetti relativi all’attività di previsione delle vendite nell’impresa.

Dallo studio emergono aspetti ancora poco chiari o in parte trascurati, che possono essere oggetto di ricerche empiriche future.

Un primo interessante filone di analisi, che merita di essere approfondito, si riferisce alla relazione tra *forecast accuracy* e *performance* aziendali critiche, come il costo e il servizio logistico garantito al cliente. La relazione tra i due elementi non ha infatti trovato una conferma netta nelle analisi empiriche svolte (Danese e Kalchschmidt, 2011, 2013). Ulteriori ricerche sono pertanto necessarie per capire in quali situazioni un aumento della *forecast accuracy* può migliorare la tempestività e l’affidabilità delle consegne (a parità di costi sostenuti) o se altri fattori sono più rilevanti nell’influenzare il servizio al cliente. Ad esempio, potrebbe essere utile verificare se la *forecast accuracy* è un aspetto più rilevante in contesti di produzione ispirati a logiche just in time o in altri contesti produttivi.

Un altro filone di studio non ancora adeguatamente sviluppato è quello relativo alla misurazione e all’uso delle informazioni sulla *forecast accuracy* nelle organizzazioni produttive. Nonostante diverse ricerche abbiano affrontato il tema di come misurare questo indicatore di performance, ancora limitate sono le analisi empiriche, tese a verificare in che misura e con quali indicatori le imprese valutano le prestazioni delle attività di “*sales forecasting*” e con quali strumenti i risultati di queste valutazioni vengono trasferiti ed utilizzati nei processi decisionali, per favorire linee di azione, in grado di attenuare gli effetti avversi degli errori previsionali.

Di sicuro interesse è infine il filone ricerca sull’evoluzione dei modelli di previsione delle vendite, con particolare riguardo alla opportunità di utilizzo delle nuove tecniche di “*advanced analytics*” o di “*sentiment analysis*” (rese possibili dalla rivoluzione digitale) e al dibattito sulle modalità di integrazione dello “*human judgment*” nei sistemi quantitativi di previsione delle vendite.

Riferimenti bibliografici

- Armstrong, J. S. (Ed.) (2001). *Principles of forecasting: a handbook for researchers and practitioners*. Norwell: Kluwer Academic Publishers.
- Armstrong, J. S., & Brodie, R. J., McIntyre, S. H. (1987). Forecasting methods for marketing: Review of empirical research". *International Journal of Forecasting*, 3(3-4), 355-376.
- Baecke, P., De Baets, S., & Vanderheyden, K. (2017). Investigating the added value of integrating human judgement into statistical demand forecasting systems. *International Journal of Production Economics*, 191, pp. 85-96.
- Bartezzaghi, E., & Verganti, R. (1995). Managing demand uncertainty through order overplanning, *International Journal of Production Economics*. 40(2-3), 107-120.
- Batchelor, R., & Dua, P. (1995), Forecaster diversity and the benefits of combining forecasts. *Management Science*, 41(1), 68-75.
- Belvedere, V., & Goodwin, P. (2017), The influence of product involvement and emotion on short-term product demand forecasting. *International Journal of Forecasting*, 33(3), 652-661.
- Castagna, R., & Roversi, A. (1990). *Sistemi produttivi. Il processo di pianificazione, programmazione e controllo*. Milano: Isedi.
- Chambers, J. C., Mullick, S., & Smith, D. (1971). How to choose the right forecasting technique. *Harvard Business Review*, 49, pp. 45-71.
- Chase, C. W. (2013). *Demand-driven forecasting. A structured approach to forecasting (2nd Edition)*, Hoboken (New Jersey): Wiley & Sas Business Series.
- Chybalski, F. (2017). Forecast value added (FVA) analysis as a means to improve the efficiency of a forecasting process. *Operations Research and Decisions*, 27(1), 5-19.
- Clemen, R. T. (1989). Combining forecasts: A review and annotated bibliography. *International journal of forecasting*, 5(4), 559-583.
- Croxtan, K. L., Lambert, D. M., García-Dastugue, S. J., & Rogers, D. S. (2002). The demand management process. *The International Journal of Logistics Management*, 13(2), 51-66.
- Dallari, F., & Milanato, D. (2011). Demand planning per la aziende industriali e commerciali. *Logistica*, Tecniche Nuove, maggio.
- Danese, P., & Kalchshmidt, M. (2011). The role of forecasting process in improving forecast accuracy and operational performance. *International Journal of Production Economics*, 131(1), pp. 204-214.
- Davis, D. F., & Mentzer, J. T. (2007). Organizational factors in sales forecasting management. *International Journal of Forecasting*, 23(3), 475-495.
- Davydenko, A., & Fildes, R. (2013). Measuring forecasting accuracy: The case of judgmental adjustments to SKU-level demand forecasts. *International Journal of Forecasting*, 29(3), 510-522.
- Denyer, D., & Tranfield, D. (2006). Using qualitative research synthesis to build an actionable knowledge base. *Management Decision*, 44(2), 213-227.
- Doering, T., & Suresh, N. C. (2016). Forecasting and Performance: Conceptualizing Forecasting Management Competence as a Higher-Order Construct. *Journal of Supply Chain Management*, 52(4), 77-91.

- Fan, Z. P., Che, Y. J., & Chen, Z. Y. (2017). Product sales forecasting using online reviews and historical sales data: A method combining the Bass model and sentiment analysis. *Journal of Business Research*, 74, 90-100.
- Fantazzini, D., & Toktamysova, Z. (2015). Forecasting German car sales using Google data and multivariate models. *International Journal of Production Economics*, 170, 97-135.
- Gardner, E. S., Anderson-Fletcher, E. A., & Wicks, A. M. (2001). Further results on focus forecasting vs. exponential smoothing. *International Journal of Forecasting*, 17(2), 287-293.
- Geva, T., Oestreicher-Singer, G., Efron, N., & Shimshoni, Y. (2017). Using Forum and Search Data for Sales Prediction of High-Involvement Products. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 41(1), pp. 65-82.
- Gilliland, M. (2002). Is Forecasting a waste of time?. *Supply Chain Management Review*, 6(4), pp. 16-23.
- Gilliland, M., Tashman, L., & Sglavo, U., a cura di (2015). *Business Forecasting: Practical Problems and Solutions*, Hoboken (New Jersey): John Wiley & Sons Inc.
- Goodwin, P. (2000). Correct or combine? Mechanically integrating judgmental forecasts with statistical methods. *International Journal of Forecasting*, 16(2), 261-275.
- Heizer, J., & Render, B. (2004). *Operations Management (Seventh Edition)*. Upper Saddle River: Person Education.
- Herbig, P., Milewicz, J., & Golden J. E. (1994). Differences in forecasting behavior between industrial product firms and consumer product firms. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 9(1), 60-69.
- Hisrich, R. D., & Jackson, R. W. (1993). *Selling and sales management*. Hauppauge (New York): Barron's Educational Series.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, 22(4), 679-688.
- Kerkkänen, A., Korpela, J., & Huiskonen, J. (2009). Demand forecasting errors in industrial context: measurement and impacts. *International Journal of Production Economics*, 118, pp 43-48.
- Lawrence, M. J., Edmundson, R. H., & O'Connor, M. J. (1986). The accuracy of combining judgmental and statistical forecasts. *Management Science*, 32(12), 1521-1532.
- Lawrence, M., Goodwin, P., O'Connor, M., & Önkal, D. (2006). Judgmental forecasting: A review of progress over the last 25years. *International Journal of Forecasting*, 22(3), 493-518.
- Makridakis, S., & Wheelwright, S. C. (1977). Forecasting: issues & challenges for marketing management. *The Journal of Marketing*, 24-38.
- Makridakis, S., Hogarth, R. M., & Gaba, A. (2009). Forecasting and uncertainty in the economic and business world. *International Journal of Forecasting*, 25(4), 794-812.
- Mark, A., Moon, J. T., Smith, C. D., & Garver, M. S. (1998). Seven keys to better forecasting". *Business Horizon*, September-October, pp. 44-52.

- McCarthy, T. M., Davis, D. F., Golicic, S. L., & Mentzer, J. T. (2006). The evolution of sales forecasting management: a 20-year longitudinal study of forecasting practices. *Journal of Forecasting*, 25(5), 303-324.
- Mentzer, J. T., & Moon, M. A. (2005). *Sales forecasting management. A demand management approach (2nd Edition)*. Thousand Oaks (London): Sage Publications.
- Mentzer, J. T., Bienstock, C., & Kahn, K. (1999). "Benchmarking sales forecasting management". *Business Horizons*, 42(3), 48-56.
- Milanato, D. (2008). *Demand planning: processi, metodologie e modelli matematici per la gestione della domanda commerciale*. Milano: Springer-Verlag Italia.
- Molteni, L., & Troilo, G. (2003). "Le ricerche sull'evoluzione e sul potenziale dei mercati". In Molteni, L., Troilo, G. (a cura di), *Ricerche di marketing*, Milano: McGraw-Hill.
- Moon, M. A., Mentzer, J. T., & Smith, C. D. (2003). "Conducting a sales forecasting audit". *International Journal of Forecasting*, 19, pp. 5-25.
- Russel, R. S., & Taylor, III B. W. (2009). *Operations management. Creating value along the supply chain*. Hoboken (New Jersey): John Wiley & Sons, Inc.
- Sanders, N. R., & Manrodt, K. B. (2003). "The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice". *Omega*, 31(6), 511-522.
- Sanders, N. R., & Ritzman, L. P. (1995). "Bringing judgment into combination forecasts". *Journal of Operations Management*, 13(4), 311-321.
- Sanders, N. R., & Ritzman, L. P. (2004). "Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information". *International Journal of Operations & Production Management*, 24(5), 514-529.
- Schonberger, R. J., & Knod E. M. (1999). *Gestione della produzione*. Milano: McGraw-Hill.
- Secchi, R. (2001). "ICT e gestione dei flussi informativi". In Vicari, S. (a cura di), *Il management nell'era della connessione*, Milano: Egea.
- Sianesi, A. (2011). *La gestione del sistema di produzione*. Milano: Etas.
- Småros, J., & Hellström, M. (2004). "Using the assortment forecasting method to enable sales force involvement in forecasting: a case study". *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 34(2), 140-157.
- Smith, B. T., (1978). *Focus forecasting: computer techniques for inventory control*. Boston: CBI Publishing.
- Smith, C. D., & Mentzer, J. T. (2010). "User influence on the relationship between forecast accuracy, application and logistics performance". *Journal of Business Logistics*, 31(1), 159-177.
- Smith, H. C., Herbig P., Milewicz J., & Golden J. E. (1996). "Differences in forecasting behaviour between large and small firms". *Journal of Marketing Practice: Applied Marketing Science*, 2(1), 35-51.
- Valdani, E., & Busacca, B. (1987). *Previsione delle vendite e ciclo di vita del prodotto*. Milano: Etas.
- Vollmann, T. E., Berry, W. L., Whybark, D. C., & Jacobs, F. R. (2005). *Manufacturing planning and control for supply chain management*. Boston: McGraw-Hill Irwin.

Aldo Bellagamba

Previsione delle vendite e pianificazione della produzione: quale ruolo riveste la “forecast accuracy”?

Impresa Progetto - Electronic Journal of Management, n. 2, 2018

Wacker, J. G., & Lummus, R. R. (2002). “Sales forecasting for strategic resource planning”, *International Journal of Operations & Production Management*, 22(9), 1014 – 1031.

Wallström, P., & Segerstedt, A. (2010). “Evaluation of forecasting error measurements and techniques for intermittent demand”. *International Journal of Production Economics*, 128(2), 625-636.

Wheelwright, S. C., & Clarke, D. G. (1976). “Corporate Forecasting: Promise and Reality”. *Harvard Business Review*, 54(6), 40-64.

Wortmann, J. C. (1983). “A Classification Scheme for Master Production Scheduling”. *Efficiency of manufacturing systems*, 101.

Zotteri, G., & Kalchschmidt, M. (2007). “A model for selecting the appropriate level of aggregation in forecasting processes”. *International Journal of Production Economics*, 108(1-2), 74-83.