

**UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI “FEDERICO II”
DIPARTIMENTO DI ECONOMIA, MANAGEMENT, ISTITUZIONI**



**CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INNOVATION AND
INTERNATIONAL MANAGEMENT**

**TESI DI LAUREA IN
STATISTICAL MODELLING FOR BUSINESS**

**Performance aziendale e trasformazione digitale: costruzione
e validazione di un modello ad equazioni strutturali**

Relatore

Ch. mo Prof.

Pasquale Sarnacchiaro

Candidato

Pietro Campana

Matricola P32000691

Anno accademico 2024/2025

INDICE

INTRODUZIONE.....	5
-------------------	---

CAPITOLO I

GESTIRE E MISURARE LA PERFORMANCE AZIENDALE

1. Concetti generali e definizione della performance aziendale.....	9
1.1 <i>Fattori di trasformazione nel contesto economico contemporaneo</i>	12
1.2 <i>Importanza della valutazione delle performance e il ruolo delle risorse aziendali</i>	15
2. Modelli e criteri di misurazione della performance aziendale.....	19
2.1 <i>Approcci tradizionali e moderni: dalla Balanced Scorecard ai nuovi strumenti digitali</i>	21
2.2 <i>La selezione degli indicatori di performance: strategie e criticità</i>	23
2.3 <i>I modelli di gestione efficaci: collegamenti tra obiettivi e risultati</i>	26
3. Tecnologia e performance aziendale: un binomio strategico.....	27
3.1 <i>Impatto della digitalizzazione sul miglioramento delle prestazioni</i>	28
3.2 <i>Strumenti digitali per il monitoraggio e l'ottimizzazione</i>	30
4. La gestione degli obiettivi aziendali.....	32
4.1 <i>Definizione degli obiettivi strategici: criteri e applicazioni</i>	34
4.2 <i>L'importanza della coerenza tra obiettivi, processi e risorse</i>	36
5. Ciclo di gestione della performance e valutazione dei risultati.....	37
5.1 <i>Le fasi principali del processo: pianificazione, misurazione e revisione</i>	38
5.2 <i>Utilizzo degli indicatori per supportare decisioni e strategie aziendali</i>	40
6. Performance e risorse umane: un approccio integrato.....	40
6.1 <i>Valutazione del contributo individuale e collettivo</i>	41
6.2 <i>Motivazione del personale e impatto sugli obiettivi aziendali</i>	42

CAPITOLO II

CB-SEM E PLS-SEM: METODOLOGIE A CONFRONTO PER LA MODELLAZIONE STRUTTURALE

1. Modelli ad equazioni strutturali	
1.1 Introduzione ai modelli a equazioni strutturali (SEM)	46
1.1.1 Rappresentazione matematica di un SEM	47
1.2 Storia ed evoluzione dei SEM	48
1.3 Differenze tra Path Analysis e SEM	50
1.4 Vantaggi dei SEM rispetto ai modelli di regressione tradizionali	51
1.5 Limiti dei SEM	53
2. Modelli di misura nei SEM	54
2.1 Il modello riflessivo: caratteristiche e applicazioni	56
2.1.1 Struttura del modello riflessivo	58
2.1.2 Validazione del modello riflessivo	59
2.2 Il modello formativo: struttura e differenze rispetto al modello riflessivo	60
2.2.1 Struttura del modello formativo	61
2.2.2 Differenze tra modello formativo e riflessivo	62
2.2.3 Sfide nella modellazione formativa	62
2.2.4 Validazione del modello formativo	63
3. Metodi di stima nei modelli a equazioni strutturali	64
3.1 Covariance-Based SEM (CB-SEM)	65
3.1.1 Principi di funzionamento del CB-SEM	66
3.1.2 Criteri di bontà dell'adattamento nel CB-SEM	67
3.1.3 Vantaggi e limiti del CB-SEM	68
3.2 Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)	69
3.2.1 Principi di funzionamento del PLS-SEM	69
3.2.2 Differenze tra PLS-SEM e CB-SEM	71

3.2.3 Criteri di bontà dell'adattamento nel PLS-SEM.....	71
3.2.4 Vantaggi e limiti del PLS-SEM.....	72
4. Gli indici di bontà del modello CB-SEM.....	73
4.1 Il concetto di bontà dell'adattamento nei SEM.....	74
4.2 Il test del chi-quadrato (χ^2) e le sue limitazioni.....	74
4.3 Gli indici di adattamento assoluto.....	76
4.3.1 RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)	76
4.3.2 GFI (Goodness of Fit Index)	77
4.3.3 AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index)	77
4.3.4 SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)	78
4.4 Gli indici di adattamento incrementale.....	78
4.4.1 CFI (Comparative Fit Index).....	79
4.4.2 TLI (Tucker-Lewis Index)	79
4.4.3 NFI (Normed Fit Index)	80
4.4.4 RFI (Relative Fit Index)	81
4.5 Gli indici di parsimonia.....	81
4.5.1 PNFI (Parsimony Normed Fit Index)	81
4.5.2 PGFI (Parsimony Goodness of Fit Index)	82
4.5.3 AIC e BIC (Criteri informativi)	82
5. L'approccio ANOM.....	83

CAPITOLO III

ANALISI EMPIRICA E COSTRUZIONE DELL'INDICATORE COMPOSITO

1. Presentazione dei dati e del questionario.....	86
2 Analisi univariata del campione.....	87
2.1 Analisi delle dimensioni funzionali.....	87
2.2 Analisi per tipologia di offerta.....	91

2.3 <i>Analisi per numero di dipendenti</i>	92
2.4 <i>Analisi per fascia di fatturato</i>	94
3. <i>Analisi delle differenze tra gruppi</i>	
3.1 <i>Analisi per numero di dipendenti</i>	96
3.2 <i>Analisi per classi di fatturato</i>	103
4. <i>Analisi multidimensionale e costruzione dell'indicatore composito</i>	107
4.1 <i>Il modello a equazioni strutturali: impostazione teorica e operativa</i>	108
4.2 <i>Valutazione del modello: risultati della stima SEM</i>	109
4.3 <i>Valutazione dell'adattamento del modello strutturale</i>	112
4.4 <i>Analisi del modello strutturale: lettura del diagramma dei percorsi</i>	115
5. <i>Matrice di intervento</i>	116
CONCLUSIONI.....	120
BIBLIOGRAFIA.....	123

INTRODUZIONE

L'evoluzione digitale ha profondamente trasformato il contesto competitivo in cui operano le imprese, introducendo nuove tecnologie, modelli di business e modalità organizzative che stanno ridefinendo le logiche tradizionali della gestione aziendale. In questo scenario, la capacità di adattarsi al cambiamento digitale e di integrarlo nei processi interni non rappresenta soltanto un vantaggio competitivo, ma una vera e propria condizione di sopravvivenza per le imprese contemporanee.

La maturità digitale si configura, in tal senso, come una dimensione critica per valutare il livello di evoluzione di un'organizzazione nel suo percorso verso la digitalizzazione. Essa non si limita alla semplice adozione di tecnologie, ma riguarda l'intera struttura aziendale: dalla cultura organizzativa alla governance dei dati, dalla revisione dei processi produttivi all'approccio alla leadership. Tuttavia, la misurazione della maturità digitale rappresenta ancora oggi una sfida aperta, sia dal punto di vista concettuale che metodologico.

La presente tesi si propone di contribuire a questo ambito di studio attraverso lo sviluppo di un modello strutturale SEM (Structural Equation Modeling) in grado di misurare la performance della maturità digitale a partire da una pluralità di dimensioni organizzative e funzionali. L'analisi si fonda su un impianto teorico solido e su un dataset empirico ricavato da un questionario somministrato a un campione di imprese manifatturiere italiane, con l'obiettivo di comprendere quali leve organizzative e tecnologiche influiscano maggiormente sulla performance digitale complessiva dell'impresa

L'elaborato si articola in tre capitoli principali.

Nel primo capitolo, si introduce il concetto di performance aziendale e si analizza la sua evoluzione alla luce della digital transformation, con particolare attenzione al ruolo della maturità digitale come fattore critico di successo. Viene inoltre illustrato il quadro teorico di riferimento adottato, basato su una rappresentazione

multidimensionale della performance digitale che coinvolge diverse aree funzionali aziendali.

Nel secondo capitolo, si descrive il percorso metodologico seguito per la costruzione e stima del modello. Viene presentato l'approccio SEM con riferimento alla sua applicazione in ambito formativo (CB-SEM), illustrando le fasi di valutazione del modello di misura (tramite l'analisi dell'affidabilità interna, della validità convergente e dell'adeguatezza degli indicatori) e del modello strutturale. Particolare attenzione è riservata alla costruzione della variabile latente "Performance della maturità digitale" e alle sue relazioni con le aree funzionali aziendali considerate.

Nel terzo capitolo, vengono discussi i risultati dell'analisi empirica, a partire dalla stima dei coefficienti strutturali fino alla valutazione del modello di adattamento. Viene condotta un'analisi per classi dimensionali, che consente di osservare eventuali differenze nella struttura delle relazioni tra performance e dimensioni organizzative in base a numero di dipendenti e fatturato. I risultati vengono infine sintetizzati attraverso una matrice di intervento, uno strumento pratico che consente di individuare le aree ad alto impatto strategico su cui le imprese possono intervenire prioritariamente per migliorare il proprio livello di maturità digitale.

Il valore aggiunto di questa tesi risiede nell'integrazione tra rigore metodologico e rilevanza applicativa. L'adozione del modello SEM consente infatti di stimare in modo robusto e statisticamente fondato le relazioni tra costrutti complessi, restituendo una rappresentazione coerente e strutturata della maturità digitale aziendale. Al tempo stesso, l'analisi empirica condotta su un campione reale di imprese italiane permette di fornire indicazioni operative e di policy concrete, con implicazioni sia per i manager che per gli studiosi e decisori pubblici interessati a promuovere la trasformazione digitale del tessuto produttivo nazionale.

In sintesi, questa tesi intende fornire un contributo teorico e pratico alla comprensione del fenomeno della maturità digitale, offrendo un quadro di analisi che può essere replicato, adattato e arricchito in future ricerche o in contesti

applicativi differenti. La consapevolezza che la digitalizzazione non è soltanto una questione tecnologica, ma soprattutto organizzativa, guida l'intero percorso di ricerca, nella convinzione che solo un approccio integrato e strategico possa supportare le imprese nel cogliere appieno le opportunità offerte dall'innovazione.

CAPITOLO 1

DALLA DEFINIZIONE ALLA MISURAZIONE: UN PERCORSO SULLA PERFORMANCE AZIENDALE

SOMMARIO: 1. Concetti generali e definizione della performance aziendale - 1.1 *Fattori di trasformazione nel contesto economico contemporaneo* - 1.2 *Importanza della valutazione delle performance e il ruolo delle risorse aziendali* - 2. Modelli e criteri di misurazione della performance aziendale - 2.1 *Approcci tradizionali e moderni: dalla Balanced Scorecard ai nuovi strumenti digitali* - 2.2 *La selezione degli indicatori di performance: strategie e criticità* - 2.3 *I modelli di gestione efficaci: collegamenti tra obiettivi e risultati* - 3. Tecnologia e performance aziendale: un binomio strategico - 3.1 *Impatto della digitalizzazione sul miglioramento delle prestazioni* - 3.2 *Strumenti digitali per il monitoraggio e l'ottimizzazione* - 4. La gestione degli obiettivi aziendali - 4.1 *Definizione degli obiettivi strategici: criteri e applicazioni* - 4.2 *L'importanza della coerenza tra obiettivi, processi e risorse* - 5. Ciclo di gestione della performance e valutazione dei risultati - 5.1 *Le fasi principali del processo: pianificazione, misurazione e revisione* - 5.2 *Utilizzo degli indicatori per supportare decisioni e strategie aziendali* - 6. Performance e risorse umane: un approccio integrato - 6.1 *Valutazione del contributo individuale e collettivo* - 6.2 *Motivazione del personale e impatto sugli obiettivi aziendali.*

1. Concetti generali e definizione della performance aziendale

La performance aziendale rappresenta uno dei concetti più rilevanti nell'ambito della gestione organizzativa e strategica, poiché riflette la capacità di un'impresa di raggiungere i propri obiettivi attraverso un utilizzo efficace delle risorse disponibili. Kaplan e Norton (1996) definiscono la performance aziendale come "l'abilità di tradurre strategie in risultati concreti e misurabili, monitorando i progressi attraverso un sistema coordinato di obiettivi e indicatori"¹. Questo approccio ha ridefinito il modo in cui le imprese valutano i propri successi, enfatizzando non solo i risultati economici, ma anche la qualità delle relazioni con gli stakeholder e l'efficienza dei processi interni.

La performance aziendale è un concetto multidimensionale che comprende diverse prospettive, tra cui quella economico-finanziaria, operativa, sociale e ambientale. Eccles (1991) sottolinea che "un'efficace misurazione delle performance deve andare oltre i parametri finanziari tradizionali, includendo metriche che riflettano la capacità dell'azienda di adattarsi al cambiamento e di innovare"². Questo implica una comprensione più ampia dei fattori che determinano il successo organizzativo, soprattutto in un contesto caratterizzato da rapidi cambiamenti tecnologici e pressioni competitive sempre più intense.

Uno degli aspetti centrali della performance aziendale è la sua multidimensionalità. Kaplan e Norton (1992) hanno introdotto il concetto di Balanced Scorecard, un modello che integra quattro prospettive principali: finanziaria, dei processi interni, dell'apprendimento e innovazione e della soddisfazione del cliente³. Questo approccio consente di valutare il successo di

¹ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

² Eccles, R. G. (1991). The Performance Measurement Manifesto. *Harvard Business Review*, 69(1), 131-137.

³ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The Balanced Scorecard: Measures That Drive Performance. *Harvard Business Review*, 70(1), 71-79.

un'organizzazione da diversi punti di vista, fornendo una visione più completa delle sue prestazioni.

La dimensione finanziaria rimane una delle più importanti, poiché misura la capacità dell'azienda di generare valore economico per gli azionisti. Tuttavia, come osserva Porter (1985), “la performance economico-finanziaria non può essere l'unico parametro di riferimento, soprattutto in settori in cui l'innovazione e la sostenibilità giocano un ruolo strategico”⁴. Ad esempio, le aziende tecnologiche devono bilanciare la crescita dei ricavi con la necessità di investire in ricerca e sviluppo per mantenere la loro competitività a lungo termine.

La dimensione operativa, invece, riguarda l'efficienza dei processi interni e la capacità dell'organizzazione di utilizzare le risorse in modo ottimale. Bourne et al. (2003) affermano che “le imprese che adottano un approccio strutturato alla gestione dei processi interni possono migliorare significativamente la loro performance operativa, riducendo costi e tempi di produzione”⁵. Un esempio pratico è rappresentato dall'introduzione di sistemi di automazione che consentono di aumentare la produttività riducendo al minimo gli errori.

La terza dimensione, legata alla soddisfazione dei clienti e degli stakeholder, è diventata sempre più rilevante nel contesto contemporaneo. Pine e Gilmore (1999) descrivono questa evoluzione come l'era dell'“economia dell'esperienza”, in cui il successo di un'impresa dipende dalla sua capacità di offrire valore aggiunto ai propri clienti attraverso esperienze personalizzate⁶. Questa prospettiva sottolinea l'importanza di strumenti come i sondaggi di

⁴ Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.

⁵ Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: A literature review. *International Journal of Business Performance Management*, 5(1), 1-24.

⁶ Pine, B. J., & Gilmore, J. H. (1999). *The Experience Economy: Work is Theatre & Every Business a Stage*. Harvard Business Press.

Customer Satisfaction, che permettono di valutare il grado di soddisfazione dei clienti e di identificare eventuali aree di miglioramento⁷.

Infine, la dimensione sociale e ambientale riflette la crescente importanza attribuita alla sostenibilità nelle strategie aziendali. Freeman (1984) osserva che “le imprese che adottano un approccio orientato alla sostenibilità non solo migliorano la loro reputazione, ma rafforzano anche la loro capacità di attrarre investitori e clienti consapevoli”⁸. Questo implica l’adozione di pratiche che riducano l’impatto ambientale e promuovano il benessere delle comunità locali. Ad esempio, molte aziende stanno integrando obiettivi di riduzione delle emissioni di carbonio nei loro piani strategici, rispondendo così alle crescenti pressioni normative e sociali.

La misurazione della performance aziendale non è solo uno strumento per valutare i risultati passati, ma anche una guida per pianificare il futuro. Kaplan e Norton (1996) evidenziano che “un sistema di misurazione delle performance ben progettato consente di identificare le priorità strategiche, ottimizzare l’allocazione delle risorse e migliorare la comunicazione interna”⁹.

Simons (1995) aggiunge che la misurazione delle performance è essenziale per promuovere l’innovazione e garantire un miglioramento continuo¹⁰. Questo è particolarmente rilevante in contesti dinamici, in cui le imprese devono adattarsi rapidamente ai cambiamenti del mercato e rispondere alle nuove esigenze dei clienti. Ad esempio, le aziende che operano nel settore tecnologico possono

⁷ Fornell, C., et al. (1996). The American Customer Satisfaction Index. *Journal of Marketing*, 60(4), 7-18.

⁸ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

⁹ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

¹⁰ Simons, R. (1995). *Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal*. Harvard Business Press.

utilizzare indicatori avanzati per monitorare la loro capacità di innovare e di lanciare nuovi prodotti con successo.

1.1 Fattori di trasformazione nel contesto economico contemporaneo

Il contesto economico contemporaneo è caratterizzato da cambiamenti strutturali che hanno ridefinito le modalità operative delle imprese. Tra i fattori di trasformazione più rilevanti si annoverano la digitalizzazione, la globalizzazione, il cambiamento delle aspettative dei consumatori e la crescente attenzione verso la sostenibilità. Questi fenomeni non solo creano nuove opportunità per le organizzazioni, ma le costringono anche a rivedere i propri modelli di business e i sistemi di misurazione delle performance. Secondo Bourne et al. (2003), “le trasformazioni economiche e sociali richiedono alle imprese di adottare un approccio più dinamico e flessibile nella gestione delle proprie risorse e strategie”¹¹.

La digitalizzazione rappresenta uno dei principali fattori di cambiamento del panorama economico globale. Essa ha trasformato i modelli di business tradizionali, introducendo nuove tecnologie come l’intelligenza artificiale, i big data e l’automazione. Secondo Brynjolfsson e McAfee (2014), “la digitalizzazione ha ridefinito le dinamiche competitive, aumentando l’efficienza operativa e migliorando la capacità delle imprese di adattarsi rapidamente ai cambiamenti”¹².

Un esempio pratico dell’impatto della digitalizzazione è rappresentato dall’uso dei big data per analizzare il comportamento dei consumatori in tempo reale. Chen et al. (2015) sottolineano che “l’utilizzo di dati analitici consente alle

¹¹ Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: A literature review. *International Journal of Business Performance Management*, 5(1), 1-24.

¹² Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: A literature review. *International Journal of Business Performance Management*, 5(1), 1-24.

imprese di prendere decisioni informate, migliorando non solo la qualità dei prodotti e servizi offerti, ma anche l'esperienza complessiva del cliente"¹³.

Tuttavia, la digitalizzazione pone anche sfide significative. Vial (2019) evidenzia che "l'implementazione di tecnologie avanzate richiede non solo investimenti ingenti, ma anche una riorganizzazione interna e un cambiamento culturale all'interno delle organizzazioni"¹⁴. Le imprese devono formare il personale, aggiornare le infrastrutture e sviluppare nuove competenze per sfruttare appieno le opportunità offerte dalla trasformazione digitale.

L'introduzione di piattaforme digitali ha inoltre ridotto le barriere all'ingresso in molti settori, consentendo alle start-up di competere con grandi aziende consolidate. Questo fenomeno ha spinto le organizzazioni tradizionali a investire maggiormente in innovazione e a rivedere le proprie strategie competitive. Ross et al. (2017) affermano che "la digitalizzazione non è solo un fenomeno tecnologico, ma un catalizzatore per la trasformazione organizzativa e strategica"¹⁵.

La globalizzazione è un altro importante fattore di trasformazione, che ha ampliato il raggio d'azione delle imprese e aumentato la loro interconnessione. Secondo Rugman e Verbeke (2004), "la globalizzazione ha generato un mercato globale integrato, in cui le imprese devono affrontare una competizione più intensa ma possono anche accedere a risorse e opportunità senza precedenti"¹⁶.

Una delle principali conseguenze della globalizzazione è la delocalizzazione delle attività produttive. Questo fenomeno ha permesso alle imprese di ridurre i costi di produzione, ma ha anche aumentato la complessità

¹³ Chen, D. Q., Preston, D. S., & Swink, M. (2015). How the use of big data analytics affects value creation. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 4-39.

¹⁴ Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

¹⁵ Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. M. (2017). Designing and Executing Digital Strategies. MIT Sloan Management Review.

¹⁶ Rugman, A. M., & Verbeke, A. (2004). A perspective on regional and global strategies of multinational enterprises. *Journal of International Business Studies*, 35(1), 3-18.

delle catene di approvvigionamento. Teece (2010) osserva che “la gestione delle catene globali richiede una maggiore flessibilità e capacità di adattamento per affrontare le fluttuazioni dei mercati internazionali e le incertezze politiche”¹⁷.

Un esempio emblematico dell’impatto della globalizzazione è rappresentato dal settore manifatturiero, dove molte aziende hanno spostato le loro produzioni in Paesi a basso costo del lavoro. Tuttavia, questo ha comportato nuove sfide, come il rispetto delle normative ambientali e sociali e la necessità di garantire standard di qualità elevati in tutti i mercati di riferimento. Porter (2008) evidenzia che “le imprese globali devono bilanciare l’efficienza operativa con la capacità di rispondere alle esigenze specifiche dei mercati locali”¹⁸.

Negli ultimi anni, le aspettative dei consumatori sono diventate sempre più complesse e personalizzate, spingendo le imprese a rivedere le proprie strategie di marketing e produzione. Pine e Gilmore (1999) descrivono questa evoluzione come “l’era dell’economia dell’esperienza”, in cui i clienti non cercano più solo prodotti o servizi, ma esperienze che aggiungano valore alle loro vite¹⁹.

Questa trasformazione ha portato le imprese a investire in strumenti avanzati di analisi predittiva e di customer relationship management (CRM). Fornell et al. (1996) sottolineano che “le aziende che comprendono meglio le esigenze dei propri clienti e personalizzano la loro offerta possono migliorare significativamente la fedeltà e il valore a lungo termine del cliente”²⁰.

Le crescenti aspettative dei consumatori hanno anche spinto le imprese a sviluppare soluzioni più sostenibili e innovative. Secondo Parasuraman et al. (1988), “i consumatori sono sempre più sensibili agli aspetti etici e ambientali,

¹⁷ Teece, D. J. (2010). Business models, business strategy and innovation. *Long Range Planning*, 43(2-3), 172-194.

¹⁸ Porter, M. E. (2008). The five competitive forces that shape strategy. *Harvard Business Review*, 86(1), 78-93.

¹⁹ Pine, B. J., & Gilmore, J. H. (1999). *The Experience Economy: Work is Theatre & Every Business a Stage*. Harvard Business Press.

²⁰ Fornell, C., et al. (1996). The American Customer Satisfaction Index: Nature, purpose, and findings. *Journal of Marketing*, 60(4), 7-18.

premiando le aziende che adottano pratiche responsabili”²¹. Questo ha portato a una maggiore attenzione verso la sostenibilità, un tema che sarà trattato nella sezione successiva.

In conclusione, i fattori di trasformazione nel contesto economico contemporaneo – digitalizzazione, globalizzazione e cambiamento delle aspettative dei consumatori – hanno ridefinito il modo in cui le imprese operano e competono. Questi fenomeni non solo creano nuove opportunità di crescita, ma pongono anche sfide significative che richiedono una gestione strategica e una continua capacità di adattamento. Come osserva Freeman (1984), “le imprese che riescono a integrare questi cambiamenti nelle loro strategie e a rispondere efficacemente alle richieste del mercato saranno meglio posizionate per garantire il loro successo a lungo termine”²².

1.2 Importanza della valutazione delle performance e il ruolo delle risorse aziendali

La valutazione delle performance aziendali è un elemento cruciale per la gestione strategica di un’organizzazione. Essa consente di monitorare il raggiungimento degli obiettivi prefissati, identificare eventuali inefficienze e guidare il miglioramento continuo. Kaplan e Norton (1996) sottolineano che “la misurazione delle performance è essenziale non solo per monitorare i risultati passati, ma anche per orientare le scelte strategiche future”²³. In un contesto economico caratterizzato da rapidi cambiamenti e crescente complessità, la capacità di misurare e gestire le performance aziendali rappresenta un fattore determinante per il successo a lungo termine.

²¹ Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1988). SERVQUAL: A multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. *Journal of Retailing*, 64(1), 12-40.

²² Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1988). SERVQUAL: A multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. *Journal of Retailing*, 64(1), 12-40.

²³ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

La misurazione delle performance svolge molteplici funzioni strategiche e operative all'interno di un'organizzazione. Simons (1995) evidenzia che “un sistema efficace di misurazione delle performance non solo consente di valutare i risultati ottenuti, ma fornisce anche una base per migliorare il coordinamento e l'allineamento delle risorse aziendali”²⁴. Questo è particolarmente importante in organizzazioni di grandi dimensioni, dove la complessità dei processi interni rende necessario un sistema strutturato di monitoraggio e controllo.

Un primo vantaggio della misurazione delle performance è rappresentato dalla possibilità di individuare tempestivamente eventuali inefficienze o aree critiche. Ad esempio, un calo della soddisfazione dei clienti potrebbe indicare la necessità di migliorare il servizio post-vendita o di investire in formazione del personale. Fornell et al. (1996) sottolineano che “la valutazione della Customer Satisfaction è uno strumento fondamentale per comprendere i bisogni dei clienti e orientare le strategie aziendali”²⁵.

Inoltre, la misurazione delle performance consente di stabilire obiettivi chiari e misurabili per i diversi reparti aziendali, favorendo un maggiore allineamento tra le strategie di alto livello e le operazioni quotidiane. Kaplan e Norton (1992) affermano che “un sistema di misurazione ben progettato traduce la visione strategica dell'organizzazione in obiettivi operativi concreti, promuovendo una maggiore coerenza tra le diverse funzioni aziendali”²⁶.

La misurazione delle performance è particolarmente rilevante in contesti competitivi e dinamici, dove le imprese devono essere in grado di adattarsi rapidamente ai cambiamenti del mercato. Bourne et al. (2003) osservano che “la capacità di monitorare costantemente le performance consente alle imprese di

²⁴ Simons, R. (1995). *Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal*. Harvard Business Press.

²⁵ Fornell, C., et al. (1996). The American Customer Satisfaction Index. *Journal of Marketing*, 60(4), 7-18.

²⁶ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The Balanced Scorecard: Measures That Drive Performance. *Harvard Business Review*, 70(1), 71-79.

rispondere con maggiore tempestività alle opportunità e alle minacce, rafforzando la loro posizione competitiva”²⁷.

Le risorse aziendali, siano esse tangibili o intangibili, rappresentano uno dei principali determinanti della performance organizzativa. Barney (1991) sostiene che “le risorse distintive di un’impresa, come il capitale umano, le competenze organizzative e le tecnologie proprietarie, costituiscono la base per ottenere un vantaggio competitivo sostenibile”²⁸.

Tra le risorse tangibili, il capitale finanziario e le infrastrutture produttive giocano un ruolo fondamentale nel supportare le operazioni quotidiane e nell’implementazione delle strategie. Tuttavia, Barney sottolinea che “le risorse intangibili, come la reputazione aziendale e il know-how dei dipendenti, sono spesso più difficili da imitare e quindi più preziose per il mantenimento di un vantaggio competitivo”²⁹.

Un esempio significativo dell’importanza delle risorse intangibili è rappresentato dalla formazione del personale. Nonaka e Takeuchi (1995) evidenziano che “le imprese che investono nello sviluppo delle competenze dei propri dipendenti sono meglio posizionate per adattarsi ai cambiamenti del mercato e per innovare”³⁰. Questo è particolarmente vero in settori ad alta intensità di conoscenza, come quello tecnologico, dove la capacità di apprendere rapidamente e di sviluppare nuove competenze è un elemento chiave di successo.

Le risorse tecnologiche rappresentano un’altra componente cruciale della performance aziendale. Brynjolfsson e McAfee (2014) osservano che “le imprese che integrano tecnologie avanzate nei loro processi operativi possono migliorare

²⁷ Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: A literature review. *International Journal of Business Performance Management*, 5(1), 1-24.

²⁸ Barney, J. B. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

²⁹ Barney, J. B. (1991). *Ibid.*

³⁰ Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press.

significativamente l'efficienza e la qualità dei prodotti offerti"³¹. Ad esempio, l'adozione di sistemi di automazione e intelligenza artificiale consente di ridurre i costi, migliorare la precisione delle operazioni e aumentare la capacità produttiva.

La valutazione delle performance aziendali offre numerosi vantaggi strategici e operativi. In primo luogo, essa consente di migliorare la trasparenza all'interno dell'organizzazione, fornendo a manager e dipendenti una chiara comprensione degli obiettivi e dei risultati attesi. Simons (1995) sottolinea che "un sistema trasparente di misurazione delle performance favorisce una maggiore responsabilità e un miglior coordinamento tra i diversi livelli dell'organizzazione"³².

In secondo luogo, la valutazione delle performance contribuisce a migliorare la comunicazione con gli stakeholder esterni, come clienti, investitori e fornitori. Freeman (1984) osserva che "le imprese che condividono informazioni chiare e affidabili sulle loro performance costruiscono relazioni più solide con gli stakeholder, migliorando la loro reputazione e attrattività sul mercato"³³.

Un ulteriore beneficio è rappresentato dalla possibilità di promuovere un miglioramento continuo all'interno dell'organizzazione. Kaplan e Norton (1996) evidenziano che "monitorare costantemente le performance consente alle imprese di identificare rapidamente le aree di miglioramento e di implementare le azioni correttive necessarie"³⁴. Questo approccio è particolarmente efficace in contesti caratterizzati da rapidi cambiamenti tecnologici e normativi, dove la capacità di adattamento rappresenta un elemento cruciale di successo.

In conclusione, la valutazione delle performance aziendali e la gestione strategica delle risorse rappresentano elementi fondamentali per il successo delle

³¹ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

³² Simons, R. (1995). *Ibid.*

³³ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

³⁴ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *Ibid.*

organizzazioni moderne. Essa consente di monitorare i progressi verso gli obiettivi prefissati, di migliorare l'efficienza operativa e di creare valore per tutti gli stakeholder coinvolti. Come osserva Freeman (1984), “le imprese che adottano un approccio olistico alla misurazione delle performance sono meglio posizionate per affrontare le sfide del contesto economico contemporaneo e garantire una crescita sostenibile”³⁵.

2. Modelli e criteri di misurazione della performance aziendale

La misurazione della performance aziendale è un aspetto essenziale per garantire la coerenza tra le strategie definite e i risultati effettivamente raggiunti. In un contesto economico caratterizzato da crescente competitività e rapidità nei cambiamenti, le imprese non possono limitarsi a monitorare i risultati finanziari, ma devono integrare anche indicatori operativi, sociali e ambientali, per avere una visione completa del proprio stato di salute.

I modelli di misurazione della performance si sono evoluti nel tempo, passando da approcci focalizzati esclusivamente su indicatori economici a sistemi multidimensionali, che considerano la complessità delle attività aziendali. Il Balanced Scorecard, proposto da Kaplan e Norton (1996), è uno dei modelli più significativi in questo ambito. Questo strumento si basa su quattro prospettive chiave: finanziaria, clienti, processi interni e apprendimento e crescita. Ogni prospettiva rappresenta una dimensione fondamentale per il successo aziendale, consentendo di valutare non solo il rendimento economico, ma anche la capacità dell'organizzazione di innovare e rispondere alle esigenze del mercato³⁶.

Oltre ai modelli integrati, un altro approccio rilevante è quello basato sulla creazione di valore per gli stakeholder. Freeman (1984) sottolinea che “una misurazione efficace della performance deve riflettere non solo gli interessi degli

³⁵ Freeman, R. E. (1984). Ibid.

³⁶ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

azionisti, ma anche quelli di clienti, dipendenti, fornitori e comunità locali”³⁷. Questa prospettiva multi-stakeholder ha acquisito particolare importanza negli ultimi anni, soprattutto grazie alla crescente attenzione verso la sostenibilità e la responsabilità sociale d’impresa.

Un elemento centrale nella misurazione della performance aziendale è la scelta degli indicatori. Gli indicatori finanziari, come il fatturato, il ROI o il margine operativo, rimangono fondamentali per valutare la solidità economica dell’impresa. Tuttavia, come osserva Porter (1985), “concentrarsi esclusivamente su metriche economiche può portare a trascurare fattori critici per la competitività, come l’innovazione, la qualità e la soddisfazione del cliente”³⁸. Indicatori non finanziari, come il livello di engagement dei dipendenti, la soddisfazione dei clienti e l’impatto ambientale, sono ormai considerati indispensabili per una valutazione completa e bilanciata.

Le tecnologie digitali hanno introdotto una nuova dimensione nella misurazione della performance, offrendo strumenti avanzati per raccogliere, analizzare e interpretare dati in tempo reale. Secondo Vial (2019), “l’adozione di strumenti digitali per il monitoraggio della performance consente alle imprese di migliorare l’efficacia delle decisioni e di adattarsi più rapidamente ai cambiamenti del mercato”³⁹. Ad esempio, i dashboard digitali permettono ai manager di visualizzare metriche chiave in modo chiaro e immediato, facilitando l’identificazione di aree critiche e opportunità di miglioramento.

Un altro contributo delle tecnologie digitali è rappresentato dalla possibilità di integrare metriche di sostenibilità nei sistemi di misurazione. Indicatori come le emissioni di carbonio, il consumo energetico o il livello di coinvolgimento nelle comunità locali non sono solo importanti per soddisfare le aspettative degli

³⁷ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

³⁸ Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.

³⁹ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

stakeholder, ma contribuiscono anche a migliorare la reputazione aziendale e a generare valore nel lungo termine. Brynjolfsson e McAfee (2014) sottolineano che “le imprese che utilizzano dati digitali per integrare sostenibilità e performance operativa ottengono vantaggi significativi sia in termini economici che reputazionali”⁴⁰.

In sintesi, i modelli e i criteri di misurazione della performance aziendale rappresentano strumenti imprescindibili per orientare le decisioni strategiche e migliorare la competitività dell’impresa. Attraverso un approccio integrato, che consideri sia metriche tradizionali che indicatori innovativi, le organizzazioni possono sviluppare una visione completa della propria operatività, cogliendo opportunità di miglioramento e rispondendo in modo efficace alle esigenze dei propri stakeholder.

2.1 Approcci tradizionali e moderni: dalla Balanced Scorecard ai nuovi strumenti digitali

La misurazione della performance aziendale si è evoluta nel tempo, passando da approcci tradizionali focalizzati su metriche finanziarie a modelli più complessi che integrano dimensioni operative, sociali e ambientali. Questo cambiamento riflette la crescente complessità delle organizzazioni moderne e la necessità di rispondere a esigenze sempre più diversificate da parte degli stakeholder.

Uno dei primi passi significativi verso un approccio integrato è stato rappresentato dal modello della Balanced Scorecard (BSC), introdotto da Kaplan e Norton nel 1996. Questo sistema ha ampliato il concetto di performance aziendale, introducendo quattro prospettive chiave: finanziaria, clienti, processi interni e apprendimento e crescita⁴¹. Ogni prospettiva fornisce una visione

⁴⁰ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

⁴¹ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

complementare della performance, consentendo alle imprese di monitorare non solo i risultati economici, ma anche la qualità dei processi, la soddisfazione dei clienti e la capacità di innovazione. Ad esempio, un'azienda può utilizzare la prospettiva finanziaria per misurare il margine operativo, ma allo stesso tempo monitorare la fedeltà dei clienti attraverso sondaggi di soddisfazione nella prospettiva clienti.

L'approccio tradizionale della Balanced Scorecard ha avuto un impatto significativo nella gestione aziendale, offrendo un quadro chiaro e strutturato per valutare le prestazioni. Tuttavia, con l'avvento della trasformazione digitale, sono emersi nuovi strumenti e tecnologie che ampliano ulteriormente le capacità di misurazione. Ad esempio, i sistemi di business intelligence e le piattaforme di data analytics consentono oggi alle organizzazioni di raccogliere e analizzare dati in tempo reale, offrendo una visione dinamica della performance. Vial (2019) sottolinea che “gli strumenti digitali permettono di monitorare in modo continuo gli indicatori chiave, consentendo ai manager di adattare rapidamente le strategie alle mutevoli condizioni del mercato”⁴².

Un altro esempio di approccio moderno è rappresentato dai sistemi di monitoraggio basati su intelligenza artificiale (AI), che permettono non solo di analizzare grandi quantità di dati, ma anche di prevedere trend futuri e identificare potenziali problemi prima che si manifestino. Questi strumenti, largamente adottati in settori come il retail, la logistica e la produzione, migliorano l'efficienza e riducono i costi associati a decisioni non ottimali. Brynjolfsson e McAfee (2014) osservano che “l'intelligenza artificiale e i big data stanno trasformando il modo in cui le imprese monitorano le loro operazioni, passando da un approccio reattivo a uno predittivo”⁴³.

⁴² Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

⁴³ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

Anche gli strumenti di gestione collaborativa hanno guadagnato importanza nell'era digitale. Le piattaforme digitali, come le dashboard condivise e i sistemi di project management, consentono ai team di monitorare i progressi verso gli obiettivi comuni in modo trasparente e collaborativo. Questo approccio non solo migliora l'allineamento tra i diversi reparti, ma favorisce anche una maggiore responsabilità individuale e collettiva nel raggiungimento dei risultati.

Nonostante le innovazioni introdotte dai nuovi strumenti digitali, i principi fondamentali dei modelli tradizionali, come la Balanced Scorecard, rimangono rilevanti. La combinazione di approcci classici e moderni rappresenta una soluzione ottimale per molte organizzazioni, consentendo di sfruttare i punti di forza di ciascuno. Ross, Beath e Sebastian (2017) evidenziano che “l'integrazione tra modelli tradizionali e strumenti digitali avanzati consente alle imprese di ottenere una visione più completa e bilanciata della performance, migliorando la capacità di adattamento e innovazione”⁴⁴.

In conclusione, l'evoluzione dei modelli di misurazione della performance riflette le sfide e le opportunità del contesto moderno. Gli approcci tradizionali, come la Balanced Scorecard, continuano a fornire una base solida per la gestione strategica, mentre gli strumenti digitali offrono nuove possibilità per monitorare e migliorare le prestazioni in modo dinamico. Questa combinazione permette alle imprese di essere più agili, innovative e orientate al futuro, rispondendo con efficacia alle esigenze di un mercato in continua evoluzione.

2.2 La selezione degli indicatori di performance: strategie e criticità

La scelta degli indicatori di performance rappresenta uno degli aspetti più delicati e strategici nella misurazione dei risultati aziendali. Gli indicatori non sono soltanto strumenti per valutare il raggiungimento degli obiettivi, ma rappresentano anche una guida fondamentale per orientare le decisioni strategiche e operative.

⁴⁴ Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. M. (2017). *Designing and Executing Digital Strategies*. MIT Sloan Management Review.

Tuttavia, la selezione di metriche appropriate richiede un processo ben strutturato, che tenga conto delle specificità dell'organizzazione, del settore di riferimento e delle aspettative degli stakeholder.

Un indicatore di performance efficace deve essere strettamente allineato agli obiettivi strategici dell'organizzazione. Secondo Kaplan e Norton (1996), “gli indicatori devono tradurre la visione e la strategia aziendale in misure operative che siano comprensibili e utilizzabili a tutti i livelli dell'organizzazione”⁴⁵. Questo approccio implica la necessità di collegare ogni indicatore a un obiettivo specifico, garantendo che tutte le metriche selezionate abbiano un impatto diretto sulle priorità aziendali.

Un'altra strategia fondamentale è quella di adottare un mix bilanciato di indicatori finanziari e non finanziari. Gli indicatori finanziari, come il margine operativo, il ROI o il flusso di cassa, rimangono essenziali per valutare la solidità economica dell'impresa. Tuttavia, la crescente complessità del contesto economico e sociale ha evidenziato l'importanza di integrare anche indicatori operativi, come la produttività, la qualità dei processi e la soddisfazione dei clienti, oltre a metriche legate alla sostenibilità ambientale e al benessere dei dipendenti (Freeman, 1984)⁴⁶.

Le tecnologie digitali hanno ulteriormente ampliato le possibilità di selezione degli indicatori. Strumenti avanzati di data analytics consentono di identificare metriche più precise e pertinenti, basate sull'analisi dei dati in tempo reale. Come evidenzia Vial (2019), “l'adozione di strumenti digitali per la definizione degli indicatori permette alle imprese di monitorare la performance con maggiore accuratezza, adattandosi rapidamente ai cambiamenti del mercato”⁴⁷.

⁴⁵ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁴⁶ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

⁴⁷ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

Nonostante le numerose opportunità offerte dalla misurazione delle performance, la selezione degli indicatori presenta anche diverse criticità. Una delle problematiche principali riguarda il rischio di scegliere metriche che non riflettono adeguatamente le priorità strategiche dell'organizzazione. Indicatori mal selezionati possono portare a una distorsione delle decisioni aziendali, focalizzando l'attenzione su aspetti secondari o poco rilevanti. Porter (1985) sottolinea che “concentrarsi su metriche non strategiche può causare inefficienze e compromettere il vantaggio competitivo dell'impresa”⁴⁸.

Un'altra criticità è rappresentata dalla tendenza a sovraccaricare i sistemi di misurazione con un numero eccessivo di indicatori. Sebbene le tecnologie digitali abbiano reso più semplice raccogliere dati su un'ampia gamma di metriche, un eccesso di informazioni può generare confusione e rendere più difficile individuare le aree critiche su cui intervenire. Brynjolfsson e McAfee (2014) affermano che “l'abbondanza di dati può essere tanto un'opportunità quanto una trappola, se non gestita con criteri chiari e ben definiti”⁴⁹.

Infine, la difficoltà di integrare indicatori di natura diversa, come quelli finanziari e non finanziari, rappresenta un'altra sfida significativa. L'utilizzo di metriche isolate rischia di fornire un quadro incompleto o distorto della performance aziendale. Per superare questa criticità, è fondamentale adottare un approccio integrato che combini diverse tipologie di indicatori in un unico sistema di misurazione, garantendo una visione olistica delle prestazioni.

Per affrontare le criticità legate alla selezione degli indicatori, le organizzazioni possono adottare alcune best practice consolidate. In primo luogo, è essenziale coinvolgere tutte le parti interessate nel processo di definizione delle metriche, garantendo che gli indicatori riflettano le esigenze di tutti gli stakeholder. Freeman (1984) sottolinea che “un processo partecipativo per la selezione degli

⁴⁸ Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.

⁴⁹ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

indicatori non solo migliora la loro pertinenza, ma aumenta anche il livello di accettazione e utilizzo all'interno dell'organizzazione"⁵⁰.

In secondo luogo, è importante definire una gerarchia di indicatori, distinguendo tra metriche strategiche e operative. Questo approccio aiuta a concentrarsi sugli aspetti più rilevanti, evitando dispersioni di risorse e attenzione. Infine, l'utilizzo di strumenti digitali per automatizzare la raccolta e l'analisi dei dati può migliorare l'efficienza del sistema di misurazione, riducendo gli errori e accelerando i processi decisionali.

In conclusione, la selezione degli indicatori di performance è una componente cruciale per il successo della misurazione aziendale, ma richiede un'attenta pianificazione e un approccio strategico. Attraverso la definizione di metriche pertinenti, bilanciate e integrate, le imprese possono ottenere una visione chiara e completa delle proprie prestazioni, migliorando la capacità di adattarsi alle sfide e alle opportunità del mercato. L'equilibrio tra strategie tradizionali e strumenti digitali rappresenta oggi la chiave per un sistema di misurazione efficace e sostenibile.

2.3 I modelli di gestione efficaci: collegamenti tra obiettivi e risultati

Un modello di gestione efficace si basa sulla capacità di collegare gli obiettivi strategici dell'organizzazione ai risultati operativi, garantendo coerenza e chiarezza nell'attuazione delle strategie. Kaplan e Norton (1996) sottolineano che “un buon sistema di gestione non è solo una raccolta di misure, ma una guida che allinea l'intera organizzazione verso il raggiungimento della sua visione”⁵¹.

L'allineamento strategico è uno degli elementi chiave di questo processo. Definire obiettivi chiari e comunicarli efficacemente permette di orientare le attività quotidiane verso risultati tangibili. Modelli come la Balanced Scorecard

⁵⁰ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

⁵¹ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

offrono un framework per tradurre la strategia in metriche operative concrete, considerando non solo aspetti finanziari, ma anche operativi e legati all'innovazione. Ad esempio, un'azienda potrebbe fissare come obiettivo il miglioramento della qualità del prodotto, monitorando indicatori come la riduzione dei difetti o l'aumento della soddisfazione del cliente.

Le tecnologie digitali hanno reso questi collegamenti più dinamici e immediati. Strumenti di data analytics e piattaforme di gestione permettono di monitorare i progressi in tempo reale, facilitando interventi tempestivi. Vial (2019) evidenzia che “gli strumenti digitali consentono di adattarsi rapidamente ai cambiamenti, migliorando la capacità di conseguire gli obiettivi”⁵². Dashboard digitali e metodologie come gli OKR (Objectives and Key Results) offrono alle imprese un approccio pratico per tracciare le prestazioni e correggere la rotta se necessario.

Tuttavia, la tecnologia non può sostituire l'importanza di una cultura aziendale solida e condivisa. Porter (1985) afferma che “il successo di un modello di gestione dipende dall'equilibrio tra innovazione tecnologica e un forte orientamento strategico”⁵³. Integrare strumenti avanzati con processi e valori aziendali coerenti è fondamentale per ottenere risultati sostenibili.

Quindi, i modelli di gestione efficaci non solo supportano il raggiungimento degli obiettivi, ma promuovono anche una cultura orientata al miglioramento continuo. L'integrazione tra strumenti tradizionali e tecnologie digitali offre alle imprese un vantaggio competitivo, consentendo loro di adattarsi con agilità alle sfide e alle opportunità del mercato.

3. Tecnologia e performance aziendale: un binomio strategico

⁵² Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

⁵³ Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.

La tecnologia è ormai un elemento strategico essenziale per migliorare la performance aziendale. Non si tratta solo di strumenti operativi, ma di fattori che ridefiniscono i modelli di business e le modalità con cui le organizzazioni creano valore. Vial (2019) sottolinea che “l’integrazione della tecnologia consente di migliorare l’efficienza e di rispondere rapidamente alle mutevoli esigenze del mercato”⁵⁴.

Un esempio concreto è rappresentato dalla capacità delle tecnologie digitali di ottimizzare i processi aziendali. Attraverso l’automazione, le piattaforme IoT e i sistemi di data analytics, le imprese possono ridurre i costi operativi e migliorare la produttività. Ross, Beath e Sebastian (2017) osservano che “l’uso della tecnologia nei processi operativi non solo aumenta l’efficienza, ma rende le organizzazioni più agili”⁵⁵.

La tecnologia ha anche rivoluzionato il rapporto con i clienti, permettendo di personalizzare prodotti e servizi grazie all’analisi dei dati. Questo non solo migliora la soddisfazione dei consumatori, ma rafforza anche la loro fedeltà al brand. Inoltre, l’adozione di strumenti digitali, come dashboard e piattaforme collaborative, facilita il monitoraggio delle prestazioni, migliorando la trasparenza e l’efficacia delle decisioni.

3.1 Impatto della digitalizzazione sul miglioramento delle prestazioni

La digitalizzazione ha avuto un impatto trasformativo sul miglioramento delle prestazioni aziendali, ridefinendo i paradigmi di efficienza, produttività e innovazione. Grazie alle tecnologie digitali, le imprese sono in grado di raccogliere e analizzare grandi volumi di dati in tempo reale, consentendo decisioni più rapide e informate. Vial (2019) afferma che “la digitalizzazione non si limita a migliorare

⁵⁴ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

⁵⁵ Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. M. (2017). *Designing and Executing Digital Strategies*. MIT Sloan Management Review.

i processi esistenti, ma introduce nuovi modi di creare valore e di rispondere alle esigenze del mercato”⁵⁶.

Uno degli effetti più significativi della digitalizzazione è l’ottimizzazione dei processi operativi. L’adozione di strumenti come l’automazione robotica dei processi (RPA) e i sistemi di gestione integrata (ERP) ha permesso di eliminare inefficienze, ridurre i costi e aumentare la produttività. Ad esempio, nei settori manifatturiero e logistico, l’integrazione di piattaforme IoT consente di monitorare in tempo reale le prestazioni degli impianti, ottimizzando il consumo energetico e riducendo i tempi di inattività. Ross, Beath e Sebastian (2017) evidenziano che “l’uso di tecnologie digitali nei processi interni garantisce maggiore agilità e un miglior utilizzo delle risorse”⁵⁷.

La digitalizzazione ha inoltre rivoluzionato il rapporto tra imprese e clienti. Strumenti come i big data e l’intelligenza artificiale consentono di personalizzare l’offerta e anticipare i bisogni dei consumatori, migliorando la loro esperienza complessiva. Ad esempio, piattaforme di e-commerce come Amazon utilizzano algoritmi avanzati per analizzare le preferenze degli utenti e suggerire prodotti su misura, aumentando la probabilità di acquisto e rafforzando la fedeltà al brand. Brynjolfsson e McAfee (2014) sottolineano che “le tecnologie digitali offrono la possibilità di creare esperienze personalizzate che migliorano la soddisfazione e il coinvolgimento dei clienti”⁵⁸.

Tuttavia, l’impatto positivo della digitalizzazione dipende dalla capacità delle imprese di integrare efficacemente queste tecnologie nella propria struttura organizzativa. Questo richiede non solo investimenti in infrastrutture digitali, ma anche un cambiamento culturale che favorisca l’adozione di nuovi strumenti e l’aggiornamento delle competenze del personale. Come osserva Freeman (1984),

⁵⁶ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

⁵⁷ Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. M. (2017). *Designing and Executing Digital Strategies*. MIT Sloan Management Review.

⁵⁸ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

“l’efficacia della digitalizzazione dipende dalla coerenza tra tecnologia, strategia e risorse umane”⁵⁹.

In conclusione, la digitalizzazione ha migliorato in modo significativo le prestazioni aziendali, offrendo nuove opportunità per ottimizzare i processi, migliorare la relazione con i clienti e aumentare la competitività. Tuttavia, per sfruttare appieno il suo potenziale, le imprese devono adottare un approccio integrato che consideri sia gli aspetti tecnologici sia quelli organizzativi.

3.2 Strumenti digitali per il monitoraggio e l’ottimizzazione

L’integrazione degli strumenti digitali nei processi aziendali ha trasformato il modo in cui le organizzazioni monitorano e ottimizzano le proprie prestazioni. Le tecnologie digitali offrono la possibilità di raccogliere, analizzare e interpretare dati in tempo reale, consentendo decisioni più rapide e basate su evidenze concrete. Come sottolinea Vial (2019), “gli strumenti digitali permettono alle imprese di migliorare l’efficienza e di reagire con maggiore agilità alle sfide del mercato”⁶⁰.

Tra gli strumenti più utilizzati per il monitoraggio vi sono i sistemi di business intelligence (BI) e le dashboard digitali, che forniscono una visione sintetica e aggiornata delle principali metriche di performance. Questi strumenti consentono ai manager di identificare rapidamente aree critiche e opportunità di miglioramento. Ad esempio, in un’azienda manifatturiera, una dashboard può evidenziare in tempo reale il tasso di difettosità di un prodotto, permettendo interventi tempestivi per risolvere il problema e minimizzare le perdite. Ross, Beath e Sebastian (2017) evidenziano che “l’utilizzo di dashboard digitali migliora

⁵⁹ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

⁶⁰ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

la trasparenza e facilita il processo decisionale a tutti i livelli dell'organizzazione”⁶¹.

Un altro strumento rilevante è rappresentato dalle piattaforme di data analytics, che utilizzano algoritmi avanzati per analizzare grandi quantità di dati e fornire insight preziosi. Queste piattaforme non solo monitorano le prestazioni, ma aiutano anche a prevedere trend futuri e a pianificare strategie più efficaci. Brynjolfsson e McAfee (2014) sottolineano che “l’analisi predittiva consente alle imprese di anticipare cambiamenti nel mercato e di ottimizzare le proprie risorse in modo più strategico”⁶².

Oltre al monitoraggio, gli strumenti digitali sono fondamentali per l’ottimizzazione delle operazioni aziendali. Tecnologie come l’intelligenza artificiale (AI) e l’automazione robotica dei processi (RPA) permettono di eliminare attività ripetitive, ridurre gli errori e migliorare l’efficienza complessiva. Ad esempio, nel settore della logistica, l’uso di algoritmi di ottimizzazione consente di pianificare rotte di consegna più efficienti, riducendo i tempi e i costi operativi.

L’adozione di strumenti collaborativi, come le piattaforme di gestione dei progetti, rappresenta un ulteriore passo avanti nell’ottimizzazione aziendale. Questi strumenti favoriscono una maggiore coordinazione tra i team e migliorano la visibilità sui progressi delle attività. Freeman (1984) afferma che “l’integrazione di strumenti digitali nel processo di gestione non solo migliora l’efficienza, ma rafforza la coerenza tra gli obiettivi aziendali e le operazioni quotidiane”⁶³.

Tuttavia, per sfruttare appieno il potenziale di questi strumenti, è necessario che le organizzazioni investano nella formazione del personale e nella creazione di una cultura aziendale orientata all’innovazione. Solo così sarà possibile

⁶¹ Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. M. (2017). *Designing and Executing Digital Strategies*. MIT Sloan Management Review.

⁶² Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

⁶³ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

garantire che le tecnologie digitali vengano utilizzate in modo strategico e sostenibile.

In sintesi, gli strumenti digitali per il monitoraggio e l'ottimizzazione rappresentano una risorsa indispensabile per le imprese moderne. Attraverso l'adozione di tecnologie avanzate, le organizzazioni possono migliorare l'efficienza, prendere decisioni più informate e rispondere con maggiore agilità alle sfide del mercato globale.

4. La gestione degli obiettivi aziendali

La gestione degli obiettivi aziendali è una componente centrale della strategia organizzativa, in quanto rappresenta il punto di partenza per il coordinamento delle risorse e delle attività necessarie al raggiungimento dei risultati desiderati. In un contesto economico caratterizzato da rapidi cambiamenti, definire e gestire obiettivi chiari e misurabili è fondamentale per garantire la sostenibilità e la competitività dell'impresa. Kaplan e Norton (1996) affermano che “gli obiettivi aziendali non sono semplicemente dichiarazioni di intenti, ma strumenti concreti che guidano le decisioni e orientano l'intera organizzazione verso il successo”⁶⁴.

Gli obiettivi aziendali svolgono una funzione guida, traducendo la visione e la missione dell'impresa in traguardi misurabili e attuabili. La loro definizione richiede un'attenta analisi delle priorità organizzative, del contesto competitivo e delle risorse disponibili. Come osserva Porter (1985), “gli obiettivi ben definiti rappresentano un vantaggio competitivo, in quanto focalizzano l'attenzione dell'organizzazione su ciò che è realmente importante”⁶⁵.

⁶⁴ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁶⁵ Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.

Un esempio concreto di gestione degli obiettivi aziendali è rappresentato dall'utilizzo di metodologie come gli OKR (Objectives and Key Results), che favoriscono un approccio strutturato e orientato ai risultati. Attraverso questo metodo, le imprese possono definire obiettivi ambiziosi e collegarli a risultati misurabili, garantendo un monitoraggio continuo dei progressi. Questo sistema non solo migliora la trasparenza, ma promuove anche la responsabilità individuale e collettiva nel raggiungimento dei traguardi.

La gestione efficace degli obiettivi aziendali dipende anche dalla capacità di comunicarli in modo chiaro e di allinearli ai processi e alle risorse dell'organizzazione. Freeman (1984) evidenzia che “la partecipazione degli stakeholder nella definizione degli obiettivi aziendali è essenziale per garantire il loro supporto e il successo delle strategie”⁶⁶. Coinvolgere i dipendenti, i clienti e i fornitori non solo migliora la coerenza delle attività, ma rafforza anche il senso di appartenenza e motivazione.

L'allineamento tra obiettivi, processi e risorse è cruciale per evitare sprechi e inefficienze. Ad esempio, un'organizzazione che definisce come obiettivo strategico l'espansione internazionale deve garantire che i processi di produzione, le competenze del personale e le infrastrutture tecnologiche siano adeguati a sostenere questa crescita. L'integrazione tra obiettivi e risorse non è solo una questione operativa, ma anche una sfida culturale che richiede un forte impegno da parte della leadership aziendale.

Le tecnologie digitali stanno rivoluzionando il modo in cui le imprese definiscono e gestiscono i propri obiettivi. Strumenti come i sistemi di business intelligence e le piattaforme collaborative permettono di monitorare i progressi in tempo reale e di adattare rapidamente le strategie in risposta ai cambiamenti del mercato. Vial (2019) sottolinea che “l'adozione di strumenti digitali consente una

⁶⁶ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

gestione più dinamica e flessibile degli obiettivi, migliorando la capacità di innovare e di competere”⁶⁷.

Un ulteriore aspetto innovativo è rappresentato dall’uso dell’analisi predittiva per identificare le aree di opportunità e anticipare i rischi. Questo approccio permette di orientare le risorse verso le iniziative più promettenti, migliorando l’efficacia delle decisioni strategiche.

La gestione degli obiettivi aziendali è una pratica fondamentale per garantire il successo e la sostenibilità delle organizzazioni. Attraverso una chiara definizione degli obiettivi, un allineamento strategico e l’utilizzo di strumenti innovativi, le imprese possono migliorare la propria capacità di rispondere alle sfide del mercato e di creare valore per tutti gli stakeholder. La tecnologia, combinata con una visione strategica coerente, rappresenta oggi una leva indispensabile per ottimizzare la gestione degli obiettivi e raggiungere risultati significativi.

4.1 Definizione degli obiettivi strategici: criteri e applicazioni

Definire obiettivi strategici chiari e coerenti è uno degli aspetti più complessi, ma anche fondamentali, nella gestione aziendale. Gli obiettivi rappresentano la direzione verso cui l’organizzazione si muove e costituiscono un punto di riferimento per le decisioni operative e strategiche. Non sono semplicemente traguardi da raggiungere, ma una guida per orientare le attività, allocare le risorse e coinvolgere i diversi attori interni ed esterni all’impresa.

Un obiettivo strategico efficace deve essere ben definito e misurabile. Questo principio, spesso sintetizzato nell’acronimo SMART (Specifico, Misurabile, Attuabile, Rilevante, Temporale), sottolinea l’importanza di criteri chiari e concreti per evitare ambiguità. Come osserva Porter (1985), “obiettivi

⁶⁷ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

vaghi o troppo generici rischiano di disperdere gli sforzi dell'organizzazione, mentre obiettivi specifici aiutano a mantenere il focus sulle priorità strategiche”⁶⁸. Per esempio, un'impresa che punta a migliorare la propria presenza sul mercato globale non dovrebbe limitarsi a stabilire un generico obiettivo di crescita, ma dovrebbe specificare traguardi misurabili, come l'espansione in un numero definito di mercati entro un determinato periodo.

Un altro aspetto cruciale nella definizione degli obiettivi è la loro rilevanza rispetto al contesto in cui opera l'organizzazione. Gli obiettivi strategici non possono essere formulati in modo astratto, ma devono riflettere le priorità aziendali e le opportunità offerte dal mercato. Ad esempio, in un settore caratterizzato da rapidi cambiamenti tecnologici, come quello della tecnologia, l'obiettivo di innovare costantemente diventa centrale per mantenere la competitività. Freeman (1984) sottolinea che “la capacità di un'impresa di adattare i propri obiettivi alle esigenze degli stakeholder è ciò che la rende rilevante e sostenibile nel tempo”⁶⁹.

La definizione degli obiettivi strategici richiede inoltre un forte coinvolgimento della leadership aziendale. È essenziale che il top management non solo formuli gli obiettivi, ma li comunichi chiaramente all'interno dell'organizzazione. Questo processo non è solo una questione operativa, ma anche culturale: gli obiettivi devono essere compresi, accettati e sostenuti da tutti i livelli aziendali. L'assenza di chiarezza o di condivisione può portare a malintesi e a una mancanza di coerenza nelle attività quotidiane.

Oltre alla definizione, gli obiettivi devono essere integrati nei processi aziendali attraverso strumenti che ne facilitino il monitoraggio e l'implementazione. Tecnologie come i sistemi di business intelligence e le piattaforme digitali di gestione strategica consentono di tradurre gli obiettivi in azioni concrete, monitorando i progressi in tempo reale. Ad esempio, una

⁶⁸ Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.

⁶⁹ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

piattaforma digitale può aiutare un'azienda manifatturiera a monitorare l'andamento della produzione rispetto a un obiettivo di riduzione dei costi, permettendo di intervenire tempestivamente in caso di deviazioni. Vial (2019) osserva che “gli strumenti digitali offrono alle imprese la possibilità di monitorare e adattare i propri obiettivi in modo dinamico, migliorando l'efficacia delle strategie”⁷⁰.

Un altro aspetto rilevante è l'equilibrio tra ambizione e realismo. Gli obiettivi devono essere sufficientemente ambiziosi da ispirare e motivare, ma anche realistici e raggiungibili. Obiettivi troppo ambiziosi rischiano di scoraggiare i team, mentre obiettivi eccessivamente modesti non stimolano il miglioramento continuo. Kaplan e Norton (1996) evidenziano che “gli obiettivi strategici devono rappresentare un equilibrio tra il desiderio di innovare e la necessità di mantenere la fattibilità operativa”⁷¹.

In sintesi, la definizione degli obiettivi strategici non è un processo lineare, ma una pratica complessa che richiede analisi, coinvolgimento e strumenti adeguati. Obiettivi chiari e ben definiti offrono alle imprese una direzione precisa e contribuiscono a rafforzare la coerenza e l'efficacia delle loro strategie. In un mondo in continua evoluzione, saper formulare obiettivi strategici pertinenti e misurabili è una delle competenze più preziose per garantire il successo e la sostenibilità delle organizzazioni.

4.2 L'importanza della coerenza tra obiettivi, processi e risorse

La coerenza tra obiettivi, processi e risorse è fondamentale per garantire che le strategie aziendali si traducano in risultati concreti. Un'organizzazione può avere obiettivi ambiziosi, ma senza processi adeguati e risorse sufficienti, rischia

⁷⁰ Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.

⁷¹ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

di compromettere la propria capacità di raggiungerli. Mintzberg (1994) osserva che “l’allineamento tra le componenti strategiche è essenziale per mantenere la sostenibilità e la competitività dell’impresa”⁷².

Un esempio pratico è dato dalle imprese che utilizzano sistemi di gestione integrata, come gli ERP, per ottimizzare i flussi operativi e garantire un uso efficace delle risorse. Questo tipo di tecnologia consente di monitorare in tempo reale l’allocazione delle risorse, migliorando la capacità dell’azienda di adattarsi alle esigenze del mercato. Brynjolfsson e Hitt (2000) sottolineano che “gli investimenti in tecnologie digitali producono risultati significativi solo quando sono accompagnati da processi coerenti”⁷³.

La coerenza non riguarda solo gli strumenti, ma anche il coinvolgimento delle persone. Risorse umane adeguatamente formate e allineate agli obiettivi aziendali sono indispensabili per tradurre la strategia in azioni efficaci. Barney (1991) evidenzia che “le risorse distintive, se ben gestite, rappresentano un vantaggio competitivo sostenibile”⁷⁴.

In sintesi, l’allineamento tra obiettivi, processi e risorse è una leva strategica per trasformare la visione aziendale in risultati tangibili. Investire in tecnologie, processi e competenze adeguati consente alle organizzazioni di operare con maggiore efficienza e resilienza.

5. Ciclo di gestione della performance e valutazione dei risultati

Il ciclo di gestione della performance è uno strumento fondamentale per tradurre strategie in risultati e adattarsi ai cambiamenti del mercato. Composto da pianificazione, misurazione e revisione, consente di mantenere l’allineamento tra

⁷² Mintzberg, H. (1994). *The Rise and Fall of Strategic Planning*. Free Press.

⁷³ Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2000). Beyond Computation: Information Technology, Organizational Transformation and Business Performance. *Journal of Economic Perspectives*, 14(4), 23-48.

⁷⁴ Barney, J. B. (1991). Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

obiettivi e risultati. Kaplan (1996) sottolinea che “un approccio strutturato collega strategia e operatività, migliorando l’efficacia organizzativa”⁷⁵.

La pianificazione definisce obiettivi e risorse, la misurazione valuta i progressi, mentre la revisione identifica azioni migliorative. Mintzberg (1994) evidenzia che “un ciclo ben gestito garantisce apprendimento continuo e flessibilità”⁷⁶. Oltre alla raccolta di dati quantitativi, è cruciale analizzare le cause sottostanti ai risultati, come inefficienze o cambiamenti di mercato (Hammer, 1990)⁷⁷.

Le tecnologie digitali migliorano ogni fase del ciclo, rendendo il monitoraggio più veloce e accurato. Strumenti come le piattaforme di business intelligence consentono di visualizzare dati in tempo reale, aumentando la qualità delle decisioni (Brynjolfsson & McAfee, 2014)⁷⁸.

In sintesi, il ciclo di gestione della performance è un approccio dinamico che, con il supporto delle tecnologie, permette alle organizzazioni di adattarsi e ottimizzare le proprie strategie per competere efficacemente.

5.1 Le fasi principali del processo: pianificazione, misurazione e revisione

Il ciclo di gestione della performance aziendale si articola in tre fasi principali: pianificazione, misurazione e revisione. Ciascuna di queste fasi svolge un ruolo cruciale nel garantire l’allineamento tra gli obiettivi strategici e i risultati operativi. Come osserva Kaplan (1996), “un processo ben strutturato permette alle

⁷⁵ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁷⁶ Mintzberg, H. (1994). *The Rise and Fall of Strategic Planning*. Free Press.

⁷⁷ Hammer, M. (1990). Reengineering Work: Don’t Automate, Obliterate. *Harvard Business Review*, 68(4), 104-112.

⁷⁸ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

organizzazioni di tradurre la strategia in azioni concrete, monitorando i progressi e apportando correzioni quando necessario”⁷⁹.

La pianificazione è il punto di partenza e consiste nella definizione degli obiettivi aziendali, nell’identificazione delle risorse necessarie e nell’elaborazione di un piano strategico coerente. Questa fase richiede una visione chiara delle priorità e una valutazione realistica delle capacità interne ed esterne. Mintzberg (1994) evidenzia che “una pianificazione efficace richiede flessibilità e la capacità di anticipare le sfide future”⁸⁰.

La fase di misurazione si concentra sulla raccolta e sull’analisi dei dati relativi alle performance. Attraverso l’utilizzo di indicatori chiave (KPI), le organizzazioni possono monitorare i progressi rispetto agli obiettivi prefissati. Ad esempio, un’azienda che mira a ridurre i costi operativi può utilizzare indicatori come il costo unitario di produzione o il tasso di utilizzo delle risorse. Hammer (1990) sottolinea che “la misurazione deve essere precisa e focalizzata su ciò che realmente influenza il successo aziendale”⁸¹.

La revisione, infine, rappresenta il momento in cui i risultati vengono valutati per identificare eventuali scostamenti rispetto agli obiettivi. Questa fase non si limita a individuare problemi, ma mira a sviluppare soluzioni e azioni correttive. Brynjolfsson e McAfee (2014) osservano che “una revisione efficace non solo migliora le performance attuali, ma crea le basi per strategie future più robuste”⁸².

In sintesi, il successo di un ciclo di gestione della performance dipende dalla capacità di integrare queste tre fasi in un processo continuo e coerente. La

⁷⁹ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁸⁰ Mintzberg, H. (1994). *The Rise and Fall of Strategic Planning*. Free Press.

⁸¹ Hammer, M. (1990). Reengineering Work: Don’t Automate, Obliterate. *Harvard Business Review*, 68(4), 104-112.

⁸² Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

pianificazione, la misurazione e la revisione non sono momenti isolati, ma parti di un sistema dinamico che guida l'organizzazione verso il miglioramento continuo.

5.2 Utilizzo degli indicatori per supportare decisioni e strategie aziendali

Gli indicatori di performance sono strumenti essenziali per trasformare i dati in informazioni utili, supportando decisioni strategiche e operative. Kaplan (1996) afferma che “gli indicatori permettono di monitorare i progressi verso gli obiettivi, fornendo una base per allocare risorse e definire priorità”⁸³.

Oltre alla misurazione dei risultati, gli indicatori consentono un monitoraggio continuo, permettendo alle imprese di adattare rapidamente le strategie in risposta ai cambiamenti del mercato. Ad esempio, un'azienda può analizzare la soddisfazione dei clienti per migliorare i servizi in tempo reale. Brynjolfsson e McAfee (2014) evidenziano che “gli indicatori possono diventare strumenti predittivi, anticipando tendenze e opportunità”⁸⁴.

Le tecnologie digitali amplificano questo potenziale, rendendo gli indicatori più accessibili e dinamici attraverso dashboard interattive e analisi avanzate. Freeman (1984) sottolinea che “un sistema ben progettato di indicatori migliora la comunicazione interna e la responsabilità tra gli stakeholder”⁸⁵.

In sintesi, gli indicatori non solo misurano i risultati, ma guidano decisioni più informate e strategiche, rendendoli indispensabili per un'organizzazione dinamica e competitiva.

6. Performance e risorse umane: un approccio integrato

⁸³ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁸⁴ Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.

⁸⁵ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

Le risorse umane sono il fulcro del successo aziendale, e il loro contributo è cruciale per raggiungere gli obiettivi strategici. Barney (1991) sottolinea che “le risorse umane, quando ben gestite, possono costituire un vantaggio competitivo sostenibile”⁸⁶. Per questo, un approccio integrato alla performance deve considerare il valore sia del contributo individuale che del lavoro di squadra.

Strumenti digitali, come piattaforme HR tech e sistemi di people analytics, consentono oggi di monitorare e migliorare le prestazioni del personale, allineandole agli obiettivi aziendali. Kaplan e Norton (1996) evidenziano che “un’efficace gestione delle risorse umane deve essere strettamente collegata alle priorità strategiche dell’organizzazione”⁸⁷.

Tuttavia, per garantire risultati duraturi, è necessario un ambiente di lavoro che promuova il benessere, la motivazione e la crescita professionale. Freeman (1984) osserva che “imprese attente alla valorizzazione dei dipendenti ottengono vantaggi economici e sociali”⁸⁸.

6.1 Valutazione del contributo individuale e collettivo

La valutazione delle performance aziendali non può prescindere dall’analisi del contributo sia individuale che collettivo, poiché entrambi sono essenziali per raggiungere gli obiettivi strategici. Il contributo individuale riflette la capacità del singolo di applicare competenze e conoscenze per generare valore, mentre il contributo collettivo rappresenta il risultato delle sinergie create all’interno dei team. Barney (1991) sottolinea che “le risorse umane, quando valutate in modo equo ed efficace, possono diventare un vantaggio competitivo unico”⁸⁹.

⁸⁶ Barney, J. B. (1991). Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

⁸⁷ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁸⁸ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

⁸⁹ Barney, J. B. (1991). Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

La valutazione individuale si concentra sulle prestazioni e sul potenziale di crescita dei singoli dipendenti. Strumenti come le schede di valutazione delle competenze e il feedback continuo consentono di monitorare il progresso e di identificare aree di miglioramento. Kaplan e Norton (1996) evidenziano che “un sistema di valutazione ben progettato collega le performance individuali agli obiettivi strategici, favorendo la responsabilità e il coinvolgimento”⁹⁰.

La performance collettiva, invece, si misura attraverso l'efficacia dei team e la capacità di lavorare in modo collaborativo. La coesione del gruppo, la comunicazione e il raggiungimento degli obiettivi condivisi sono aspetti fondamentali per il successo del lavoro di squadra. Hammer (1990) osserva che “la performance collettiva non è solo la somma delle parti, ma il risultato di un sistema integrato e ben funzionante”⁹¹.

Le tecnologie digitali, come i sistemi di people analytics, facilitano la valutazione sia individuale che collettiva, offrendo dati concreti e personalizzati per monitorare le prestazioni. Ad esempio, l'analisi di metriche come la produttività o la partecipazione a progetti chiave aiuta i manager a identificare talenti e aree critiche.

Questo approccio non solo migliora i risultati, ma promuove anche una cultura di responsabilità e collaborazione all'interno dell'organizzazione.

6.2 Motivazione del personale e impatto sugli obiettivi aziendali

La motivazione del personale è uno dei fattori determinanti per il raggiungimento degli obiettivi aziendali. Dipendenti motivati tendono a essere più produttivi, impegnati e orientati al miglioramento continuo, contribuendo in modo

⁹⁰ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁹¹ Hammer, M. (1990). Reengineering Work: Don't Automate, Obliterate. *Harvard Business Review*, 68(4), 104-112.

significativo alla performance complessiva dell'organizzazione. Herzberg (1968) evidenzia che “la motivazione intrinseca, derivante da riconoscimento, crescita personale e significato del lavoro, ha un impatto duraturo sul rendimento”⁹².

La motivazione può essere intrinseca, legata alla soddisfazione personale derivante dall'attività svolta, o estrinseca, influenzata da incentivi come premi economici o opportunità di carriera. Entrambe giocano un ruolo fondamentale, ma la motivazione intrinseca si è rivelata particolarmente efficace nel promuovere impegno e creatività a lungo termine. Ad esempio, un ambiente di lavoro che incoraggia la collaborazione e il riconoscimento dei risultati individuali può rafforzare la motivazione intrinseca, migliorando l'efficacia complessiva.

Le tecnologie digitali offrono nuove opportunità per supportare la motivazione del personale. Sistemi di gamification, piattaforme di feedback continuo e programmi di sviluppo delle competenze aiutano a creare un ambiente di lavoro stimolante e orientato agli obiettivi. Kaplan e Norton (1996) sottolineano che “strumenti digitali ben implementati rafforzano il legame tra performance individuale e obiettivi aziendali, promuovendo una maggiore responsabilità”⁹³.

La motivazione del personale non è solo un obiettivo in sé, ma un mezzo per migliorare la competitività aziendale. Dipendenti motivati sono più inclini a lavorare con efficienza e a contribuire in modo proattivo al raggiungimento degli obiettivi strategici. Freeman (1984) osserva che “un'organizzazione che valorizza e motiva il proprio personale è in grado di affrontare meglio le sfide del mercato, creando un vantaggio competitivo duraturo”⁹⁴.

⁹² Herzberg, F. (1968). *One More Time: How Do You Motivate Employees?* Harvard Business Review.

⁹³ Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.

⁹⁴ Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

CAPITOLO II

CB-SEM E PLS-SEM: METODOLOGIE A CONFRONTO PER LA MODELLAZIONE STRUTTURALE

SOMMARIO: 1. Modelli a equazioni strutturali: introduzione e principi fondamentali - 1.1 *Introduzione ai modelli a equazioni strutturali (SEM)* - 1.1.1 *Rappresentazione matematica di un SEM* - 1.2 *Storia ed evoluzione dei SEM* - 1.3 *Differenze tra Path Analysis e SEM* - 1.4 *Vantaggi dei SEM rispetto ai modelli di regressione tradizionali* - 1.5 *Limiti dei SEM* – 2. Modelli di misura nei SEM - 2.1 *Il modello riflessivo: caratteristiche e applicazioni* - 2.1.1 *Struttura del modello riflessivo* - 2.1.2 *Validazione del modello riflessivo* - 2.2 *Il modello formativo: struttura e differenze rispetto al modello riflessivo* - 2.2.1 *Struttura del modello formativo* - 2.2.2 *Differenze tra modello formativo e riflessivo* - 2.2.3 *Sfide nella modellazione formativa* - 2.2.4 *Validazione del modello formativo* – 3. Metodi di stima nei modelli a equazioni strutturali - 3.1 *Covariance-Based SEM (CB-SEM)* - 3.1.1 *Principi di funzionamento del CB-SEM* - 3.1.2 *Criteri di bontà dell'adattamento nel CB-SEM* - 3.1.3 *Vantaggi e limiti del CB-SEM* - 3.2 *Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)* - 3.2.1 *Principi di funzionamento del PLS-SEM* - 3.2.2 *Differenze tra PLS-SEM e CB-SEM* - 3.2.3 *Criteri di bontà dell'adattamento nel PLS-SEM* - 3.2.4 *Vantaggi e limiti del PLS-SEM* – 4 Gli indici di bontà del modello CB-SEM – 4.1 Il concetto di bontà dell'adattamento nei SEM – 4.2 Il test del chi-quadrato (χ^2) e le sue limitazioni – 4.3 Gli indici di adattamento assoluto – 4.3.1 RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) – 4.3.2 GFI (Goodness of Fit Index) – 4.3.3 AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index) – 4.3.4 SRMR (Standardized Root Mean Square Residual) – 4.4 Gli indici di adattamento incrementale – 4.4.1 CFI (Comparative Fit Index) – 4.4.2 TLI (Tucker-Lewis Index) – 4.4.3 NFI (Normed Fit Index) – 4.4.4 RFI (Relative Fit Index) – 4.5 Gli indici di parsimonia – 4.5.1 PNFI (Parsimony Normed Fit Index) – 4.5.2 PGFI (Parsimony Goodness of Fit Index) – 4.5.3 AIC e BIC (Criteri informativi) – 5 L'approccio ANOM

1. Modelli ad equazioni strutturali

1.1 Introduzione ai modelli a equazioni strutturali

Negli ultimi decenni, l'analisi delle relazioni tra variabili ha subito un'importante evoluzione grazie all'introduzione dei modelli a equazioni strutturali (Structural Equation Modeling, SEM). I modelli a equazioni strutturali (SEM) costituiscono una metodologia statistica avanzata per l'analisi di relazioni complesse tra variabili osservabili e latenti⁹⁵. Essi combinano elementi dell'analisi fattoriale confermativa (CFA) e della regressione multipla per testare e verificare relazioni teoriche tra costrutti⁹⁶.

Un SEM può essere visto come un sistema di equazioni simultanee che rappresentano connessioni causali ipotizzate tra variabili, permettendo di analizzare contemporaneamente relazioni dirette, indirette e mediatori⁹⁷. Questo lo distingue da metodi statistici tradizionali, come la regressione multipla, che si limitano a stimare effetti diretti tra variabili osservabili⁹⁸.

La struttura di un modello SEM si basa su due componenti fondamentali⁹⁹:

1. Il modello di misura (Measurement Model): definisce il legame tra le variabili latenti e i loro indicatori osservabili, distinguendo tra modelli riflessivi e formativi¹⁰⁰.
2. Il modello strutturale (Structural Model): descrive le relazioni di dipendenza tra variabili latenti, consentendo di testare ipotesi teoriche e di modellare processi causali¹⁰¹.

Questa distinzione è un aspetto cruciale dei SEM, in quanto permette di separare il processo di misurazione degli indicatori dall'analisi delle relazioni tra i costrutti teorici.

⁹⁵ Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. ETS Research Bulletin Series.

⁹⁶ Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. Wiley.

⁹⁷ Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). *Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error*. Journal of Marketing Research, 18(1), 39-50.

⁹⁸ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.

⁹⁹ Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling*. Springer.

¹⁰⁰ Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). *Index Construction with Formative Indicators: An Alternative to Scale Development*. Journal of Marketing Research, 38(2), 269-277.

¹⁰¹ Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum.

1.1.1 Rappresentazione matematica di un SEM

Dal punto di vista matematico, un modello a equazioni strutturali può essere espresso attraverso le seguenti equazioni fondamentali¹⁰²:

1. Modello di misura

Per variabili latenti endogene:

$$Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$$

Per variabili latenti esogene:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta$$

Dove:

- Y e X sono i vettori delle variabili osservabili endogene ed esogene.
- η e ξ rappresentano le variabili latenti endogene ed esogene.
- Λ_y e Λ_x sono le matrici dei pesi fattoriali (loadings).
- ε e δ rappresentano gli errori di misurazione.

2. Modello strutturale

Il modello strutturale definisce la relazione tra variabili latenti:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

Dove:

- B è la matrice delle relazioni tra variabili latenti endogene.
- Γ è la matrice dei coefficienti di regressione tra variabili latenti esogene ed endogene.
- ζ rappresenta l'errore strutturale (varianza non spiegata dal modello).

¹⁰² Byrne, B. M. (2016). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (3rd ed.). Routledge.

Questa formulazione consente di analizzare contemporaneamente effetti diretti, indiretti e mediati, rendendo i SEM strumenti estremamente versatili per l'analisi dei dati complessi¹⁰³.

Dal punto di vista metodologico, i SEM combinano tecniche statistiche avanzate per fornire una rappresentazione più accurata delle relazioni tra variabili. Le principali metodologie utilizzate nei SEM sono:

- Analisi fattoriale confermativa (CFA): verifica la validità delle relazioni tra le variabili latenti e i loro indicatori osservati, determinando se le misure riflettono i costrutti teorici previsti dal modello¹⁰⁴
- Path analysis: studia le relazioni tra variabili osservate e consente di rappresentare i legami causali tra loro. È considerata un predecessore dei SEM, ma è meno potente in quanto non può gestire variabili latenti¹⁰⁵.
- Regressione strutturale: permette di stimare l'impatto delle variabili latenti tra loro, includendo effetti diretti e indiretti.

L'utilizzo dei SEM si è diffuso rapidamente in diversi ambiti scientifici e gestionali. Ad esempio, nel settore del management, questi modelli vengono applicati per analizzare l'influenza della leadership sul benessere organizzativo, valutando il ruolo mediatore della motivazione dei dipendenti. Nel marketing, i SEM sono impiegati per comprendere il legame tra esperienza del consumatore, qualità percepita e fedeltà alla marca¹⁰⁶.

1.2 Storia ed evoluzione dei SEM

L'analisi delle relazioni tra variabili ha una lunga tradizione nelle scienze statistiche e sociali. Il concetto di modellazione strutturale ha iniziato a svilupparsi nei primi decenni del XX secolo, con l'introduzione della Path Analysis da parte di Sewall Wright (1934), uno dei

¹⁰³ Ibidem

¹⁰⁴ Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). *Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error*. Journal of Marketing Research, 18(1), 39-50.

¹⁰⁵ Wright, S. (1934). *The method of path coefficients*. The Annals of Mathematical Statistics, 5(3), 161-215.

¹⁰⁶ Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum.

primi metodi per rappresentare le relazioni causali tra variabili mediante un sistema di equazioni. Tuttavia, i veri progressi nella modellazione a equazioni strutturali si sono verificati tra gli anni '60 e '70, con l'introduzione dei modelli di equazioni strutturali (SEM) da parte di studiosi come Karl Jöreskog e successivamente Herman Wold.

La Tabella 1 sintetizza i passaggi chiave nell'evoluzione dei SEM:

Anno	Autore	Contributo
1934	Sewall Wright	Introduzione della Path Analysis per studiare le relazioni tra variabili osservate
1973	Karl Jöreskog	Sviluppo del CB-SEM basato sulla massimizzazione della verosimiglianza (MLE)
1982	Herman Wold	Introduzione del PLS-SEM, orientato alla massimizzazione della varianza spiegata
1990-2000	Vari autori	Diffusione del SEM nelle scienze sociali, economiche e gestionali
2010-oggi	Hair, Sarstedt, Ringle	Evoluzione del PLS-SEM con nuovi criteri di validazione e software avanzati

Tabella 1 - Evoluzione storica dei SEM

Il primo contributo significativo ai SEM è stato fornito da Sewall Wright, che nel 1934 propose la Path Analysis, un metodo per modellare le relazioni tra variabili osservate attraverso un sistema di equazioni lineari¹⁰⁷. Wright introdusse il concetto di coefficiente di percorso (path coefficient) per quantificare le relazioni causali, un'innovazione fondamentale per lo sviluppo successivo dei SEM. Tuttavia, il limite principale della Path Analysis era l'incapacità di gestire variabili latenti, ossia concetti teorici non direttamente misurabili.

Il passo successivo nello sviluppo dei SEM avvenne con Karl Jöreskog, che nel 1973 propose il Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM), un modello basato sulla massimizzazione della verosimiglianza (Maximum Likelihood Estimation, MLE)¹⁰⁸. Questo metodo si basava sull'analisi delle matrici di covarianza, permettendo di verificare modelli teorici attraverso l'analisi della loro aderenza ai dati empirici.

Il CB-SEM è stato il primo metodo a incorporare in modo formale la distinzione tra:

¹⁰⁷ Wright, S. (1934). *The method of path coefficients*. The Annals of Mathematical Statistics, 5(3), 161-215.

¹⁰⁸ Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1973). *Lisrel and its applications to factor analysis and structure equation modeling*. Journal of Econometrics, 1(1), 383-400.

- Modello di misura: la relazione tra variabili latenti e indicatori osservati.
- Modello strutturale: le relazioni causali tra le variabili latenti.

Il CB-SEM ha avuto una grande diffusione grazie a software come LISREL, AMOS e Mplus, strumenti che hanno reso questa metodologia accessibile a ricercatori di tutto il mondo¹⁰⁹.

Nel 1982, Herman Wold propose un'alternativa al CB-SEM: il Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) [3]. A differenza del CB-SEM, il PLS-SEM non si basa sulle covarianze ma sulla massimizzazione della varianza spiegata.

Questa differenza rende il PLS-SEM particolarmente utile in situazioni in cui:

- Il campione di dati è di dimensioni ridotte.
- Il modello è esplorativo e non ancora consolidato teoricamente.
- I dati non soddisfano i requisiti di normalità multivariata.

Negli ultimi anni, il PLS-SEM ha guadagnato popolarità grazie a software come SmartPLS e WarpPLS, che permettono di stimare modelli SEM in modo più flessibile rispetto al CB-SEM¹¹⁰

A partire dagli anni '90, i SEM hanno conosciuto una diffusione crescente in diverse discipline, grazie alla loro capacità di integrare modelli teorici con dati empirici. Negli anni 2000, studiosi come Hair, Sarstedt e Ringle hanno perfezionato il PLS-SEM, migliorandone la validità e sviluppando nuovi criteri di valutazione del modello, come il PLSpredict per la capacità predittiva¹¹¹.

Oggi i SEM sono una metodologia di riferimento per l'analisi delle relazioni causali in vari campi, dalla psicologia al business, fino all'ingegneria e alle scienze mediche.

1.3 Differenze tra Path Analysis e SEM

¹⁰⁹ Wold, H. (1982). *Soft modeling: The basic design and some extensions*. North-Holland.

¹¹⁰ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: A workbook*. Springer.

¹¹¹ Ibidem

Uno dei primi strumenti utilizzati per l'analisi delle relazioni tra variabili è stato il Path Analysis, introdotto da Sewall Wright nel 1934¹¹². Questo metodo si basa sull'utilizzo di equazioni lineari per rappresentare i legami tra variabili osservate, attraverso un sistema di coefficienti di percorso (path coefficients). La Path Analysis ha costituito una base importante per lo sviluppo dei modelli a equazioni strutturali (SEM), ma presenta alcune limitazioni significative che ne hanno reso necessaria l'evoluzione.

La differenza principale tra Path Analysis e SEM risiede nella capacità dei modelli SEM di includere variabili latenti, ovvero costrutti teorici non direttamente osservabili, ma misurati attraverso indicatori. Nei SEM, queste variabili latenti vengono definite tramite modelli di misura, un aspetto che la Path Analysis non è in grado di gestire¹¹³.

Un'altra differenza importante riguarda la capacità dei SEM di gestire più relazioni simultaneamente in un unico modello. La Path Analysis consente di esaminare le relazioni dirette tra variabili osservate, ma non permette di stimare effetti indiretti o mediatori con la stessa precisione dei SEM¹¹⁴.

Nella tabella numero 2 è possibile osservare le principali differenze tra i due approcci.

Caratteristica	Path Analysis	Structural Equation Modeling (SEM)
Variabili latenti	No	Sì
Relazioni simultanee	Sì	Sì
Metodo di stima	Regressione lineare	CB-SEM o PLS-SEM
Gestione degli errori di misurazione	No	Sì
Modellazione di effetti indiretti	Limitata	Completa

¹¹² Wright, S. (1934). *The method of path coefficients*. The Annals of Mathematical Statistics, 5(3), 161-215.

¹¹³ Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. ETS Research Bulletin Series.

¹¹⁴ Wold, H. (1982). *Soft modeling: The basic design and some extensions*. North-Holland.

Caratteristica	Path Analysis	Structural Equation Modeling (SEM)
Applicabilità	Relazioni dirette	Modelli più complessi

Tabella 2 – Differenze tra Path Analysis e SEM

Ciò significa che i SEM offrono una rappresentazione più precisa e realistica dei fenomeni studiati, perché includono sia relazioni dirette che effetti indiretti, riducendo l'influenza di errori di misurazione sui risultati¹¹⁵.

1.4 Vantaggi dei SEM rispetto ai modelli di regressione tradizionali

I modelli a equazioni strutturali (SEM) offrono diversi vantaggi rispetto ai tradizionali modelli di regressione multipla, soprattutto quando si tratta di analizzare fenomeni complessi. Uno degli aspetti più significativi è la possibilità di lavorare con variabili latenti, ossia concetti astratti che non possono essere misurati direttamente ma solo attraverso indicatori osservabili. Nei SEM, ad esempio, un concetto come la soddisfazione del cliente può essere rappresentato da più indicatori (valutazioni, recensioni, probabilità di riacquisto), mentre nella regressione tradizionale si sarebbe costretti a sceglierne solo uno, con una perdita di precisione nell'analisi¹¹⁶.

Un altro grande vantaggio dei SEM è la capacità di analizzare più relazioni simultaneamente. Mentre la regressione tradizionale si concentra su relazioni una alla volta, i SEM permettono di esaminare effetti diretti, indiretti e mediatori nello stesso modello, senza bisogno di test separati. Questo li rende particolarmente utili per studiare dinamiche complesse in cui più fattori si influenzano reciprocamente¹¹⁷.

I SEM offrono anche un miglior controllo sugli errori di misurazione. Nei modelli tradizionali, ogni variabile è considerata una misurazione esatta del fenomeno che rappresenta, ma nella realtà ogni dato è soggetto a errori. I SEM riducono questo problema

¹¹⁵ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: A workbook*. Springer.

¹¹⁶ Ibidem

¹¹⁷ Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). *Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error*. Journal of Marketing Research, 18(1), 39-50.

utilizzando più indicatori per ogni variabile latente, aumentando così l'affidabilità dei risultati¹¹⁸.

Infine, un ulteriore punto di forza è la maggiore flessibilità dei SEM, specialmente nella loro variante PLS-SEM. Questo metodo può essere applicato anche a dati non normalmente distribuiti e a campioni di piccole dimensioni, cosa che nei modelli di regressione tradizionali rappresenterebbe un problema¹¹⁹.

1.5 Limiti dei SEM

Nonostante i numerosi vantaggi, i modelli a equazioni strutturali (SEM) presentano anche alcune limitazioni metodologiche e applicative che ne rendono complessa l'adozione, soprattutto in contesti non pienamente strutturati o in assenza di una solida base teorica.

Uno dei principali limiti riguarda la necessità di una forte specificazione teorica del modello. I SEM richiedono che le relazioni tra costrutti siano definite a priori sulla base di una teoria consolidata: in assenza di un quadro concettuale chiaro, il rischio è quello di generare modelli poco affidabili o, peggio, arbitrari¹²⁰.

Inoltre, i SEM – in particolare nella loro versione basata sulla covarianza (CB-SEM) – sono altamente sensibili agli errori di specificazione. Anche una singola relazione errata o un indicatore mal definito può compromettere l'intero modello, riducendone l'adattamento e inficiando l'interpretazione dei risultati. Ciò impone una fase di pre-test e validazione particolarmente rigorosa¹²¹.

Un ulteriore limite è rappresentato dalla richiesta di una dimensione campionaria adeguata. Diversamente dalla regressione tradizionale, i SEM necessitano di campioni medi o grandi per garantire la stabilità delle stime. Ad esempio, nel CB-SEM, si raccomanda un minimo di 10 osservazioni per ogni parametro stimato, con un numero complessivo raramente

¹¹⁸ Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). *LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Scientific Software International.

¹¹⁹ Wold, H. (1982). *Soft modeling: The basic design and some extensions*. North-Holland.

¹²⁰ Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74–94.

¹²¹ MacCallum, R. C., & Austin, J. T. (2000). Applications of structural equation modeling in psychological research. *Annual Review of Psychology*, 51, 201–226.

inferiore a 200 unità. In presenza di piccoli campioni, i risultati possono essere instabili o distorti ¹²².

I SEM, infine, presuppongono che i dati rispettino una serie di condizioni statistiche difficilmente verificabili nella pratica. Tra queste figurano la normalità multivariata, l'assenza di collinearità elevata, la linearità delle relazioni tra costrutti e la misurazione affidabile delle variabili latenti. La violazione di uno o più di questi presupposti può rendere inutilizzabili i risultati ottenuti, a meno di ricorrere a metodi di stima robusti o correttivi ¹²³.

2. Modelli di misura dei SEM

I modelli a equazioni strutturali (SEM) rappresentano una metodologia avanzata per l'analisi delle relazioni tra variabili latenti e osservabili ¹²⁴. Essi permettono di testare ipotesi teoriche complesse, combinando elementi della regressione multipla, dell'analisi fattoriale e della modellazione causale ¹²⁵. La qualità di un modello SEM dipende fortemente dalla corretta definizione del modello di misura, ovvero dalla specificazione del legame tra il costrutto teorico e gli indicatori empirici ¹²⁶.

Rappresentazione Grafica dei Modelli SEM

La rappresentazione grafica dei modelli a equazioni strutturali (SEM) è un aspetto cruciale per l'interpretazione delle relazioni tra variabili latenti e osservabili. Essa consente di visualizzare i percorsi causali ipotizzati, rendendo più agevole la comprensione di modelli complessi e facilitando la comunicazione dei risultati ¹²⁷.

Nella rappresentazione standard dei SEM, le variabili latenti sono indicate con ellissi, mentre le variabili osservabili vengono rappresentate da rettangoli. Le relazioni tra le variabili

¹²² Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.

¹²³ Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2016). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling* (4th ed.). Routledge.

¹²⁴ Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. ETS Research Bulletin Series.

¹²⁵ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.

¹²⁶ Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). *Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error*. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.

¹²⁷ Ahmad, S., & Khan, M. (2017). *Structural Equation Modeling: An Overview and Applications*. *Journal of Statistical Analysis*, 45(3), 101-117.

sono descritte da frecce direzionali, che rappresentano le relazioni di causa-effetto, mentre le covarianze tra variabili latenti sono indicate da linee curve bidirezionali¹²⁸.

I SEM sono tipicamente suddivisi in due componenti fondamentali:

- Modello di misura (Measurement Model), che descrive il legame tra le variabili latenti e i loro indicatori osservabili¹²⁹.
- Modello strutturale (Structural Model), che rappresenta le relazioni di dipendenza tra variabili latenti, testando ipotesi teoriche e modellando processi causali¹³⁰.

Un esempio di rappresentazione grafica dei SEM è riportato nella Figura 2 , dove sono illustrate le relazioni tra variabili latenti ed osservabili. Tale schema è utile per evidenziare la distinzione tra il modello di misura e il modello strutturale, oltre a chiarire il flusso delle relazioni tra costrutti¹³¹.

¹²⁸ Mueller, R. O., & Hancock, G. R. (2018). *Structural Equation Modeling: A Second Course*. Routledge.

¹²⁹ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis*. Pearson.

¹³⁰ Kline, R. B. (2020). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. Guilford Press

¹³¹ Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2021). *A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling*. Routledge.

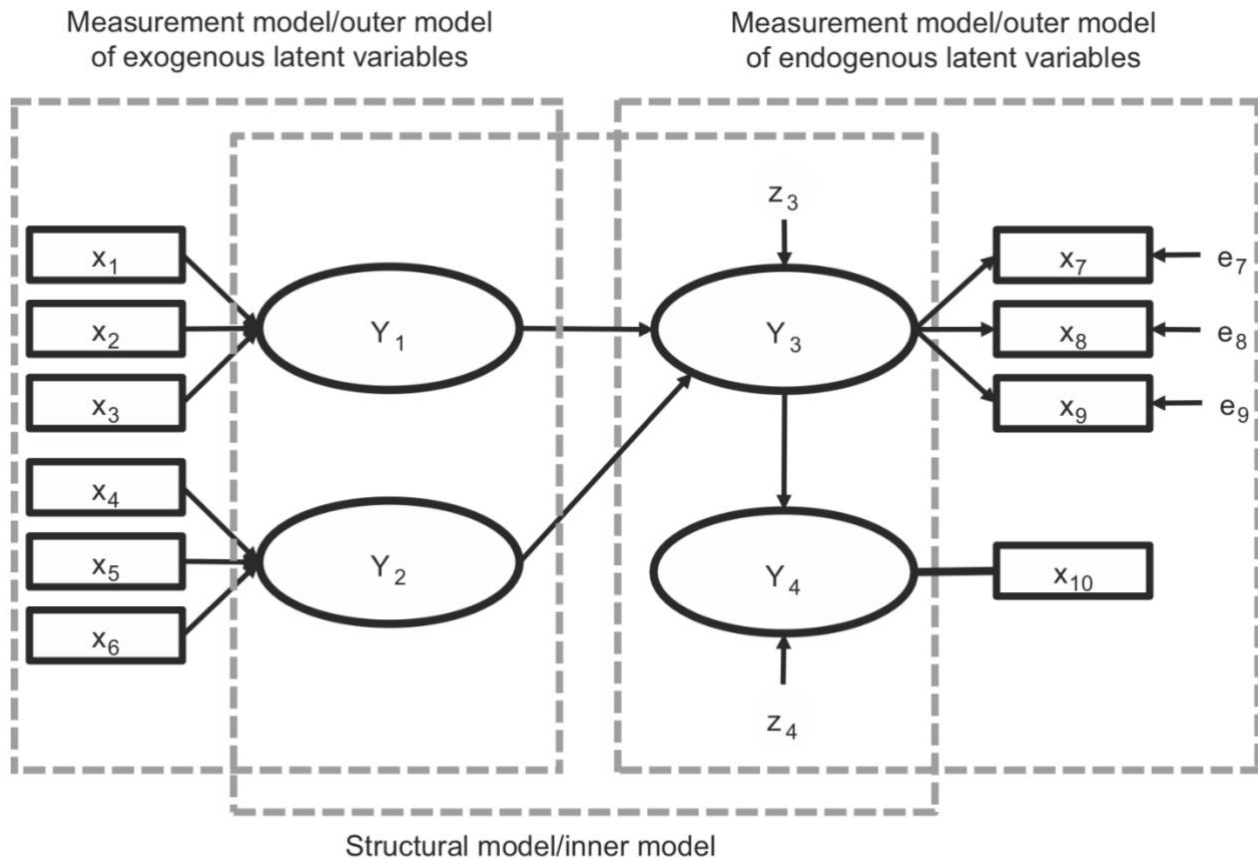


Figura 1 - Struttura generale di un modello SEM (Hair, J. F. Jr., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R*. Springer.)

La scelta tra un modello riflessivo e un modello formativo ha un impatto significativo sui risultati dell'analisi, influenzando sia l'interpretazione statistica sia la validità del modello¹³². Una specificazione errata del modello di misura può compromettere l'affidabilità dei risultati e portare a conclusioni errate, rendendo fondamentale una corretta comprensione delle differenze tra questi approcci¹³³.

2.1 Il Modello Riflessivo

Il modello riflessivo rappresenta uno degli approcci più consolidati all'interno dei modelli a equazioni strutturali (SEM)¹³⁴. Questo modello si basa sull'assunzione che la variabile latente sia la causa dei suoi indicatori osservabili, i quali rappresentano

¹³² Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum.

¹³³ Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). *Index Construction with Formative Indicators: An Alternative to Scale Development*. *Journal of Marketing Research*, 38(2), 269-277.

¹³⁴ Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. ETS Research Bulletin Series.

manifestazioni dirette del costrutto sottostante¹³⁵. In altre parole, le variazioni della variabile latente determinano variazioni nei suoi indicatori, i quali devono risultare altamente correlati tra loro¹³⁶.

L'uso di modelli riflessivi è particolarmente diffuso in discipline come la psicologia, il marketing e le scienze sociali, in quanto molti fenomeni di interesse sono di natura latente, ovvero non direttamente osservabili, ma deducibili attraverso indicatori misurabili¹³⁷. Ad esempio, concetti come la soddisfazione del cliente, il coinvolgimento dei dipendenti o la fedeltà alla marca sono costrutti latenti che vengono misurati attraverso domande su scale Likert o altri indicatori quantitativi¹³⁸.

Uno dei contributi più importanti allo sviluppo dei modelli riflessivi nei SEM è stato fornito da Jöreskog (1973), che ha formalizzato la relazione tra variabili latenti e indicatori attraverso il modello di analisi fattoriale confermativa (CFA, Confirmatory Factor Analysis)¹³⁹. In questo contesto, la validità e l'affidabilità della misurazione sono di fondamentale importanza, poiché un modello SEM ben specificato deve garantire che gli indicatori misurino realmente il costrutto di riferimento¹⁴⁰.

Dal punto di vista concettuale, un modello riflessivo si basa sulle seguenti ipotesi chiave:

- La variabile latente è la causa degli indicatori: se il costrutto cambia, gli indicatori devono variare di conseguenza¹⁴¹.

¹³⁵ Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). *Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error*. Journal of Marketing Research, 18(1), 39-50.

¹³⁶ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.

¹³⁷ Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). *Index Construction with Formative Indicators: An Alternative to Scale Development*. Journal of Marketing Research, 38(2), 269-277.

¹³⁸ Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum.

¹³⁹ Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling*. Springer.

¹⁴⁰ Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). *On the evaluation of structural equation models*. Journal of the Academy of Marketing Science, 16(1), 74-94.

¹⁴¹ Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). *A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling*. Journal of the Academy of Marketing Science, 43(1), 115-135.

- Gli indicatori devono essere fortemente correlati tra loro: poiché derivano dalla stessa variabile latente, devono mostrare coerenza interna¹⁴².
- La rimozione di un indicatore non altera la natura della variabile latente: dato che tutti gli indicatori sono manifestazioni del costrutto, l'eliminazione di uno di essi non modifica significativamente il modello¹⁴³.

Un esempio pratico può essere la misurazione della soddisfazione del cliente:

- Variabile latente: Soddisfazione del Cliente.
- Indicatori riflessivi:
 - Valutazione del servizio (punteggio da 1 a 10)¹⁴⁴.
 - Probabilità di riacquisto¹⁴⁵.
 - Recensioni positive online¹⁴⁶.

Secondo il modello riflessivo, se la soddisfazione del cliente aumenta, tutti e tre questi indicatori dovrebbero migliorare contemporaneamente¹⁴⁷. Se invece gli indicatori non mostrano variazioni coerenti, potrebbe essere necessario rivedere il modello o considerare l'uso di un modello formativo¹⁴⁸.

2.1.1 Struttura del modello riflessivo

Dal punto di vista matematico, un modello riflessivo può essere espresso attraverso la seguente equazione:

¹⁴² Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M. C. (2000). *Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice*. Communications of the Association for Information Systems, 4(1), 7.

¹⁴³ Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). *PLS path modeling*. Computational Statistics & Data Analysis, 48(1), 159-205.

¹⁴⁴ Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). *PLS-SEM: Indeed a silver bullet*. Journal of Marketing Theory and Practice, 19(2), 139-152.

¹⁴⁵ Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). *Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach*. Psychological Bulletin, 103(3), 411-423.

¹⁴⁶ Cheah, J. H., Memon, M. A., Chuah, F., & Ting, H. (2018). *Assessing reflective models in marketing research: A comparison between PLS and PLSC estimates*. International Journal of Business and Society, 19(1), 139-152.

¹⁴⁷ Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.

¹⁴⁸ Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., & Sarstedt, M. (2018). *An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research*. International Journal of Contemporary Hospitality Management.

$$X_i = \lambda_i \xi + \epsilon_i$$

Dove:

- X_i è il valore dell'indicatore osservabile¹⁴⁹.
- λ_i rappresenta il loading fattoriale, ovvero il peso della relazione tra variabile latente e indicatore¹⁵⁰.
- ξ è la variabile latente¹⁵¹.
- ϵ_i rappresenta l'errore di misurazione, che cattura la varianza dell'indicatore non spiegata dalla variabile latente¹⁵².

Questa formulazione riflette il concetto che gli indicatori sono influenzati dal costrutto latente, ma possono anche contenere errori di misurazione indipendenti¹⁵³.

2.1.2 Validazione del modello riflessivo

Affinché un modello riflessivo sia considerato valido, deve rispettare una serie di criteri statistici fondamentali:

1. Affidabilità degli indicatori: ogni indicatore deve avere un elevato grado di correlazione con la variabile latente. Il valore del carico fattoriale (factor loading) deve essere ≥ 0.7 per garantire una buona affidabilità¹⁵⁴.

¹⁴⁹ Henseler, J. (2017). *Bridging design and behavioral research with variance-based structural equation modeling*. Journal of Advertising, 46(1), 178-192.

¹⁵⁰ Ravand, H., & Baghaei, P. (2016). *Partial least squares structural equation modeling with R*. Practical Assessment, Research & Evaluation, 21(7).

¹⁵¹ Zhang, M. F., Dawson, J. F., & Kline, R. B. (2021). *Evaluating the use of covariance-based structural equation modeling with reflective measurement in organizational and management research: A review and recommendations*. British Journal of Management, 32(4), 945-962.

¹⁵² Hair, J. F., & Alamer, A. (2022). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example*. Research Methods in Applied Linguistics, 3(2), 231-258.

¹⁵³ Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Mitchell, R. (2020). *Partial least squares structural equation modeling in HRM research*. International Journal of Human Resource Management, 31(1), 30-50.

¹⁵⁴ Avkiran, N. K. (2018). *An in-depth discussion and illustration of partial least squares structural equation modeling in health care*. Health Care Management Science, 21(3), 335-351. Disponibile online: [link](#).

2. Affidabilità composita (CR – Composite Reliability): indica la coerenza interna degli indicatori e deve essere superiore a 0.7 per dimostrare una buona affidabilità della misura¹⁵⁵.
3. Validità convergente: si misura attraverso l’Average Variance Extracted (AVE), che deve essere superiore a 0.5 per garantire che la variabile latente spieghi almeno il 50% della varianza dei suoi indicatori¹⁵⁶.
4. Validità discriminante: garantisce che la variabile latente sia distinta da altre variabili presenti nel modello. Secondo il criterio di Fornell & Larcker (1981), la radice quadrata della AVE deve essere superiore alle correlazioni con altri costrutti¹⁵⁷.

2.2 Il Modello Formativo

Il modello formativo rappresenta un approccio alternativo ai modelli riflessivi nei modelli a equazioni strutturali (SEM). A differenza dei modelli riflessivi, nei quali la variabile latente è la causa dei suoi indicatori, nel modello formativo sono gli indicatori a determinare la variabile latente¹⁵⁸. Questo significa che ogni indicatore contribuisce a definire il costrutto, piuttosto che esserne una manifestazione.

Ad esempio, nel contesto della soddisfazione del cliente, un modello formativo potrebbe includere indicatori quali il tempo di attesa per il servizio, la qualità percepita del prodotto e la cortesia del personale. In questo caso, ogni indicatore aggiunge un aspetto unico alla definizione del costrutto generale e non è necessariamente correlato agli altri indicatori¹⁵⁹.

L'uso del modello formativo è particolarmente rilevante quando il costrutto è definito da dimensioni eterogenee, come nel caso della performance aziendale, del benessere psicologico o della qualità della vita¹⁶⁰.

¹⁵⁵ Westland, J. C. (2015). *Structural equation models*. Springer.

¹⁵⁶ Leguina, A. (2015). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Taylor & Francis.

¹⁵⁷ Kline, R. B. (2023). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford Press.

¹⁵⁸ Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). *Index Construction with Formative Indicators: An Alternative to Scale Development*. *Journal of Marketing Research*, 38(2), 269-277.

¹⁵⁹ Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum.

¹⁶⁰ Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling*. Springer.

2.2.1 Struttura del modello formativo

Dal punto di vista matematico, il modello formativo può essere espresso attraverso la seguente equazione:

$$\xi = \sum \omega_i X_i + \delta$$

Dove:

- ξ è la variabile latente.
- X_i rappresentano gli indicatori formativi.
- ω_i sono i pesi stimati per ciascun indicatore.
- δ è l'errore di specificazione, che rappresenta la varianza del costrutto non spiegata dagli indicatori¹⁶¹.

Questa formulazione riflette il concetto che gli indicatori contribuiscono a definire il costrutto latente in modo additivo, e non sono intercambiabili tra loro¹⁶².

Un esempio tipico di modello formativo è la misurazione della qualità della vita, che può essere determinata da fattori come:

- Condizioni economiche
- Salute fisica e mentale
- Relazioni sociali
- Livello di istruzione

Questi elementi non sono necessariamente correlati, ma ciascuno di essi è essenziale per descrivere il concetto generale di qualità della vita¹⁶³.

¹⁶¹ Bollen, K. A., & Lennox, R. (1991). *Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective*. Psychological Bulletin, 110(2), 305-314.

¹⁶² Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.

¹⁶³ Fornell, C., & Bookstein, F. L. (1982). *Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory*. Journal of Marketing Research, 19(4), 440-452.

2.2.2 Differenze tra modello formativo e riflessivo

Le principali differenze tra modelli formativi e riflessivi possono essere riassunte nella seguente tabella:

Caratteristica	Modello Riflessivo	Modello Formativo
Relazione tra costrutto e indicatori	La variabile latente causa gli indicatori	Gli indicatori determinano la variabile latente
Intercambiabilità degli indicatori	Gli indicatori sono intercambiabili	Gli indicatori non sono intercambiabili
Correlazione tra indicatori	Gli indicatori sono altamente correlati	Gli indicatori possono non essere correlati
Rimozione di un indicatore	Non altera significativamente il costrutto	Modifica la definizione del costrutto
Esempi di applicazione	Soddisfazione del cliente, coinvolgimento lavorativo	Qualità della vita, benessere organizzativo

Ad esempio, nel caso della soddisfazione del cliente, i modelli riflessivi assumono che indicatori come il gradimento del prodotto e la probabilità di riacquisto siano effetti della soddisfazione complessiva. Al contrario, in un modello formativo, aspetti come il tempo di attesa, la qualità del servizio e il prezzo percepito definiscono il concetto stesso di soddisfazione del cliente¹⁶⁴.

2.2.3 Sfide nella modellazione formativa

L'uso dei modelli formativi presenta alcune sfide metodologiche:

¹⁶⁴ Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). *A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling*. Journal of the Academy of Marketing Science, 43(1), 115-135.

1. Multicollinearità tra gli indicatori: Poiché gli indicatori formativi non devono essere necessariamente correlati, può emergere il problema della multicollinearità, che può rendere instabili le stime dei pesi¹⁶⁵.
2. Difficoltà di validazione: Nei modelli riflessivi, la validità convergente e discriminante possono essere facilmente valutate con misure come l'AVE. Nei modelli formativi, invece, queste metriche non sono applicabili, e la validità viene valutata considerando la significatività e l'importanza relativa degli indicatori¹⁶⁶.
3. Scelta degli indicatori: Dato che gli indicatori formativi definiscono la variabile latente, la scelta di indicatori errati può alterare la definizione del costrutto. È quindi essenziale una forte base teorica per giustificare la selezione degli indicatori¹⁶⁷.

2.2.4 Validazione del modello formativo

Per validare un modello formativo, si utilizzano metodi diversi rispetto ai modelli riflessivi. Alcuni dei criteri principali sono:

1. Significatività dei pesi (ω_i): Ogni indicatore deve avere un peso statisticamente significativo nella definizione del costrutto¹⁶⁸.
2. Valutazione della multicollinearità: Il Variance Inflation Factor (VIF) deve essere inferiore a 5 per evitare problemi di multicollinearità¹⁶⁹.
3. Analisi della varianza spiegata: Si verifica quanto ogni indicatore contribuisce alla varianza totale del costrutto latente¹⁷⁰.

¹⁶⁵ Diamantopoulos, A., & Siguaw, J. A. (2006). *Formative versus reflective indicators in organizational measure development: A comparison and empirical illustration*. British Journal of Management, 17(4), 263-282.

¹⁶⁶ Tenenhaus, M. (2008). *Structural equation modeling for small samples*. Wiley Series in Probability and Statistics.

¹⁶⁷ Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M. C. (2000). *Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice*. Communications of the Association for Information Systems, 4(1), 7.

¹⁶⁸ Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.

¹⁶⁹ Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business research*. Journal of Family Business Strategy, 10(1), 86-99.

¹⁷⁰ Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). *LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Scientific Software International.

3 Metodi di stima dei modelli a equazioni strutturali

L'applicazione dei modelli a equazioni strutturali (SEM) richiede l'uso di specifiche tecniche di stima, che consentono di quantificare le relazioni tra le variabili latenti e i loro indicatori osservabili¹⁷¹. La scelta della metodologia di stima influenza significativamente la validità e l'interpretazione dei risultati, rendendo fondamentale una comprensione approfondita delle diverse opzioni disponibili¹⁷².

I metodi di stima nei SEM si suddividono principalmente in due approcci:

1. Covariance-Based SEM (CB-SEM): basato sull'analisi delle covarianze tra le variabili osservabili, è adatto per testare modelli teorici consolidati e verificare ipotesi teoriche¹⁷³.
2. Partial Least Squares SEM (PLS-SEM): orientato alla predizione e alla massimizzazione della varianza spiegata, è più adatto per modelli esplorativi o contesti con piccoli campioni e dati non normalmente distribuiti¹⁷⁴.

L'uso di un metodo piuttosto che un altro dipende da diversi fattori, tra cui:

- Obiettivo dell'analisi: il CB-SEM è utilizzato per verificare ipotesi basate su teorie consolidate, mentre il PLS-SEM è preferito per modelli ancora in fase di sviluppo o per studi esplorativi¹⁷⁵.
- Dimensione del campione: il CB-SEM richiede generalmente campioni ampi (≥ 200 osservazioni) per ottenere stime affidabili, mentre il PLS-SEM è utilizzabile anche con campioni più ridotti¹⁷⁶.

¹⁷¹ Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. ETS Research Bulletin Series.

¹⁷² Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. Wiley.

¹⁷³ Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). *Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error*. Journal of Marketing Research, 18(1), 39-50.

¹⁷⁴ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.

¹⁷⁵ Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling*. Springer.

¹⁷⁶ Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). *A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling*. Journal of the Academy of Marketing Science, 43(1), 115-135.

- Distribuzione dei dati: il CB-SEM presuppone che i dati siano normalmente distribuiti, mentre il PLS-SEM può essere applicato anche a dati non normali e con scale ordinali o categoriali¹⁷⁷.
- Specificità del modello: il CB-SEM offre una valutazione della bontà del modello basata su indicatori statistici (es. Chi-quadrato, RMSEA, CFI), mentre il PLS-SEM si focalizza sulla varianza spiegata delle variabili dipendenti¹⁷⁸.

3.1 Covariance-Based SEM (CB-SEM)

Il Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) è una delle tecniche più consolidate per l'analisi delle relazioni tra variabili latenti nei modelli a equazioni strutturali. Questo approccio è basato sulla teoria della massima verosimiglianza (Maximum Likelihood, ML) e utilizza la matrice di covarianza tra le variabili osservabili per verificare ipotesi teoriche e confermare modelli concettuali¹⁷⁹.

L'obiettivo del CB-SEM è quello di confrontare la matrice di covarianza osservata nei dati con quella stimata dal modello, minimizzando la discrepanza tra le due. Questo lo rende particolarmente adatto alla verifica di modelli teorici ben definiti, dove l'interesse principale è testare la bontà dell'adattamento di un modello ipotetico ai dati empirici¹⁸⁰.

Uno degli aspetti fondamentali del CB-SEM è la sua capacità di testare relazioni causali tra variabili latenti, fornendo un quadro dettagliato delle connessioni teoriche all'interno di un determinato fenomeno. È per questo motivo che il CB-SEM viene frequentemente impiegato in ambiti accademici e scientifici, trovando applicazione in discipline come la psicologia, il marketing, l'economia e le scienze sociali¹⁸¹.

¹⁷⁷ Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). *PLS path modeling*. Computational Statistics & Data Analysis, 48(1), 159-205.

¹⁷⁸ Byrne, B. M. (2016). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (3rd ed.). Routledge.

¹⁷⁹ Jöreskog, K. G. (1973). *A general method for estimating a linear structural equation system*. ETS Research Bulletin Series.

¹⁸⁰ Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. Wiley.

¹⁸¹ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.

3.1.1 Principi di funzionamento del CB-SEM

L'approccio CB-SEM si fonda su un presupposto metodologico ben definito: la relazione tra le variabili latenti e le loro manifestazioni osservabili può essere espressa attraverso una matrice di covarianza. In altre parole, il modello teorico proposto dallo studioso deve essere in grado di riprodurre la struttura di covarianza osservata nei dati. Se la discrepanza tra la matrice osservata e quella stimata è minima, allora il modello può essere considerato valido e rappresentativo del fenomeno studiato¹⁸².

Matematicamente, la relazione può essere espressa dalla seguente equazione:

$$\Sigma(\theta) = \Lambda\Phi\Lambda' + \Theta$$

Dove:

- $\Sigma(\theta)$ è la matrice di covarianza stimata dal modello, ovvero la struttura teorica che ci si aspetta di trovare nei dati.
- Λ rappresenta la matrice dei pesi fattoriali (loadings), ovvero i coefficienti che descrivono la relazione tra le variabili osservabili e la variabile latente sottostante.
- Φ è la matrice delle varianze e covarianze delle variabili latenti, e descrive il grado di associazione tra le variabili latenti nel modello.
- Θ rappresenta la matrice degli errori di misura, ovvero la parte di varianza nelle variabili osservabili che non è spiegata dalla variabile latente¹⁸³.

Questa equazione mostra chiaramente che il CB-SEM si basa sulla confrontabilità tra una struttura teorica e i dati empirici: più il modello riesce a riprodurre la matrice di covarianza osservata, più esso è ritenuto valido.

Tuttavia, affinché il modello possa essere stimato correttamente, è necessario che vengano soddisfatte alcune condizioni preliminari, tra cui:

¹⁸² Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling*. Springer.

¹⁸³ Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). *PLS path modeling*. *Computational Statistics & Data Analysis*, 48(1), 159-205.

- Normalità multivariata dei dati: il CB-SEM presuppone che le variabili seguano una distribuzione normale multivariata, condizione che non sempre si verifica nei dati reali¹⁸⁴.
- Dimensione del campione adeguata: per ottenere stime affidabili, è raccomandato un campione di almeno 200 osservazioni, con un rapporto minimo di 10 osservazioni per parametro stimato¹⁸⁵.
- Linearità delle relazioni tra variabili: il CB-SEM assume che le relazioni tra le variabili siano lineari, il che potrebbe non essere sempre il caso in situazioni reali¹⁸⁶.
-

3.1.2 Criteri di bontà dell'adattamento nel CB-SEM

Uno degli aspetti centrali dell'uso del CB-SEM è la valutazione della bontà di adattamento del modello ai dati. Questo viene fatto attraverso una serie di indicatori statistici, che consentono di verificare in che misura il modello teorico proposto sia coerente con i dati raccolti.

Tra i principali indicatori di adattamento del modello, troviamo:

1. Chi-quadrato (χ^2): questo test misura la discrepanza tra la matrice di covarianza osservata e quella stimata. Se il valore del chi-quadrato è basso e non significativo, significa che il modello si adatta bene ai dati¹⁸⁷.
2. Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA): rappresenta l'errore medio di approssimazione del modello. Valori inferiori a 0.08 indicano un buon adattamento¹⁸⁸.

¹⁸⁴ Byrne, B. M. (2016). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (3rd ed.). Routledge.

¹⁸⁵ Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.

¹⁸⁶ Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). *A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling*. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.

¹⁸⁷ Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M. C. (2000). *Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice*. *Communications of the Association for Information Systems*, 4(1), 7.

¹⁸⁸ Ibidem

3. Comparative Fit Index (CFI) e Tucker-Lewis Index (TLI): confrontano il modello stimato con un modello nullo. Valori superiori a 0.90 sono generalmente accettati come segno di un buon adattamento¹⁸⁹.
4. Standardized Root Mean Square Residual (SRMR): misura la differenza media standardizzata tra le covarianze osservate e quelle previste dal modello. Valori inferiori a 0.08 sono considerati ottimali¹⁹⁰.

La valutazione di questi indicatori consente di determinare se il modello proposto sia statisticamente accettabile o se necessiti di modifiche per migliorarne la validità.

3.1.3 Vantaggi e limiti del CB-SEM

Il CB-SEM presenta numerosi vantaggi, tra cui:

- ✓ Consente di testare ipotesi teoriche consolidate, fornendo un'analisi rigorosa delle relazioni tra variabili latenti¹⁹¹.
- ✓ Utilizza misure di adattamento statisticamente robuste, che permettono di valutare in modo oggettivo la qualità del modello¹⁹².
- ✓ Fornisce stime affidabili se il modello è ben specificato e se le condizioni statistiche sono soddisfatte, rendendolo ideale per studi confermativi¹⁹³.

Tuttavia, presenta anche alcune limitazioni, che ne riducono l'applicabilità in determinati contesti:

¹⁸⁹ Tarka, P. (2018). *An overview of structural equation modeling: Its beginnings, historical development, usefulness, and controversies in the social sciences*. *Quality & Quantity*, 52(1), 1-35.

¹⁹⁰ Awang, Z., Afthanorhan, A., & Asri, M. A. M. (2015). *Parametric and non-parametric approaches in SEM: The application of bootstrapping*. *Modern Applied Science*, 9(5), 58-68.

¹⁹¹ Rigdon, E. E. (2012). *Rethinking partial least squares path modeling: In praise of simple methods*. *Long Range Planning*, 45(5-6), 341-358.

¹⁹² Bollen, K. A., & Pearl, J. (2013). *Eight myths about causality and structural equation models*. In *Handbook of Causal Analysis for Social Research*.

¹⁹³ Mia, M. M., Majri, Y., & Rahman, I. K. A. (2019). *Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) using AMOS in management research*. *Journal of Business and Management*.

- ❖ Richiede dati normalmente distribuiti, il che può rappresentare un problema in molte ricerche applicate¹⁹⁴.
- ❖ Necessita di campioni di grandi dimensioni, rendendolo meno adatto a studi con campioni ridotti¹⁹⁵.
- ❖ È sensibile agli errori di specificazione del modello, il che significa che un modello mal formulato può portare a risultati fuorvianti¹⁹⁶.

3.2 Partial Least Squares SEM (PLS-SEM)

Il Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) rappresenta un approccio alternativo al Covariance-Based SEM (CB-SEM), con una maggiore enfasi sulla massimizzazione della varianza spiegata piuttosto che sulla verifica di un modello teorico consolidato¹⁹⁷.

Il PLS-SEM è particolarmente indicato per modelli esplorativi o situazioni in cui la teoria alla base del modello non è ancora ben definita. Inoltre, rispetto al CB-SEM, è meno sensibile ai vincoli statistici tradizionali, come la normalità dei dati e la necessità di campioni di grandi dimensioni¹⁹⁸. Per queste ragioni, il PLS-SEM viene frequentemente impiegato in discipline come il marketing, la gestione aziendale, le scienze sociali e l'ingegneria, dove spesso si lavora con dati complessi e non perfettamente strutturati¹⁹⁹.

3.2.1 Principi di funzionamento del PLS-SEM

¹⁹⁴ Mueller, R. O., & Hancock, G. R. (2018). *Structural equation modeling: The state of the art and future directions*. Psychological Methods, 23(2), 123-142.

¹⁹⁵ Kock, N. (2017). *Common method bias in PLS-SEM and CB-SEM: A full collinearity assessment approach*. International Journal of e-Collaboration, 13(1), 1-10.

¹⁹⁶ Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2016). *A beginner's guide to structural equation modeling* (4th ed.). Routledge.

¹⁹⁷ Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2021). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling*. In Handbook of Market Research. Springer.

¹⁹⁸ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). SAGE Publications.

¹⁹⁹ Henseler, J., Hubona, G. S., & Ray, P. A. (2016). *Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines*. Industrial Management & Data Systems, 116(1), 2-20.

A differenza del CB-SEM, che si basa sulla matrice di covarianza, il PLS-SEM utilizza una tecnica iterativa per ottimizzare le relazioni tra variabili latenti e migliorare la predizione del modello. Il suo funzionamento è basato su una combinazione di regressione multipla, analisi fattoriale e tecniche di componenti principali²⁰⁰.

Dal punto di vista matematico, il PLS-SEM si articola in due fasi principali:

1. Stima dei punteggi delle variabili latenti: le variabili latenti vengono calcolate come combinazioni lineari dei loro indicatori osservabili, utilizzando pesi ottimizzati per massimizzare la varianza spiegata²⁰¹.
2. Stima dei coefficienti strutturali: una volta ottenuti i punteggi delle variabili latenti, si applicano modelli di regressione per stimare le relazioni tra di esse²⁰².

L'equazione base del PLS-SEM può essere espressa come:

$$\eta = \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

Dove:

- η rappresenta le variabili latenti endogene.
- ξ sono le variabili latenti esogene.
- β è la matrice delle relazioni tra le variabili latenti endogene.
- Γ rappresenta la matrice dei coefficienti di regressione tra le variabili esogene e quelle endogene.
- ζ è l'errore strutturale, ovvero la varianza non spiegata dal modello²⁰³.

²⁰⁰ Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). *PLS path modeling*. Computational Statistics & Data Analysis, 48(1), 159-205.

²⁰¹ Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). *A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling*. Journal of the Academy of Marketing Science, 43(1), 115-135.

²⁰² Rigdon, E. E. (2016). *Choosing PLS path modeling as analytical method in European management research: A realist perspective*. European Management Journal, 34(6), 598-605.

²⁰³ Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., & Sarstedt, M. (2018). *An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research*. International Journal of Contemporary Hospitality Management, 30(1), 514-538.

A differenza del CB-SEM, il PLS-SEM non cerca di riprodurre la matrice di covarianza osservata, ma ottimizza i coefficienti in modo da massimizzare la varianza spiegata delle variabili dipendenti²⁰⁴.

3.2.2 Differenze tra PLS-SEM e CB-SEM

Le principali differenze tra i due approcci possono essere riassunte nella seguente tabella:

Caratteristica	CB-SEM	PLS-SEM
Obiettivo principale	Verifica di modelli teorici	Predizione e ottimizzazione della varianza spiegata
Approccio di stima	Basato sulla matrice di covarianza	Basato sui minimi quadrati parziali (PLS)
Richiede normalità dei dati	Sì	No
Richiede grandi campioni	Sì (≥ 200 osservazioni)	No (anche < 100 osservazioni)
Indicatori di bontà del modello	RMSEA, CFI, SRMR, χ^2	R^2 , f^2 , Q^2 , GoF
Utilizzo tipico	Studi confermativi e modelli ben consolidati	Studi esplorativi o modelli emergenti

Il PLS-SEM è spesso preferito quando si lavora con dati non normalmente distribuiti o campioni ridotti, mentre il CB-SEM rimane l'opzione più robusta quando l'obiettivo è la conferma di un modello teorico consolidato²⁰⁵.

3.2.3 Criteri di bontà dell'adattamento nel PLS-SEM

²⁰⁴ Kock, N. (2017). *Common method bias in PLS-SEM and CB-SEM: A full collinearity assessment approach*. International Journal of e-Collaboration, 13(1), 1-10.

²⁰⁵ Afthanorhan, A., Awang, Z., & Mamat, M. (2016). *A comparative study between GSCA-SEM and PLS-SEM*. MJ Journal on Management and Research, 8(1), 55-72.

A differenza del CB-SEM, che utilizza indicatori di adattamento globale (es. RMSEA, CFI, SRMR), il PLS-SEM valuta la bontà del modello attraverso misure che quantificano la capacità predittiva delle variabili latenti. I principali indicatori utilizzati sono:

1. R^2 (coefficiente di determinazione): indica la percentuale di varianza spiegata della variabile dipendente. Valori superiori a 0.50 sono considerati buoni, mentre valori tra 0.25 e 0.50 sono accettabili²⁰⁶.
2. f^2 (grandezza dell'effetto): misura l'impatto di una variabile latente su un'altra. Valori superiori a 0.02 sono considerati piccoli, 0.15 medi e 0.35 grandi²⁰⁷.
3. Q^2 (Stone-Geisser Criterion): verifica la capacità predittiva del modello attraverso il metodo della cross-validation. Un valore positivo indica un buon potere predittivo²⁰⁸.
4. Goodness-of-Fit (GoF): fornisce una valutazione complessiva del modello, ma il suo utilizzo è dibattuto in letteratura²⁰⁹.

3.2.4 Vantaggi e limiti del PLS-SEM

Il PLS-SEM presenta numerosi vantaggi, tra cui:

- ✓ Maggiore flessibilità nei requisiti statistici: può essere applicato a campioni di piccole dimensioni e dati non normalmente distribuiti²¹⁰.
- ✓ Ottimizzazione della varianza spiegata: ideale per studi esplorativi in cui si desidera comprendere meglio i fattori che influenzano un fenomeno²¹¹.

²⁰⁶ Akter, S., Fosso Wamba, S., & Dewan, S. (2017). *Why PLS-SEM is suitable for complex modelling? An empirical illustration in big data analytics quality*. Production Planning & Control, 28(11-12), 1011-1021.

²⁰⁷ Purwanto, A., & Sudargini, Y. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) analysis for social and management research: A literature review*. Journal of Industrial Engineering & Management, 34(4), 267-289.

²⁰⁸ Hair, J. F., Risher, J. J., & Sarstedt, M. (2019). *When to use and how to report the results of PLS-SEM*. European Business Review, 31(1), 2-24.

²⁰⁹ Zeng, N., Liu, Y., & König, M. (2021). *Do right PLS and do PLS right: A critical review of the application of PLS-SEM in construction management research*. Frontiers of Engineering Management, 8(2), 187-203.

²¹⁰ Kono, S., & Sato, M. (2023). *The potentials of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in leisure research*. Journal of Leisure Research, 35(1), 89-107.

²¹¹ Usakli, A., & Rasoolimanesh, S. M. (2023). *Which SEM to use and what to report? A comparison of CB-SEM and PLS-SEM*. Cutting Edge Research Methods in Social Sciences, 12(1), 1-18.

- ✓ Possibilità di utilizzare modelli con variabili formative e riflesse: mentre il CB-SEM è più restrittivo in questo senso, il PLS-SEM permette di trattare in modo più flessibile diversi tipi di relazioni²¹².

Tuttavia, il PLS-SEM presenta anche alcune limitazioni:

- ❖ Non fornisce un test di bontà dell'adattamento globale: il CB-SEM utilizza misure standardizzate per valutare l'adattamento del modello, mentre il PLS-SEM si basa solo su indicatori predittivi²¹³.
- ❖ Maggiore sensibilità ai bias nei dati: essendo un metodo iterativo, il PLS-SEM può essere influenzato da outlier o da dati altamente correlati²¹⁴.
- ❖ Minor accettazione nella ricerca accademica tradizionale: mentre il CB-SEM è considerato il gold standard per la verifica di modelli teorici, il PLS-SEM è ancora oggetto di dibattito in alcuni ambiti²¹⁵.

4 Gli indici di bontà del modello CB-SEM

4.1 Il concetto di bontà dell'adattamento nei SEM

Nel contesto dell'analisi dei modelli a equazioni strutturali basati sulla covarianza (CB-SEM), il concetto di bontà dell'adattamento (goodness-of-fit) rappresenta un criterio fondamentale per valutare se il modello teorico proposto sia coerente con i dati osservati. In altre parole, ci si interroga su quanto efficacemente il modello sia in grado di riprodurre la matrice di covarianza campionaria, che sintetizza le relazioni tra le variabili nel dataset analizzato.

A differenza dell'approccio PLS-SEM, in cui l'accento è posto sulla massimizzazione della varianza spiegata nelle variabili dipendenti, l'obiettivo principale del CB-SEM è proprio

²¹² Rasoolimanesh, S. M. (2022). *Discriminant validity assessment in PLS-SEM: A comprehensive composite-based approach*. Data Analysis Perspectives Journal.

²¹³ Murugan, T., Basri, S., & Domnic, D. D. (2019). *Analyzing the Conceptual Model for Exploratory Testing Framework using PLS-SEM*. Advances in Applied Science.

²¹⁴ Dash, G., & Paul, J. (2021). *CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting*. Technological Forecasting and Social Change.

²¹⁵ Al-Emran, M., Mezhyuev, V., & Kamaludin, A. (2019). *PLS-SEM in Information Systems Research: A Comprehensive Methodological Reference*. Springer.

quello di minimizzare la discrepanza tra la struttura teorica ipotizzata e quella empiricamente osservata. Di conseguenza, i SEM basati sulla covarianza non si limitano a stimare relazioni causali, ma ne testano l'attendibilità in base a criteri statistici formali, tra cui rientrano numerosi indici di adattamento (fit indices) calcolati dopo la stima del modello²¹⁶.

La valutazione della bontà dell'adattamento avviene generalmente attraverso tre categorie di indici:

- Indici di adattamento assoluto, che misurano quanto bene il modello riproduce la matrice di covarianza osservata senza confronto con altri modelli;
- Indici di adattamento incrementale, che confrontano il modello specificato con un modello nullo privo di relazioni tra variabili;
- Indici di parsimonia, che penalizzano la complessità del modello, premiando le soluzioni più semplici ma ugualmente efficaci²¹⁷.

È importante sottolineare che nessun singolo indice, preso isolatamente, è in grado di fornire una valutazione definitiva della qualità del modello. La letteratura raccomanda di esaminare un insieme di indicatori, ognuno dei quali fornisce informazioni diverse, ma complementari, sulla coerenza tra teoria e dati²¹⁸. Inoltre, l'interpretazione dei valori ottenuti deve sempre essere integrata con considerazioni teoriche, in modo da evitare una valutazione puramente meccanicistica basata su soglie numeriche.

La bontà dell'adattamento rappresenta, in sintesi, un ponte metodologico tra la solidità teorica di un modello e la sua aderenza empirica, costituendo un elemento imprescindibile per confermare l'idoneità del SEM e procedere con eventuali analisi strutturali o multigruppo.

4.2 Il test del chi-quadrato (χ^2) e le sue limitazioni

²¹⁶ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education.

²¹⁷ Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23–74.

²¹⁸ Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55.

Il test del chi-quadrato (χ^2) è storicamente il principale criterio per valutare la bontà dell'adattamento globale di un modello a equazioni strutturali nel contesto del Covariance-Based SEM (CB-SEM). Questo test confronta la matrice di covarianza osservata S con la matrice di covarianza stimata $\Sigma(\theta)$, generata dal modello teorico ipotizzato. L'obiettivo è determinare se le differenze riscontrate tra le due matrici siano statisticamente significative oppure attribuibili esclusivamente al caso.

La formula del test è la seguente:

$$\chi^2 = (N - 1) \cdot F_{ML}$$

Dove:

- N è la numerosità campionaria,
- F_{ML} è la funzione di discrepanza calcolata secondo il metodo della massima verosimiglianza (*Maximum Likelihood*), utilizzato come stimatore nei modelli CB-SEM²¹⁹.

Un valore di chi-quadrato non significativo ($p > 0.05$) suggerisce che il modello teorico si adatta adeguatamente ai dati osservati, indicando che la matrice stimata non differisce significativamente da quella empirica. Tuttavia, questa interpretazione ha dei limiti sostanziali, in particolare la sensibilità alla dimensione del campione: al crescere di NNN , anche minime discrepanze possono portare a risultati significativi e a un rigetto del modello, sebbene questo sia concettualmente valido²²⁰.

Per mitigare questa distorsione, si utilizza spesso un indice correttivo: il rapporto tra chi-quadrato e gradi di libertà (χ^2/df). Secondo i riferimenti metodologici più accreditati, valori compresi tra 1 e 3 sono generalmente considerati accettabili, mentre valori superiori a 5 indicano un adattamento problematico²²¹.

Nelle applicazioni pratiche, l'uso congiunto di χ^2 con altri indici di adattamento è indispensabile per un'interpretazione robusta. Il test fornisce una misura globale del fit, ma

²¹⁹ Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. New York: Wiley.

²²⁰ Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55.

²²¹ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education.

deve essere sempre accompagnato da indici come RMSEA, CFI o SRMR, in grado di catturare sfumature che il χ^2 non rileva²²².

Un ulteriore elemento critico è rappresentato dalle assunzioni statistiche su cui si basa il test: esso presuppone la normalità multivariata delle variabili, la linearità delle relazioni e l'assenza di collinearità elevata tra indicatori latenti. La violazione di queste condizioni può compromettere la validità del test e richiedere metodi di stima robusti o correttivi (es. Bollen-Stine bootstrap)²²³.

Malgrado le sue criticità, il test del chi-quadrato rimane una misura cardine nei CB-SEM, in quanto fornisce un riferimento teorico e statistico per la valutazione dell'adattamento globale. Nella pratica, tuttavia, deve sempre essere interpretato congiuntamente ad altri indici di fit, come RMSEA, CFI o SRMR.

4.3 Indici di adattamento assoluto (Absolute Fit Indices)

Gli indici di adattamento assoluto rappresentano un insieme di misure utilizzate per valutare quanto bene il modello teorico riproduca la struttura di covarianza osservata nei dati, senza effettuare confronti con modelli alternativi. Essi sono particolarmente rilevanti nell'ambito del Covariance-Based SEM (CB-SEM), dove l'obiettivo è verificare l'adeguatezza globale del modello specificato.

4.3.1 RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)

Il RMSEA è uno degli indici più autorevoli per misurare la bontà dell'adattamento assoluto. Esso rappresenta l'errore medio di approssimazione per grado di libertà del modello. La formula è:

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\chi^2 - df}{df(N - 1)}}$$

²²² Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.

²²³ Bollen, K. A., & Stine, R. A. (1992). Bootstrapping goodness-of-fit measures in structural equation models. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 205–229.

Dove χ^2 è il valore del test di chi-quadrato, df i gradi di libertà e N la numerosità campionaria. Secondo Hu e Bentler (1999), i valori di RMSEA sono interpretati come segue:

- $RMSEA < 0.05 \rightarrow$ eccellente adattamento
- $0.05 \leq RMSEA \leq 0.08 \rightarrow$ buon adattamento
- $0.08 < RMSEA \leq 0.10 \rightarrow$ adattamento mediocre
- $RMSEA > 0.10 \rightarrow$ cattivo adattamento²²⁴

Questo indice è meno sensibile alla dimensione del campione rispetto al chi-quadrato e viene comunemente accompagnato da un intervallo di confidenza al 90%.

4.3.2 GFI (*Goodness of Fit Index*)

Il GFI valuta la proporzione della covarianza osservata spiegata dal modello. Il suo valore varia tra 0 e 1, dove:

- $GFI \geq 0.90 \rightarrow$ adattamento accettabile
- $GFI \geq 0.95 \rightarrow$ ottimo adattamento

Tuttavia, diversi studi hanno evidenziato che il GFI può risultare inflazionato in modelli complessi e sottostimato in campioni piccoli, rendendolo meno robusto rispetto ad altri indici moderni²²⁵.

4.3.3 AGFI (*Adjusted Goodness of Fit Index*)

L'AGFI rappresenta una versione corretta del GFI, che penalizza la complessità del modello tenendo conto dei gradi di libertà. Come riferimento:

- $AGFI \geq 0.90 \rightarrow$ adattamento accettabile

²²⁴ Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55.

²²⁵ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education.

Sebbene meno utilizzato negli studi recenti, l'AGFI può fornire informazioni complementari al GFI, soprattutto in modelli teorici molto articolati²²⁶.

4.3.4 SRMR (*Standardized Root Mean Square Residual*)

Il SRMR misura la media delle differenze standardizzate tra le covarianze osservate e quelle stimate. Risulta particolarmente utile per identificare discrepanze sistematiche tra le due matrici. I valori di riferimento sono:

- $SRMR < 0.08 \rightarrow$ buon adattamento
- $SRMR > 0.10 \rightarrow$ adattamento debole

Il SRMR è considerato uno degli indici più affidabili, soprattutto in contesti in cui i dati non soddisfano pienamente l'assunzione di normalità multivariata²²⁷.

4.4 Indici di adattamento incrementale (*Incremental Fit Indices*)

Gli indici di adattamento incrementale rappresentano una classe di misure che confrontano l'adattamento del modello specificato con quello di un *null model*, in cui si assume l'assenza di correlazioni tra le variabili. A differenza degli indici assoluti, che misurano la distanza tra la matrice osservata e quella stimata, questi indici valutano il miglioramento relativo ottenuto grazie all'inserimento di relazioni teoriche tra costrutti latenti²²⁸.

²²⁶ Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2nd ed.). Routledge.

²²⁷ Rožman, M., Tominc, P., & Milfelner, B. (2020). A Comparative Study Using Two SEM Techniques on Different Sample Sizes for Determining Factors of Older Employee's Motivation and Satisfaction. *Sustainability*, 12(6), 2189.

²²⁸ Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23–74.

Tali indici sono particolarmente utili nel contesto del Covariance-Based SEM (CB-SEM), poiché consentono di integrare la valutazione globale del modello con un parametro comparativo, offrendo un'indicazione più equilibrata sulla sua effettiva qualità statistica²²⁹.

4.4.1 Comparative Fit Index (CFI)

Il CFI (Comparative Fit Index) è probabilmente il più diffuso tra gli indici incrementali. Esso tiene conto della discrepanza tra il modello specificato e un modello nullo, normalizzando il risultato per i gradi di libertà, e correggendo per la complessità del modello²³⁰. La formula è:

$$CFI = 1 - \frac{\chi^2_{target} - df_{target}}{\chi^2_{null} - df_{null}}$$

Secondo Hu e Bentler (1999), e successivamente confermato da Hair et al. (2022), le soglie comunemente accettate sono:

- $CFI \geq 0.95 \rightarrow$ eccellente adattamento
- $0.90 \leq CFI < 0.95 \rightarrow$ buon adattamento
- $CFI < 0.90 \rightarrow$ adattamento insoddisfacente²³¹

Il CFI è robusto rispetto alla dimensione del campione e alla distribuzione non normale dei dati, rendendolo una delle scelte preferite nei contesti applicativi SEM²³².

4.4.2 Tucker-Lewis Index (TLI) o Non-Normed Fit Index (NNFI)

Il TLI, noto anche come NNFI (Non-Normed Fit Index), è un indice simile al CFI ma con un'enfasi maggiore sulla parsimonia. Penalizza i modelli complessi che non offrono un

²²⁹ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education.

²³⁰ Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238–246.

²³¹ Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55; Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage Publications.

²³² Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2nd ed.). Routledge.

miglioramento significativo dell'adattamento, promuovendo quelli più semplici ma ben specificati²³³.

I valori guida indicati dalla letteratura sono:

- $TLI \geq 0.95 \rightarrow$ adattamento eccellente
- $TLI \geq 0.90 \rightarrow$ buon adattamento
- $TLI < 0.90 \rightarrow$ scarsa bontà del modello

Secondo Kline (2015), il TLI è leggermente più conservativo del CFI, e tende a produrre punteggi più bassi nei modelli con elevata complessità strutturale²³⁴.

4.4.3 Normed Fit Index (NFI)

Il NFI è stato uno dei primi indici incrementali sviluppati. Confronta direttamente il chi-quadrato del modello specificato con quello del modello nullo, senza correzione per la complessità. La sua formula è:

$$NFI = \frac{\chi_{null}^2 - \chi_{target}^2}{\chi_{null}^2}$$

L'NFI assume valori da 0 a 1, e viene generalmente interpretato come segue:

- $NFI \geq 0.90 \rightarrow$ buon adattamento
- $NFI < 0.90 \rightarrow$ adattamento limitato

Tuttavia, Hair et al. (2010) sottolineano che l'NFI è sensibile alla dimensione del campione, tendendo a sottostimare la bontà del fit nei dataset di piccole dimensioni, per cui se ne raccomanda l'uso solo in combinazione con altri indici²³⁵.

²³³ Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage Publications.

²³⁴ Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.

²³⁵ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education. Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education; Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. Wiley.

4.4.4 Relative Fit Index (RFI)

Il RFI è una variante del NFI che include una penalizzazione per i gradi di libertà del modello. Anche in questo caso, i valori ≥ 0.90 sono generalmente considerati indice di buon adattamento. Tuttavia, lo RFI è meno frequentemente riportato nella pratica attuale, ed è considerato uno strumento complementare, più che principale²³⁶.

4.5 Indici di parsimonia (Parsimony Fit Indices)

Gli indici di parsimonia (parsimony fit indices) sono utilizzati per valutare quanto efficacemente un modello SEM raggiunge un buon adattamento ai dati utilizzando il minor numero possibile di parametri. In altre parole, bilanciano complessità e adattamento, premiando i modelli che spiegano i dati con semplicità, senza eccessiva elaborazione.

Il principio della parsimonia, noto anche come “rasoio di Occam”, è fondamentale nella costruzione dei modelli SEM, poiché un modello più semplice ha generalmente una maggiore generalizzabilità e minore rischio di overfitting²³⁷.

4.5.1 Parsimony Normed Fit Index (PNFI)

Il PNFI è una versione del Normed Fit Index (NFI) corretta per la parsimonia. Calcola il grado di adattamento relativo del modello tenendo conto della sua complessità. La formula è:

$$PNFI = \frac{df_{model}}{df_{null}} \cdot NFI$$

Dove:

- df_{model} sono i gradi di libertà del modello stimato
- df_{null} quelli del modello nullo
- NFI è il Normed Fit Index

²³⁶ Marsh, H. W., Balla, J. R., & McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 103(3), 391–410.

²³⁷ Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.

Valori interpretativi:

- $PNFI \geq 0.50$ è considerato accettabile nella pratica,
- Valori più elevati (es. ≥ 0.60) suggeriscono modelli meglio bilanciati²³⁸.

Va sottolineato che il PNFI non ha una soglia fissa di accettazione come altri indici (es. CFI), ma viene usato più come confronto tra modelli alternativi piuttosto che come giudizio assoluto²³⁹.

4.5.2 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI)

Il PGFI è una versione parsimoniosa del GFI. A differenza del GFI standard, che tende a premiare i modelli più complessi (poiché aumenta con l'aggiunta di parametri), il PGFI introduce una penalizzazione per la complessità, valorizzando i modelli più “essenziali”²⁴⁰.

Soglie consigliate:

- $PGFI > 0.50 \rightarrow$ accettabile
- Valori superiori a 0.70 indicano un buon compromesso tra semplicità e adattamento

Anche in questo caso, il PGFI non è pensato per essere interpretato in modo isolato, ma piuttosto per affiancare altri indici (es. GFI, RMSEA) nella selezione di modelli teorici concorrenti²⁴¹.

4.5.3 AIC e BIC (criteri informativi)

Sebbene non siano tecnicamente indici di fit, l'Akaike Information Criterion (AIC) e il Bayesian Information Criterion (BIC) vengono spesso utilizzati nel confronto tra modelli

²³⁸ Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2nd ed.). Routledge.

²³⁹ Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education.

²⁴⁰ Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.

²⁴¹ Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2nd ed.). Routledge.

SEM alternativi. Entrambi penalizzano la complessità del modello in relazione al numero di parametri stimati.

Principio generale:

- Minore è il valore di AIC o BIC, migliore è il modello (a parità di bontà dell'adattamento)

L'AIC tende a essere più permissivo rispetto al BIC, che penalizza in modo più marcato la complessità. Sono particolarmente utili in modelli non nidificati, dove altri indici come chi-quadrato non possono essere utilizzati per test di confronto diretto²⁴².

5 L'approccio ANOM

Per analizzare la variabilità della maturità digitale all'interno del campione considerato, si è fatto ricorso alla Analysis of Means (ANOM), una tecnica statistica di natura grafica pensata per confrontare le medie di più gruppi rispetto alla media complessiva. Tale metodo, originariamente proposto da Ott (1967), consente di valutare in modo intuitivo e visivo se le sottopopolazioni esaminate mostrino differenze rilevanti rispetto al comportamento medio dell'intero campione²⁴³.

A differenza di approcci più tradizionali come l'Analisi della Varianza (ANOVA), l'ANOM si caratterizza per una migliore accessibilità interpretativa, in quanto l'output grafico facilita la comprensione immediata di eventuali scostamenti significativi²⁴⁴. In pratica, le medie dei singoli gruppi vengono rappresentate mediante punti su un asse cartesiano, mentre la media generale è tracciata come linea orizzontale centrale. Due linee di decisione (limiti superiore e inferiore) definiscono un intervallo di accettazione statistica, all'interno del quale i valori sono considerati compatibili con la media complessiva.

Se i punti che rappresentano le medie dei gruppi escono da questo intervallo, si può dedurre la presenza di differenze statisticamente significative tra quel gruppo e il

²⁴² Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach* (2nd ed.). Springer.

²⁴³ Ott, E. R. (1967). *Analysis of Means—A Graphical Method*. Industrial Quality Control, 24(11), 101–109.

²⁴⁴ Golets, A., Firoiu, D., & Marinaş, M. C. (2021). Composite indicators to deep diving into residents' perception of tourism impacts. *Sustainability*, 13(12), 6814.

comportamento medio generale. Questo consente di individuare con chiarezza non solo se esistano differenze tra gruppi, ma anche quali gruppi si discostano maggiormente, fornendo indicazioni cruciali per interpretazioni di natura organizzativa, strategica o settoriale²⁴⁵.

Uno dei punti di forza dell'ANOM è la sua applicabilità a dati non bilanciati, ossia in presenza di gruppi con numerosità differenti. In questi casi, i limiti di decisione vengono calcolati tenendo conto del numero di osservazioni per ciascun gruppo, rendendo più stretti i limiti per i gruppi numerosi (a causa della minore variabilità attesa) e più ampi per quelli meno numerosi²⁴⁶.

L'analisi è stata condotta separatamente per due variabili di raggruppamento: il numero di dipendenti e il fatturato. In entrambi i casi, per garantire una maggiore leggibilità e sintesi interpretativa, le classi originali sono state accorpate in tre macro-categorie.

Nel commento ai risultati, l'attenzione è stata posta in modo particolare sulle aree funzionali in cui almeno una delle medie di gruppo risulta al di fuori dei limiti di controllo, evidenziando così scostamenti statisticamente significativi rispetto alla media complessiva.

Tutte le aree non oggetto di analisi specifica presentano invece valori compresi all'interno dell'intervallo di accettazione, indicando assenza di differenze rilevanti tra i gruppi per quella specifica dimensione. In questo modo, l'interpretazione si concentra su quelle funzioni aziendali che mostrano segnali di criticità o eccellenza riconducibili alla variabile strutturale analizzata.

In particolare, la prima analisi è stata effettuata considerando come variabile di raggruppamento il numero di dipendenti, mentre in un secondo momento è stata replicata la stessa procedura sulla base delle classi di fatturato, al fine di evidenziare eventuali differenze nei comportamenti digitali riconducibili alla dimensione economica delle imprese.

²⁴⁵ Lolli, F., Gamberini, R., Rimini, B., & Bortolini, M. (2017). Supporting multi-criteria decision making in engineering: a new combined visual and statistical approach. *Computers & Industrial Engineering*, 105, 284–297.

²⁴⁶ Zhang, L., Wang, C., & Wang, P. (2012). Analysis of means based on unequal sample sizes. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 82(1), 57–67.

CAPITOLO III

ANALISI EMPIRICA E COSTRUZIONE DELL'INDICATORE COMPOSITO

SOMMARIO: 1. Presentazione dei dati e del questionario – 2. Analisi univariata del campione – 2.1 *Analisi delle dimensioni funzionali* – 2.2 *Analisi per tipologia di offerta* – 2.3 *Analisi per numero di dipendenti* – 2.4 *Analisi per fascia di fatturato* – 3. Analisi delle differenze tra gruppi – 3.1 *Analisi per numero di dipendenti* – 3.2 *Analisi per classi di fatturato* – 4. Analisi multidimensionale e costruzione dell'indicatore composito – 4.1 *Il modello a equazioni strutturali: impostazione teorica e operativa* – 4.2 *Valutazione del modello: risultati della stima SEM* – 4.3 *Valutazione dell'adattamento del modello strutturale* – 4.4 *Analisi del modello strutturale: lettura del diagramma dei percorsi* – 5. Matrice di intervento

1. Presentazione dei dati e del questionario

L'analisi empirica condotta in questo capitolo si basa sull'elaborazione dei dati raccolti attraverso un questionario sviluppato nell'ambito di un progetto dedicato alla valutazione della maturità digitale delle imprese italiane. Il questionario è stato predisposto da esperti del settore in collaborazione con Digital Innovation Hub (DIH) e università, con l'obiettivo di raccogliere informazioni utili a comprendere il livello di digitalizzazione all'interno dei processi aziendali. Le domande sono state formulate sulla base di un modello teorico multidimensionale, validato dalla letteratura di riferimento e articolato su diversi ambiti chiave della trasformazione digitale.

Il questionario adottato si articola in più sezioni, ciascuna delle quali finalizzata a rilevare una dimensione specifica del grado di digitalizzazione aziendale. Tra queste si segnalano, in particolare, le seguenti cinque aree tematiche: esecuzione dei processi, adozione delle tecnologie, sistemi di controllo, assetto organizzativo e strategia digitale. Tali dimensioni sono state rilevate attraverso insiemi di item valutati su una scala Likert a cinque modalità. Le risposte fornite dalle imprese sono state successivamente elaborate al fine di ottenere misure sintetiche, che rappresentano la base per la costruzione di un indicatore composito di maturità digitale, oggetto di approfondimento nelle sezioni successive.

Oltre alle dimensioni principali oggetto di misurazione, il questionario ha raccolto anche una serie di informazioni di tipo strutturale, quali il numero di dipendenti, il livello di fatturato annuo, la tipologia di offerta (prodotti, servizi o entrambi) e il modello di business prevalente (B2B o B2C). Questi dati consentono di effettuare analisi disaggregate e di indagare eventuali relazioni tra caratteristiche aziendali e livello di maturità digitale.

L'obiettivo principale del presente capitolo è duplice: da un lato, offrire una panoramica descrittiva del campione analizzato, attraverso tecniche di analisi univariata e multidimensionale; dall'altro, applicare in modo concreto la metodologia illustrata nel capitolo 2 per la costruzione di un indicatore composito capace di sintetizzare in un'unica misura il grado di maturità digitale delle imprese osservate. I risultati ottenuti saranno successivamente discussi in ottica interpretativa e gestionale, al fine di individuare eventuali criticità, punti di forza e linee evolutive per il futuro.

2. Analisi univariata del campione

In questa sezione si propone un'analisi descrittiva dei dati raccolti, con l'obiettivo di fornire una panoramica iniziale sul campione osservato e sul comportamento delle principali variabili considerate nel questionario. L'analisi univariata, che costituisce una fase preliminare dell'elaborazione statistica, consente di individuare le tendenze medie e le principali eterogeneità nei dati, rappresentando un punto di partenza fondamentale per la successiva costruzione dell'indicatore composito di maturità digitale.

2.1 Analisi delle dimensioni funzionali

Il dataset riflette la multidimensionalità del concetto di digitalizzazione, articolandosi in una serie di dimensioni funzionali che coprono i principali ambiti gestionali e operativi delle imprese. Tra queste rientrano:

- STR (Strategia),
- P&I (Progettazione e Ingegneria),
- PRO (Produzione),
- QUA (Qualità),
- MAN (Manutenzione),
- LOG (Logistica),
- SCM (Supply Chain Management),
- RIU (Risorse Umane),
- MVC (Marketing, Vendite e Customer Care).

Per effettuare una valutazione sintetica delle principali dimensioni funzionali rilevate dal questionario, è stato realizzato un lavoro preliminare di aggregazione e sintesi statistica dei dati. Ogni dimensione funzionale (es. Strategia, Produzione, Qualità, Logistica, ecc.) è composta da un insieme di item specifici (domande), ciascuno dei quali è stato valutato dalle imprese su scala numerica discreta. Tali item sono stati preventivamente raggruppati in base al codice identificativo comune (es. STR1–STR10 per Strategia, PRO1–PRO5 per Produzione, ecc.).

Per ciascuna dimensione è stata quindi calcolata, per ogni impresa, una media aritmetica tra gli item appartenenti a quella stessa area. In questo modo è stato possibile

ottenere un punteggio medio per dimensione a livello aziendale. Successivamente, su questi punteggi medi sono stati calcolati i principali indicatori statistici descrittivi:

- Media complessiva: indica il valore medio della dimensione nel campione totale.
- Deviazione standard: misura la dispersione delle risposte rispetto alla media, segnalando l'eterogeneità interna.
- Valore minimo: rappresenta il punteggio più basso registrato tra le imprese.
- Valore massimo: identifica il punteggio più alto raggiunto da almeno un'impresa.

Il risultato finale è riassunto nella Tabella 2, che consente una lettura immediata del livello medio e della variabilità per ciascuna dimensione funzionale, fornendo così un primo quadro di sintesi utile a individuare punti di forza e di debolezza nel percorso di digitalizzazione delle imprese.

DIMENSIONE	MEDIA	DEV. STAND.	MIN	MAX
STR	2,85	1,07	1	5
P_I	3,20	1,22	1	5
PRO	3,60	1,32	1	7
QUA	3,38	1,38	1	6
MAN	2,74	1,27	1	7
LOG	2,50	1,16	1	5
SCM	2,49	1,21	1	5
RIU	2,73	1,26	1	5
MVC	2,76	1,30	1	5

Tabella 1 - Analisi dati

A partire dai dati sintetizzati nella tabella, è stato poi costruito un grafico delle medie (Figura 3), utile a visualizzare in modo immediato le differenze tra le varie dimensioni. La curva risultante presenta un andamento chiaramente irregolare, che ben riflette la natura non omogenea della trasformazione digitale nelle imprese italiane.

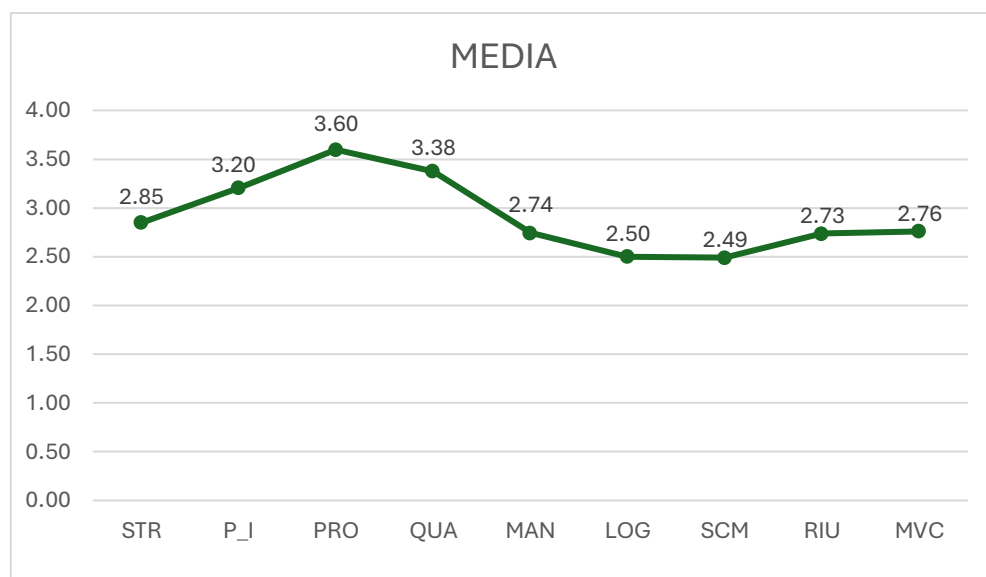


Figura 2 - Andamento Media

In particolare, si evidenzia un picco nella dimensione Produzione (PRO), che raggiunge il valore medio più elevato (3,60), seguito da Qualità (3,38) e Progettazione/Ingegneria (3,20). Questi risultati suggeriscono che le imprese intervistate hanno già consolidato iniziative digitali nei processi core, soprattutto nell'area tecnico-produttiva.

Al contrario, le medie più basse si registrano nelle dimensioni Logistica (2,50) e Supply Chain (2,49), che indicano una scarsa maturità digitale nei processi di integrazione e coordinamento lungo la filiera. Anche Risorse Umane e Marketing mostrano valori al di sotto della soglia 2,80, segnalando potenziali ambiti di miglioramento.

Nel complesso, il grafico costruito sui dati della tabella consente una lettura chiara e sintetica delle priorità digitali percepite dalle imprese, mettendo in luce il gap esistente tra le aree operative e quelle gestionali o trasversali.

Per una lettura più approfondita delle dimensioni funzionali, è stato analizzato anche il livello di eterogeneità interna al campione, misurato attraverso la deviazione standard dei punteggi medi per ciascuna area. Questo indicatore consente di valutare quanto i comportamenti delle imprese divergano rispetto al valore medio, fornendo un'informazione utile sulla coerenza o disomogeneità delle risposte.

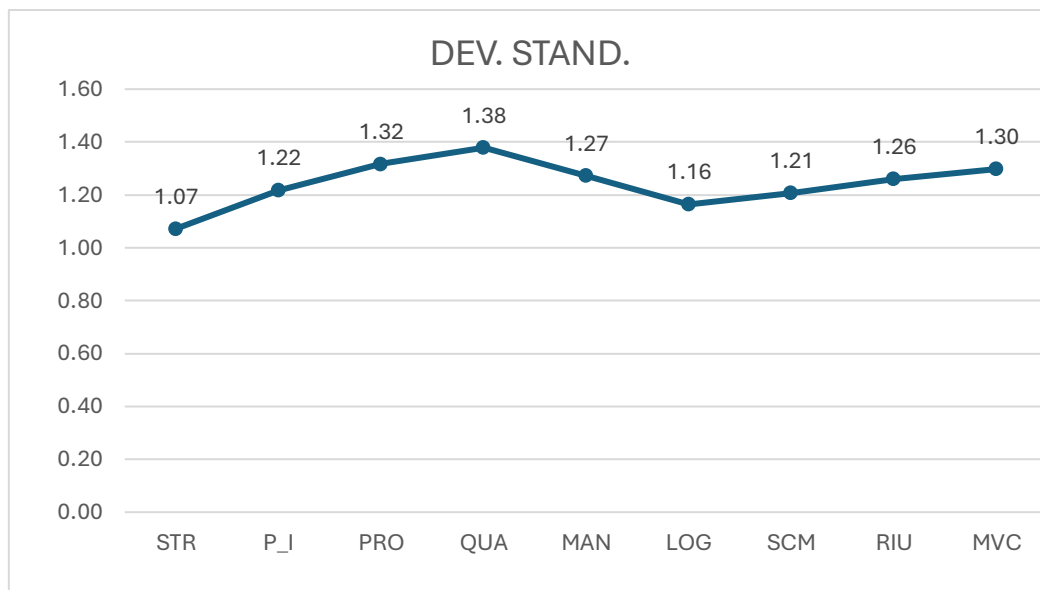


Figura 3 - Andamento deviazione standard

Il grafico riportato in Figura 4 mostra l'andamento della deviazione standard relativa alle nove dimensioni funzionali. Anche in questo caso, la curva evidenzia alcune variazioni significative tra le diverse aree tematiche. In particolare, le dimensioni Qualità (1,38) e Produzione (1,32) presentano i livelli di variabilità più elevati, a indicare che, pur registrando le medie più alte, esse sono anche quelle in cui le risposte risultano più disperse. Questo suggerisce che, all'interno del campione, vi sono imprese molto avanzate da un lato, e altre ancora in fase iniziale.

Anche la dimensione MVC (Marketing, Vendite e Customer Care) mostra una deviazione standard relativamente alta (1,30), a conferma della non uniformità dell'approccio digitale nelle funzioni a maggiore contenuto relazionale. Al contrario, la dimensione Strategia (STR) presenta la deviazione standard più bassa del campione (1,07), indicando una maggiore omogeneità tra le imprese, pur su livelli solo medi di digitalizzazione.

Dimensioni come Logistica e Supply Chain mostrano una variabilità contenuta (rispettivamente 1,16 e 1,21), probabilmente legata alla presenza di processi più standardizzati o, al contrario, meno sviluppati nel complesso, generando risposte mediamente allineate ma basse.

Nel complesso, l'analisi della deviazione standard arricchisce la lettura proposta dalle medie, permettendo di cogliere non solo dove le imprese si posizionano in termini di maturità digitale, ma anche quanto siano distanti le une dalle altre. Le aree ad alta variabilità

rappresentano spesso terreni di innovazione non ancora consolidati, mentre quelle più stabili possono indicare maturità condivisa o, al contrario, stasi diffusa.

2.2 Analisi per tipologia di offerta

Dimensione	Prodotti	Servizi
STR	2,85	2,85
P_I	3,17	3,25
PRO	3,63	3,55
QUA	3,40	3,33
MAN	2,70	2,81
LOG	2,57	2,40
SCM	2,53	2,44
RIU	2,64	2,87
MVC	2,78	2,72

Tabella 2– valori medi per dimensione

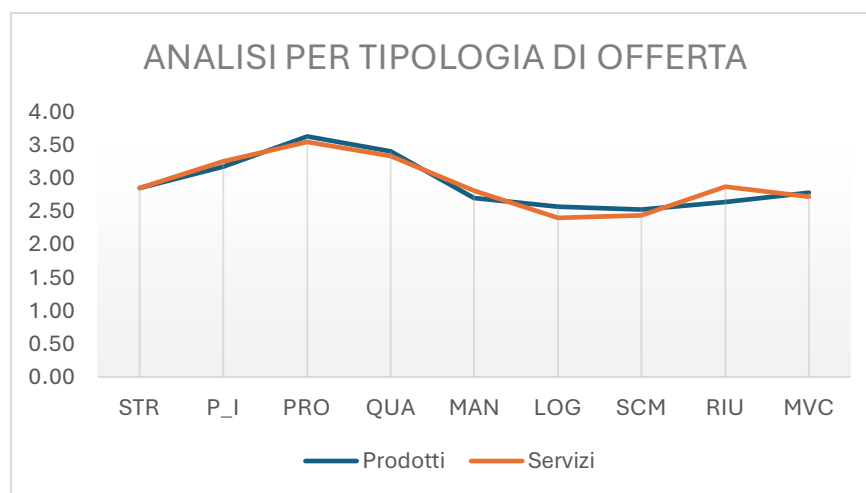


Figura 4 – Analisi per tipologia di offerta

Un'ulteriore chiave di lettura interessante dei dati riguarda la tipologia di offerta delle imprese, distinta in base alla prevalenza di prodotti o servizi all'interno del proprio modello di business. Tale classificazione permette di osservare eventuali differenze nella maturità digitale in funzione dell'orientamento produttivo dell'azienda. La tabella riportata (Tabella 2) e il grafico associato (Figura 5) illustrano i valori medi per ciascuna dimensione funzionale, separati per le due categorie.

Nel complesso, le differenze tra i due gruppi risultano non marcate ma significative in alcune aree. Le imprese orientate alla

Figura 5 – Analisi per tipologia di offerta

produzione di beni tendono a mostrare valori medi leggermente più elevati in dimensioni quali Produzione (3,63 vs 3,55), Qualità (3,40 vs 3,33) e Progettazione e Ingegneria (3,17 vs 3,25). Questo andamento conferma come, nelle imprese manifatturiere, la digitalizzazione sia stata implementata in modo più strutturato all'interno dei processi operativi e tecnici, probabilmente grazie a una maggiore attenzione all'efficienza, alla tracciabilità e all'integrazione dei sistemi produttivi.

Le imprese orientate ai servizi, pur presentando valori medi lievemente inferiori in quasi tutte le dimensioni, si avvicinano sensibilmente ai livelli delle aziende manifatturiere. In particolare, esse si distinguono per una maggiore maturità nella dimensione Manutenzione (2,81 vs 2,70), che potrebbe riflettere l'importanza attribuita alla continuità operativa e al supporto post-vendita, tipici del modello di servizio.

Interessante notare come nella dimensione Strategia (STR) le due tipologie di offerta mostrino valori pressoché identici (2,85), suggerendo che l'approccio strategico alla trasformazione digitale non dipenda in modo diretto dalla natura del prodotto/servizio offerto, ma piuttosto da fattori trasversali come la leadership, la cultura organizzativa o la disponibilità di risorse.

In sintesi, l'analisi per tipologia di offerta mostra una leggera prevalenza delle imprese orientate ai prodotti in termini di maturità digitale, soprattutto nei processi core e tecnici. Tuttavia, le differenze non appaiono particolarmente accentuate, segno di una progressiva convergenza nei modelli di digitalizzazione anche nel settore dei servizi.

2.3 Analisi per numero di dipendenti

Un'ulteriore chiave interpretativa utile a comprendere le dinamiche della maturità digitale è rappresentata dalla dimensione aziendale, espressa in termini di numero di dipendenti. Tale parametro costituisce un indicatore significativo della complessità organizzativa e, potenzialmente, della disponibilità di risorse – economiche, umane e tecnologiche – da destinare alla digitalizzazione. Nella Tabella 3 e nella Figura 6, sono riportati i valori medi delle dimensioni funzionali, suddivisi per classi dimensionali.

Dimensione	Da 101 a 200	Da 11 a 20	Da 201 a 300	Da 21 a 30	Da 301 a 400	Da 31 a 40	Da 401 a 500	Da 41 a 50	Da 51 a 100	Da 6 a 10	Fino a 5	Oltre 500
STR	2,76	3,07	2,79	2,62	3,14	2,59	3,00	2,87	2,84	2,95	2,85	3,14
P_I	3,32	3,16	3,15	2,96	3,50	3,17	3,50	3,26	3,20	3,13	3,17	3,93
PRO	3,95	3,60	3,53	3,18	3,14	3,64	3,86	3,55	3,79	3,18	3,27	4,62
QUA	3,61	3,34	3,25	2,94	3,94	3,28	2,76	2,99	3,75	3,07	3,22	4,56
MAN	2,94	2,65	2,79	2,50	3,67	2,70	3,25	2,61	2,91	2,42	2,62	3,63
LOG	2,66	2,58	3,06	1,94	1,83	2,61	1,33	2,46	2,53	2,24	2,47	3,33
SCM	2,92	2,47	2,30	2,15	3,10	2,43	2,00	2,25	2,64	2,33	2,25	3,17
RIU	2,83	2,82	2,85	2,17	4,00	2,61	3,89	2,48	2,88	2,69	2,79	3,22
MVC	2,80	2,83	2,61	2,53	3,58	2,81	2,42	2,54	2,73	3,04	2,72	2,91

Tabella 3 - Numero di dipendenti

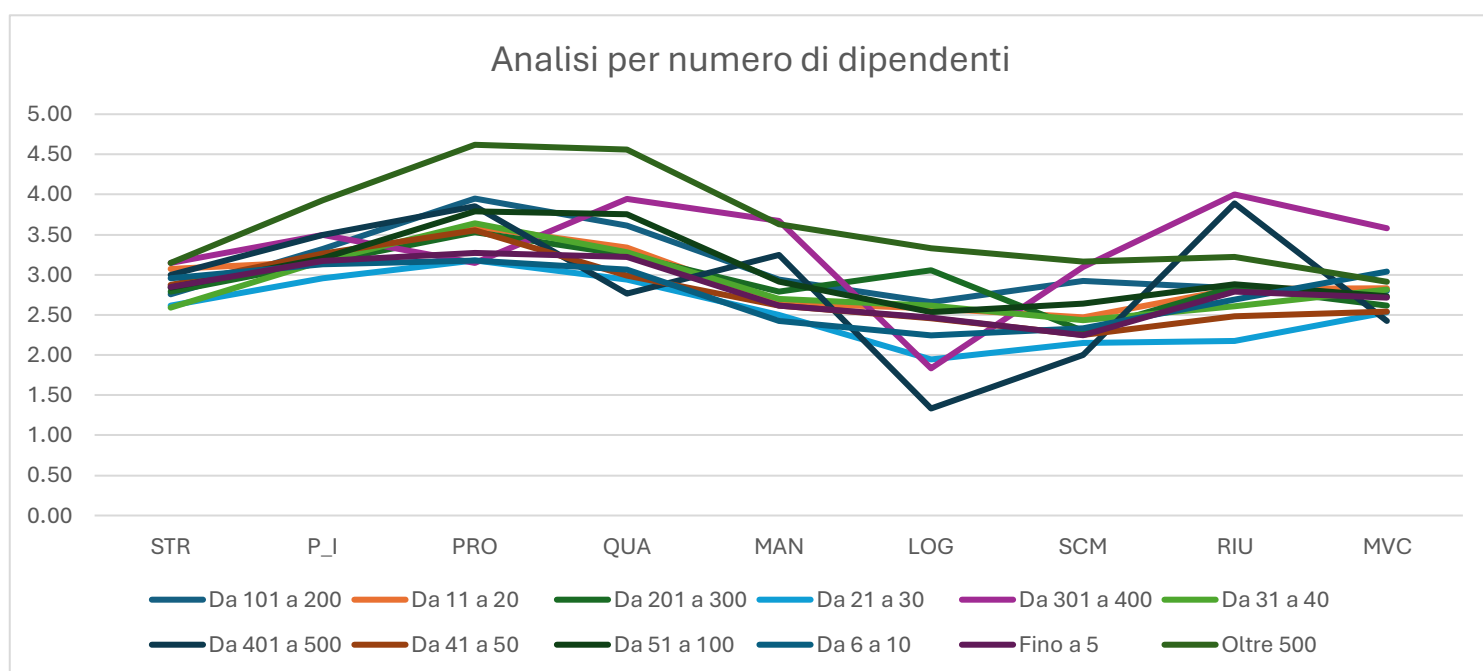


Figura 5 - Analisi per numero di dipendenti

L'analisi conferma che all'aumentare del numero di dipendenti, in generale, si osserva una crescita dei livelli medi di maturità digitale, con picchi evidenti nelle imprese di dimensioni maggiori. In particolare, le aziende con oltre 500 dipendenti fanno registrare i punteggi più elevati in quasi tutte le dimensioni, raggiungendo valori superiori a 4,50 nelle aree Produzione e Qualità, e mantenendo una buona performance anche in dimensioni trasversali come Supply Chain e Marketing. Questo andamento conferma la maggiore propensione delle imprese strutturate a investire in soluzioni digitali complesse, grazie a economie di scala, budget più ampi e capacità manageriali consolidate.

Al contrario, le micro-imprese (fino a 5 addetti) si collocano costantemente su valori inferiori a 3,00, con punte particolarmente basse nelle dimensioni Logistica e Supply Chain, dove la scarsa struttura organizzativa rende spesso difficile l'implementazione di tecnologie

digitali avanzate. Le imprese medio-piccole (fino a 100 dipendenti) presentano valori moderati e tendenzialmente stabili, a testimonianza di una digitalizzazione avviata ma non ancora sistematizzata.

Un dato interessante riguarda le classi intermedie (es. 101–200 o 201–300 dipendenti), che in alcune dimensioni – come Strategia, Manutenzione e RIU – mostrano picchi significativi, a indicare un possibile focus strategico su competenze e risorse umane. Anche la variabilità tra classi è ben visibile nel grafico, soprattutto in alcune dimensioni funzionali: ad esempio, nella RIU, si registra una netta escursione tra le imprese molto grandi e quelle più piccole.

In sintesi, l'analisi conferma che la dimensione organizzativa è un fattore rilevante nella determinazione della maturità digitale: le imprese di maggiori dimensioni non solo ottengono punteggi più alti, ma mostrano anche una digitalizzazione più equilibrata e distribuita su tutte le aree funzionali. Le micro e piccole imprese, al contrario, evidenziano una digitalizzazione più frammentata, spesso concentrata su processi specifici o legata a esigenze contingenti.

2.4 Analisi per fascia di fatturato

Un'ultima chiave di lettura del livello di maturità digitale riguarda la capacità economica delle imprese, espressa attraverso la fascia di fatturato annuo. Tale indicatore è stato utilizzato per costruire tre gruppi omogenei: imprese con fatturato fino a 2 milioni di euro, da 2 a 10 milioni, e oltre 10 milioni di euro. L'obiettivo è osservare se esista una correlazione tra la dimensione economica dell'azienda e il grado di digitalizzazione nelle diverse aree funzionali.

Dimensione	Fino a 2 milioni	Da 2 a 10 milioni	Oltre 10 milioni
STR	2,76	2,83	2,93
P_I	3,17	3,14	3,29
PRO	3,37	3,56	3,81
QUA	3,11	3,30	3,65
MAN	2,57	2,63	2,98
LOG	2,35	2,38	2,72
SCM	2,24	2,48	2,70
RIU	2,68	2,57	2,92

MVC	2,73	2,75	2,78
------------	------	------	------

Tabella 4 - Fatturato medio

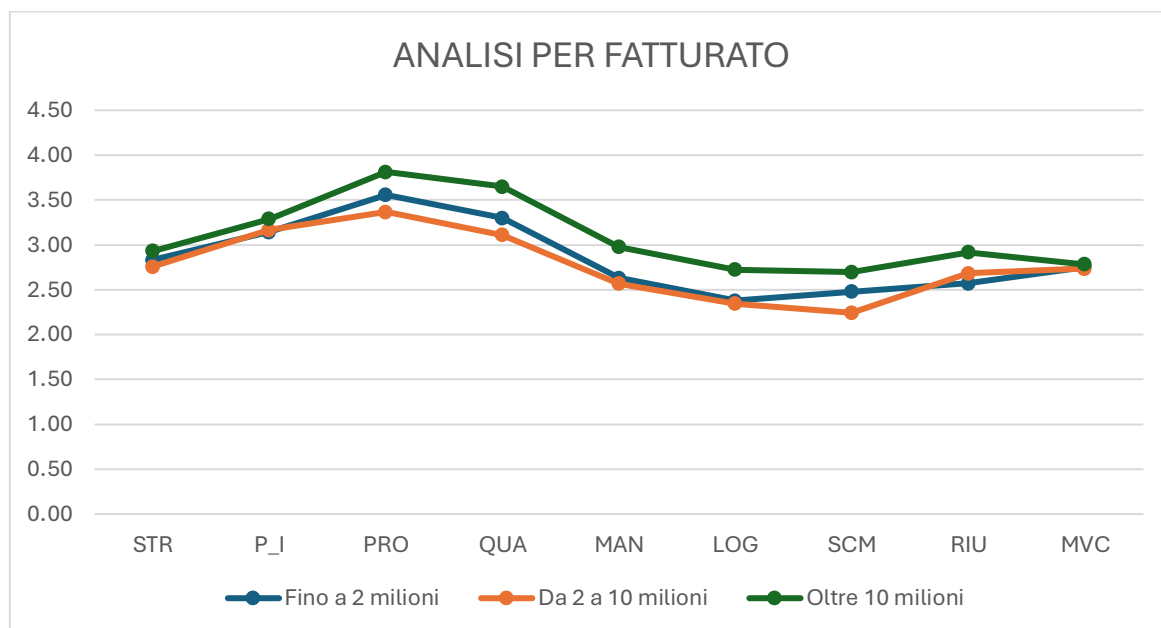


Figura 6 - Analisi per fatturato

Come evidenziato nella Tabella 4 e nel relativo grafico (Figura 7), i risultati confermano l'ipotesi di partenza: all'aumentare del fatturato, cresce anche la maturità digitale media, in modo piuttosto uniforme su tutte le dimensioni.

Le imprese con fatturato oltre i 10 milioni di euro registrano i punteggi medi più elevati in quasi tutte le aree. In particolare, si evidenziano picchi significativi nelle dimensioni Produzione (3,81), Qualità (3,65) e Manutenzione (2,98), che indicano una capacità più sviluppata di investire in processi strutturati, tecnologie avanzate e pratiche organizzative consolidate. Anche le aree Strategia e P&I presentano valori superiori alla media, suggerendo una visione integrata della digitalizzazione.

Le imprese appartenenti alla fascia intermedia (2–10 milioni di euro) mostrano valori leggermente inferiori, ma comunque superiori rispetto alle microimprese, segnalando un buon livello di adozione delle tecnologie digitali, seppur non ancora omogeneo o pienamente sistematizzato.

Al contrario, le imprese con fatturato inferiore a 2 milioni di euro presentano sistematicamente i valori più bassi. La distanza rispetto agli altri gruppi è particolarmente marcata nelle dimensioni Produzione e Qualità, dove il divario supera i 0,4 punti, ma si mantiene significativa anche nelle aree Strategia, Manutenzione e SCM, a testimonianza delle

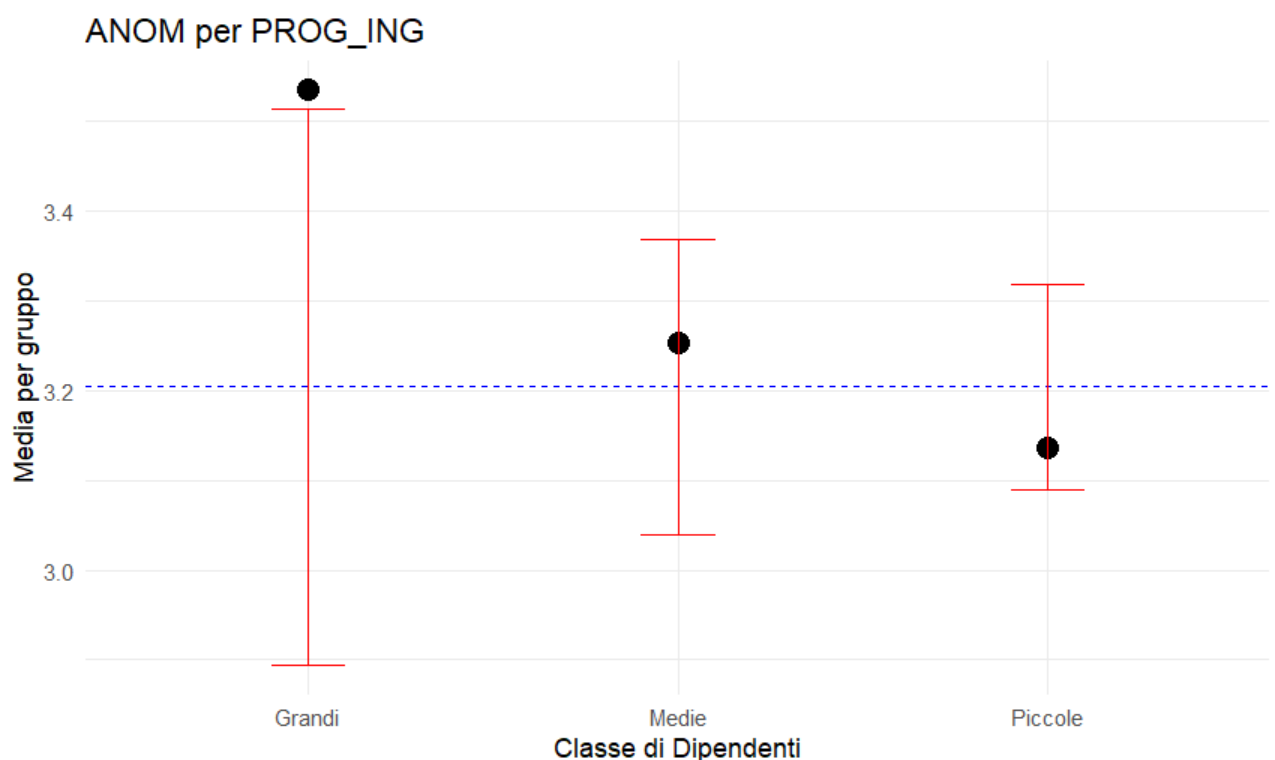
difficoltà delle piccole aziende nel sostenere investimenti continui e organici in digitalizzazione.

In sintesi, l'analisi conferma una forte correlazione tra fatturato e maturità digitale: le imprese con maggiore capacità economica sembrano essere più preparate e avanzate nell'adozione di pratiche e tecnologie digitali, mostrando un approccio più consapevole, integrato e strategico al tema della trasformazione digitale.

3. Analisi delle differenze tra gruppi

3.1 Analisi per numero di dipendenti

Progettazione e Ingegneria



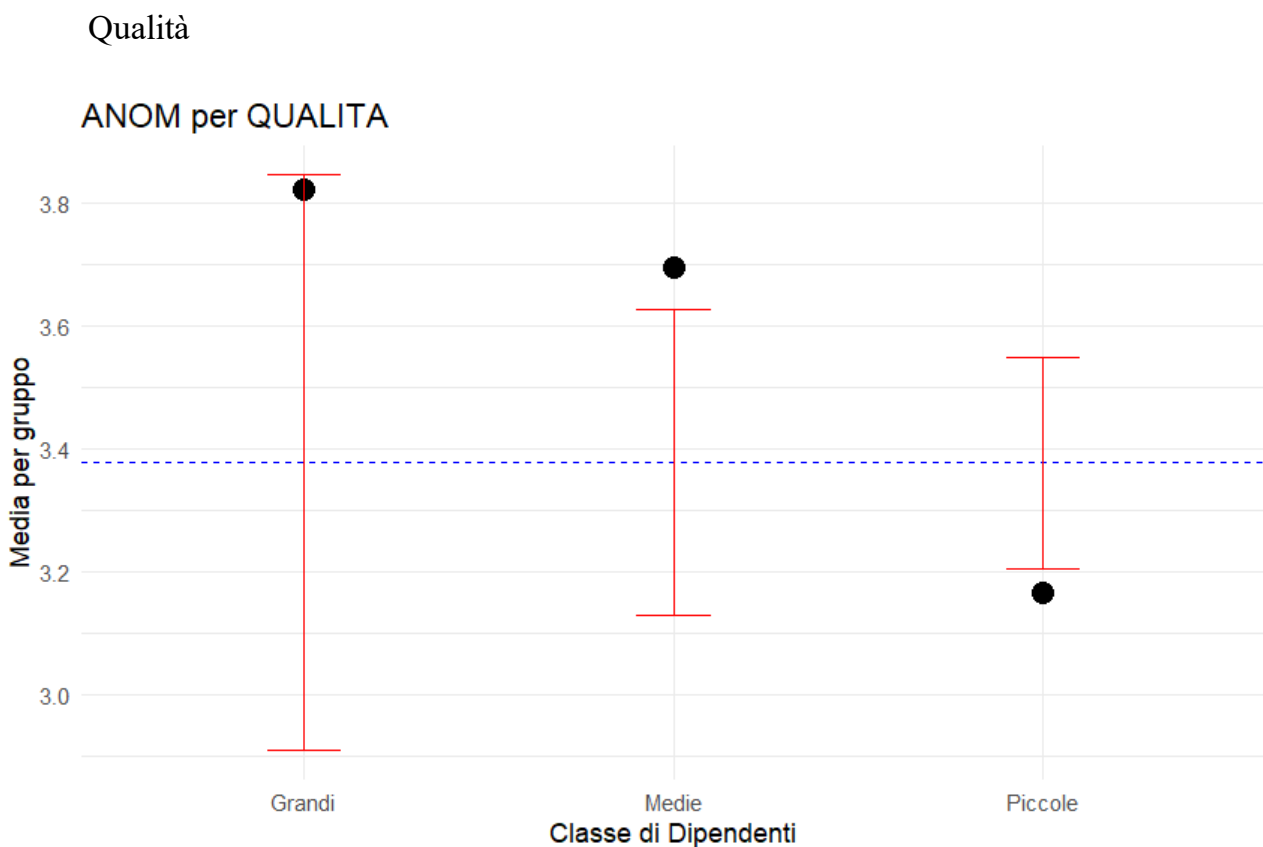
Il grafico ANOM relativo alla dimensione Progettazione e Ingegneria consente di identificare differenze significative tra le tre classi dimensionali d'impresa, in termini di digitalizzazione.

- Imprese grandi: la media di gruppo risulta al di sopra del limite superiore di controllo, indicando una digitalizzazione significativamente superiore alla media complessiva.

Questo risultato conferma come le grandi imprese siano spesso le più attrezzate nell'adozione di strumenti digitali avanzati a supporto delle attività di progettazione e ingegneria.

- Imprese medie: la loro media si colloca all'interno dell'intervallo di controllo, suggerendo un livello di maturità digitale allineato alla media generale. Non si evidenziano quindi scostamenti significativi né in eccesso né in difetto.
- Imprese piccole: la media è inferiore a quella generale, ma si mantiene all'interno dei limiti di controllo, indicando che, pur presentando livelli leggermente più bassi di digitalizzazione in questa funzione, non si osservano scostamenti statisticamente significativi.

Nel complesso, il grafico mostra un chiaro vantaggio per le imprese grandi, mentre le piccole e medie risultano in linea con il comportamento atteso, senza evidenze di anomalie significative.

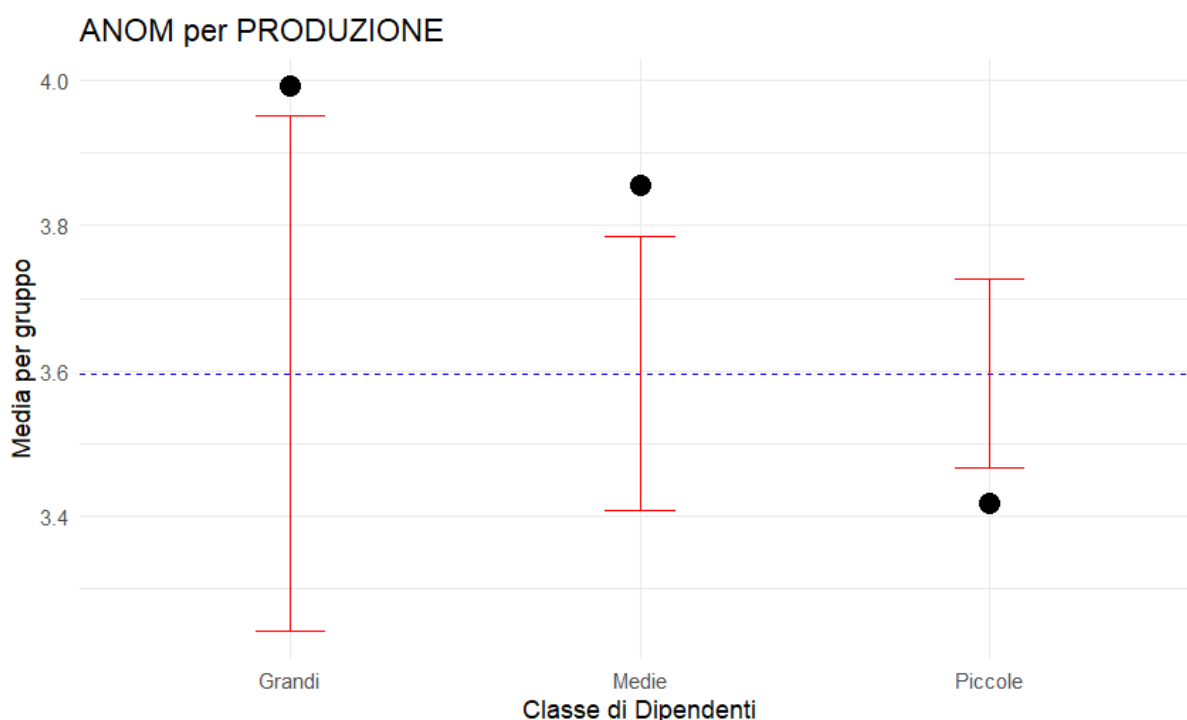


Il grafico ANOM evidenzia che le medie delle imprese medie e piccole si collocano rispettivamente al di sopra e al di sotto dei limiti di controllo, indicando differenze statisticamente significative rispetto alla media generale.

- Imprese grandi: la media rientra all'interno dei limiti di controllo, non mostrando differenze statisticamente significative rispetto alla media complessiva, sebbene si collochi nella parte superiore dell'intervallo.
- Imprese medie: la media di questo gruppo supera il limite superiore dell'intervallo di controllo, suggerendo un livello di digitalizzazione nella gestione della qualità significativamente più elevato rispetto alla media complessiva.
- Imprese piccole: la media si posiziona al di sotto del limite inferiore, indicando una performance significativamente inferiore nella digitalizzazione della qualità rispetto alla media generale.

Questi risultati suggeriscono una variabilità significativa nella digitalizzazione della qualità tra i diversi gruppi dimensionali, con le imprese medie che mostrano una maggiore adozione di pratiche digitali avanzate in questo ambito, mentre le imprese piccole evidenziano un ritardo rispetto alla media generale.

Produzione

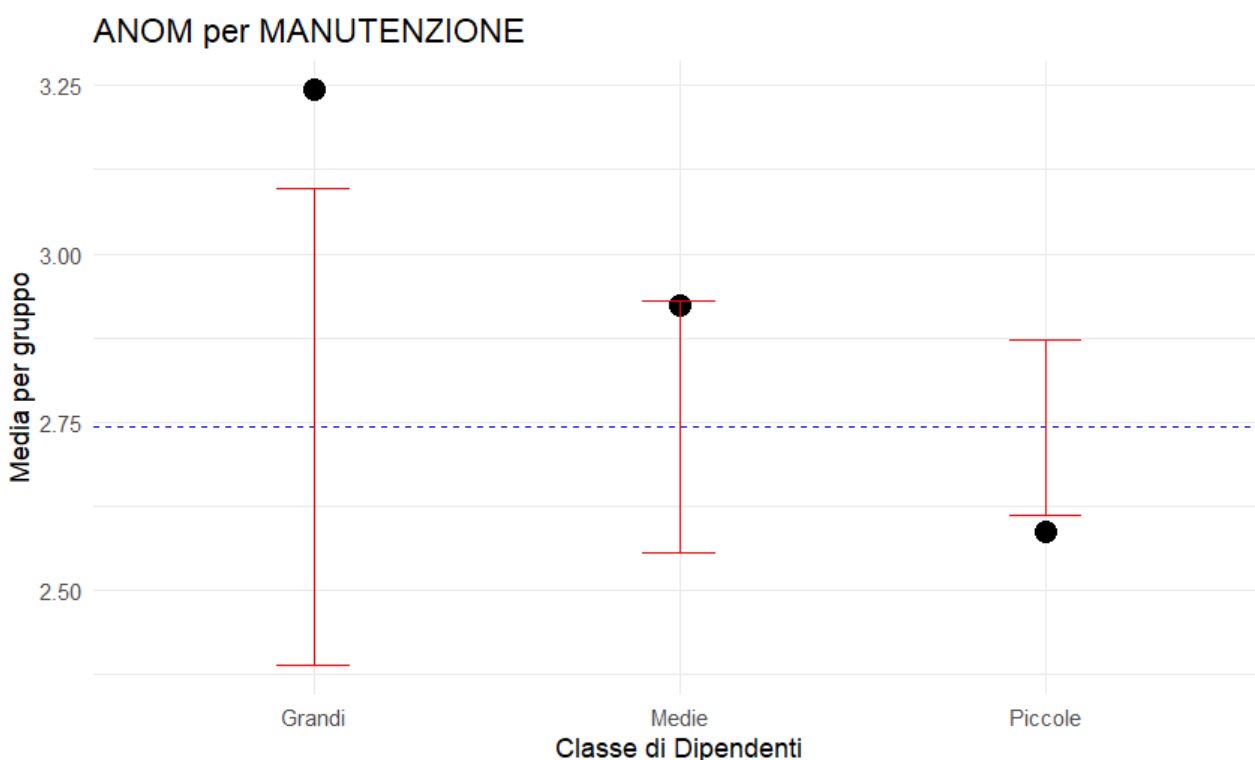


Il grafico ANOM per la dimensione Produzione mostra una situazione in cui tutte e tre le classi dimensionali di dipendenti (grandi, medie, piccole) presentano medie significativamente diverse dalla media complessiva, in quanto tutti i punti rappresentativi dei gruppi superano i limiti di controllo.

- Le grandi imprese registrano un valore medio superiore, posizionandosi oltre il limite superiore: ciò indica un livello di maturità digitale nella produzione nettamente più elevato rispetto alla media generale, con un differenziale statisticamente significativo.
- Le imprese medie, pur mantenendosi vicine alla soglia superiore, oltrepassano comunque i limiti, confermando una distanza significativa rispetto alla media.
- Le imprese piccole, al contrario, si collocano al di sotto del limite inferiore di controllo, evidenziando una performance digitale significativamente più bassa in ambito produttivo.

Questo scenario suggerisce che la dimensione aziendale esercita un'influenza forte e statisticamente rilevante sulla maturità digitale nella produzione, con una chiara polarizzazione: le grandi imprese sono in vantaggio, mentre le piccole rimangono indietro rispetto alla media di riferimento.

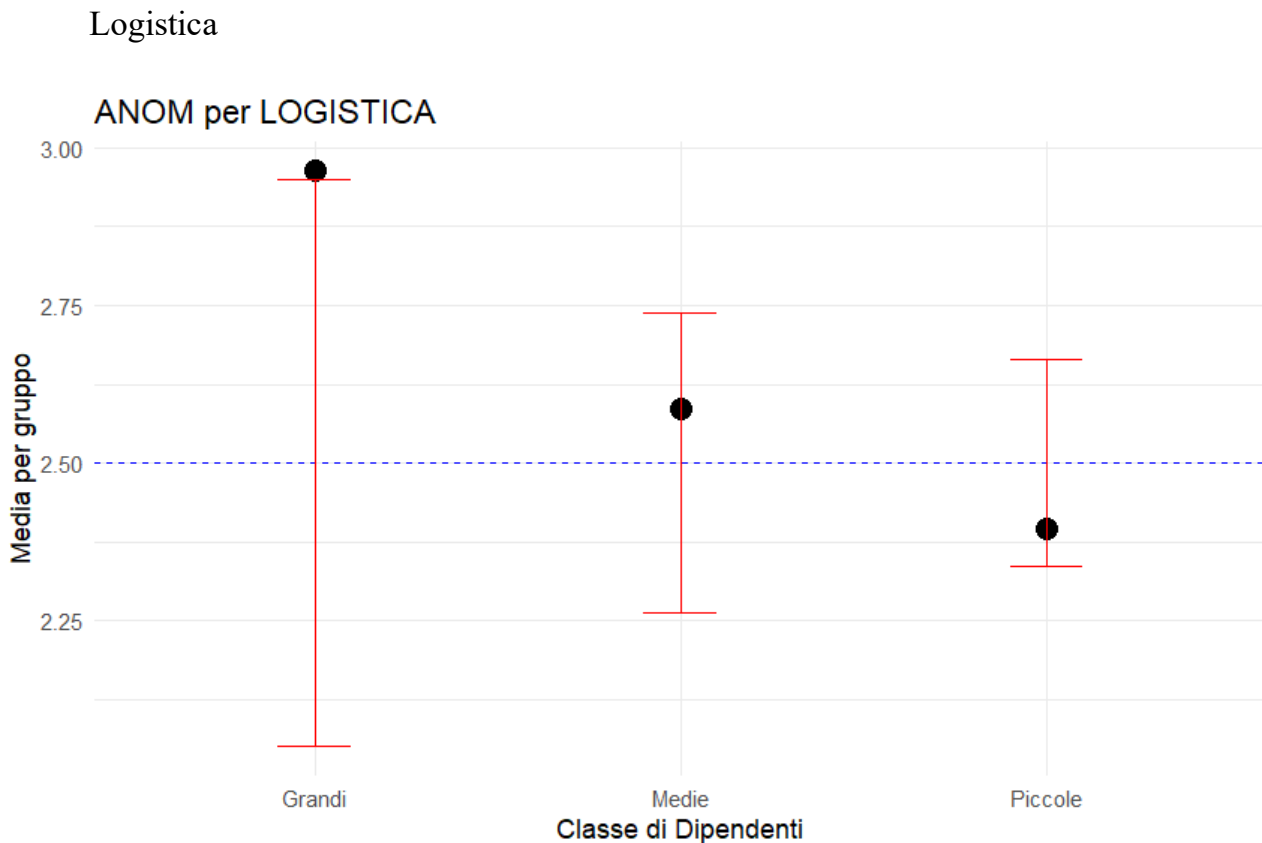
Manutenzione



Il grafico ANOM per la dimensione Manutenzione mostra differenze significative tra le classi di dipendenti:

- Le imprese grandi evidenziano una media superiore al limite di controllo: ciò indica una performance significativamente più alta nella maturità digitale dell'area manutentiva rispetto alla media generale. Il punto rappresentativo di questo gruppo (il cerchio nero) è chiaramente oltre l'intervallo di confidenza.
- Le imprese medie si collocano pienamente all'interno dei limiti di controllo, suggerendo che non vi siano scostamenti statisticamente significativi rispetto alla media complessiva per questa fascia.
- Le imprese piccole, al contrario, mostrano una media al di sotto del limite inferiore, indicando una carenza significativa in termini di maturità digitale nella gestione della manutenzione.

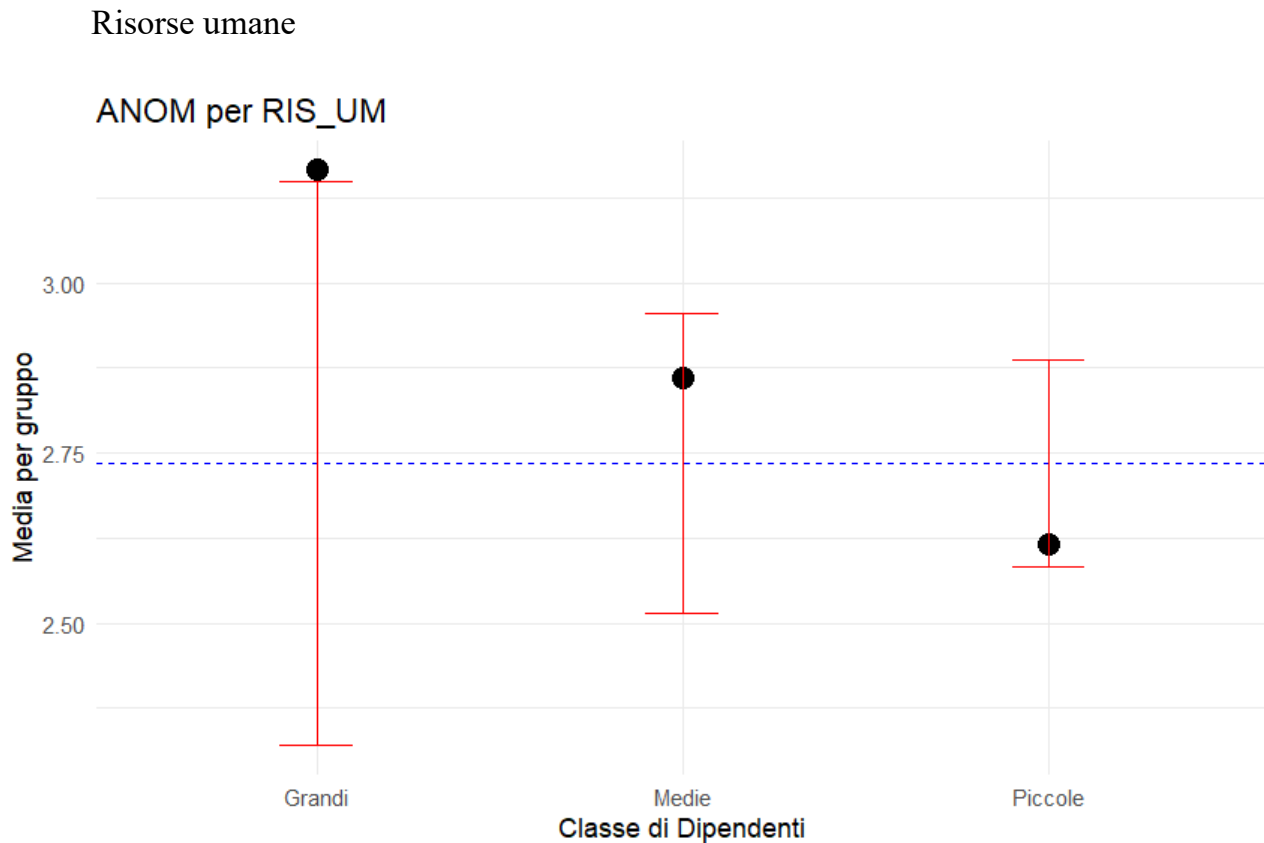
Questa distribuzione evidenzia come l'efficienza manutentiva risulti essere una dimensione discriminante, con una forte penalizzazione per le imprese di dimensioni più ridotte e un chiaro vantaggio per le realtà più strutturate.



Nel grafico ANOM relativo alla dimensione Logistica, si osserva che:

- Le imprese grandi presentano una media leggermente superiore alla media generale, ma appena oltre il limite superiore di controllo. Sebbene il superamento sia modesto, è comunque statisticamente rilevante e segnala che, anche se di poco, queste imprese si distinguono per un maggiore livello di digitalizzazione logistica. Ciò può riflettere investimenti mirati in tecnologie per la gestione dei flussi, dei magazzini e della supply chain.
- Le imprese medie e piccole mostrano invece medie che rientrano pienamente nei limiti di controllo, con valori inferiori rispetto alla media generale ma non significativamente differenti. Ciò indica una certa omogeneità tra queste classi in termini di maturità digitale logistica, senza deviazioni significative.

In sintesi, il grafico suggerisce che solo le grandi imprese evidenziano un vantaggio logistico statisticamente rilevante, seppur contenuto, rispetto al panorama generale.



Nel grafico ANOM riferito alla dimensione Risorse Umane, si evidenziano differenze tra le classi dimensionali di imprese:

- Le imprese grandi mostrano una media superiore ai limiti di controllo. Questo scostamento positivo indica che tali aziende presentano un livello di maturità digitale significativamente più elevato nelle attività di gestione e sviluppo delle risorse umane. La maggiore capacità organizzativa, unita a investimenti più consistenti in tecnologie HR (es. sistemi di gestione del personale, formazione digitale, strumenti di comunicazione interna), può spiegare questa divergenza.
- Le imprese medie si collocano lievemente al di sopra della media generale, ma senza superare i limiti, risultando dunque in linea con l'andamento complessivo. Il loro livello di digitalizzazione nel campo HR può ritenersi stabile e coerente con le aspettative dimensionali.

- Le imprese piccole, invece, presentano una media al di sotto della media generale, anche se ancora compresa all'interno dei limiti di controllo. Questo suggerisce una tendenza meno sviluppata nell'utilizzo di strumenti digitali per la gestione delle risorse umane, probabilmente a causa di limiti economici, strutturali o culturali.

In sintesi, la digitalizzazione delle risorse umane è fortemente influenzata dalla dimensione aziendale, con una chiara superiorità delle grandi imprese e un gap ancora da colmare per le realtà minori.

3.2 Analisi per classi di fatturato

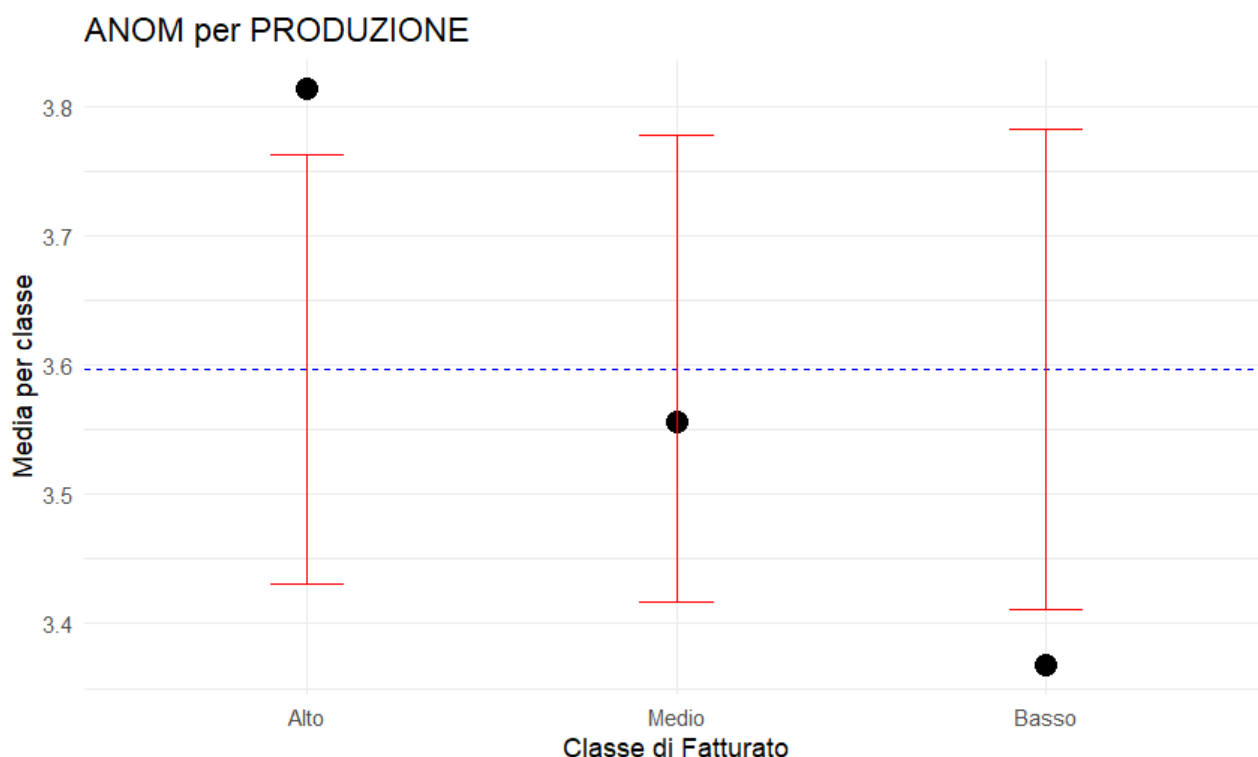
Dopo aver indagato la variabilità della performance legata alla maturità digitale rispetto alla dimensione organizzativa delle imprese, rappresentata dal numero di dipendenti, si è scelto di estendere l'analisi anche alla dimensione economico-finanziaria, utilizzando il fatturato come criterio di segmentazione. Anche in questo caso è stata adottata la tecnica ANOM (Analysis of Means), applicata alle nove aree funzionali del modello.

Per garantire una maggiore leggibilità dei risultati e confrontabilità con l'analisi precedente, le classi di fatturato sono state raggruppate in tre macro-categorie:

- Alto (oltre 10 milioni di euro).
- Medio (da 2 a 10 milioni di euro),
- Basso (fino a 2 milioni di euro),

L'analisi grafica consente di confrontare la media di ciascun gruppo con la media complessiva, individuando eventuali scostamenti statisticamente significativi. Per garantire coerenza metodologica con l'analisi precedente basata sulla dimensione organizzativa, anche in questo caso l'attenzione sarà focalizzata esclusivamente sulle aree funzionali in cui almeno una delle medie di gruppo risulta al di fuori dei limiti di controllo. Queste deviazioni, infatti, sono indicative di differenze rilevanti nel grado di digitalizzazione in funzione della capacità economico-finanziaria dell'impresa. Al contrario, tutte le aree in cui i valori di gruppo rientrano nell'intervallo di accettazione statistica non verranno analizzate nel dettaglio, poiché non evidenziano scostamenti significativi rispetto alla media generale del campione.

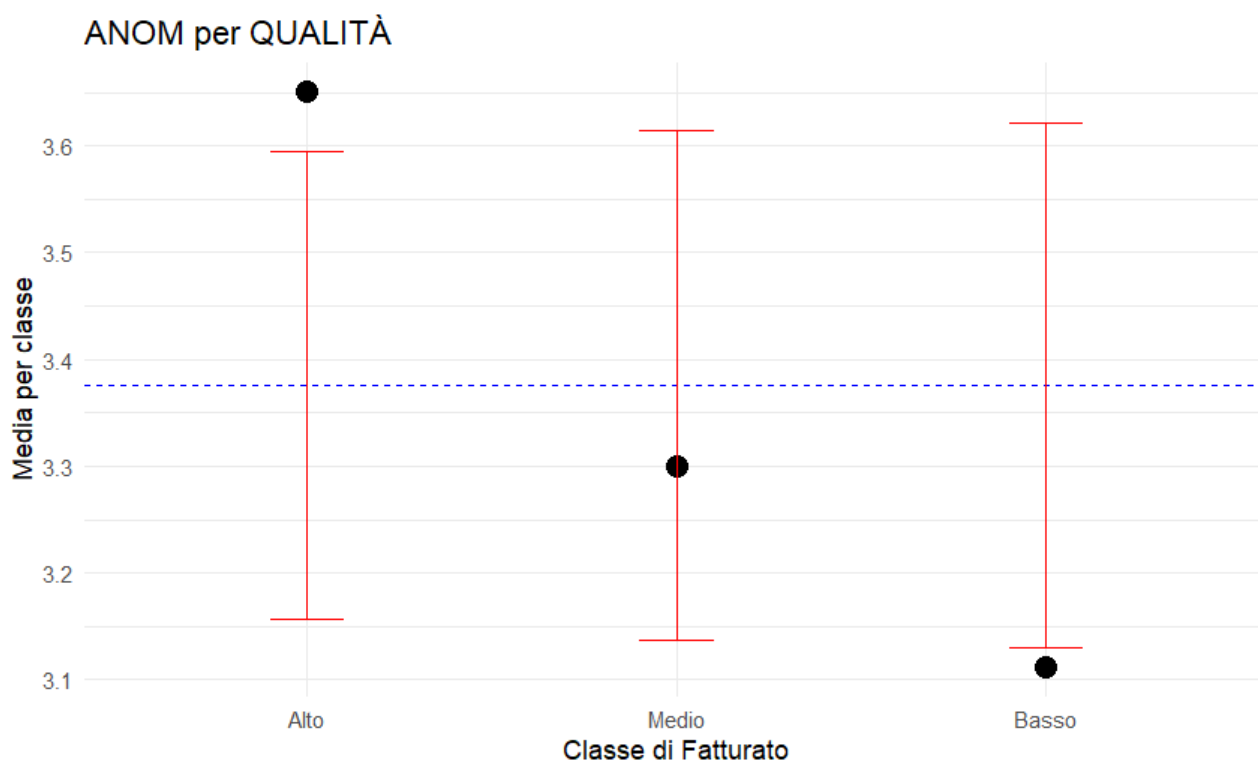
Produzione



L'analisi ANOM rivela differenze significative tra le imprese in funzione della loro capacità economica. In particolare, le imprese con fatturato elevato presentano una media superiore al limite superiore di controllo, segnalando un grado di digitalizzazione nella produzione nettamente superiore alla media complessiva. Al contrario, le imprese con fatturato basso mostrano una media che scende sotto il limite inferiore, suggerendo una significativa carenza relativa rispetto al benchmark generale. Le imprese con fatturato medio, invece, rientrano nei limiti e non mostrano scostamenti statisticamente significativi.

Questo andamento evidenzia un chiaro gradiente positivo tra digitalizzazione e fatturato, con un vantaggio marcato delle imprese economicamente più robuste nel digitalizzare i processi produttivi.

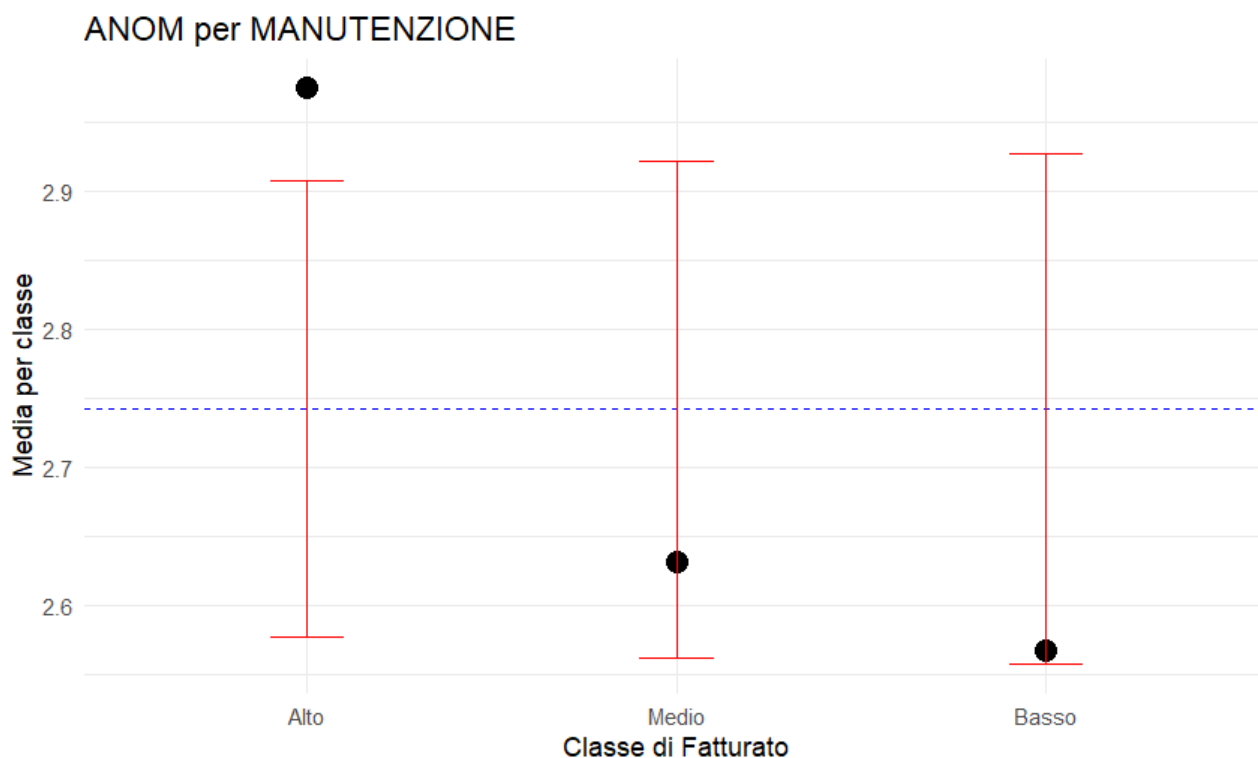
Qualità



Anche in questo caso emergono scostamenti significativi rispetto alla media complessiva. Le imprese con fatturato elevato si distinguono positivamente, con una media al di sopra del limite superiore, segno di una maggiore attenzione alla digitalizzazione dei processi di controllo qualità. Di contro, le imprese con fatturato basso presentano una media inferiore al limite di controllo, indicando un ritardo nell'adozione di strumenti digitali in quest'area. Le imprese appartenenti alla classe intermedia restano invece all'interno dei limiti, pur posizionandosi leggermente al di sotto della media generale.

Questo scenario conferma una correlazione positiva tra grado di digitalizzazione della qualità e capacità economica delle imprese.

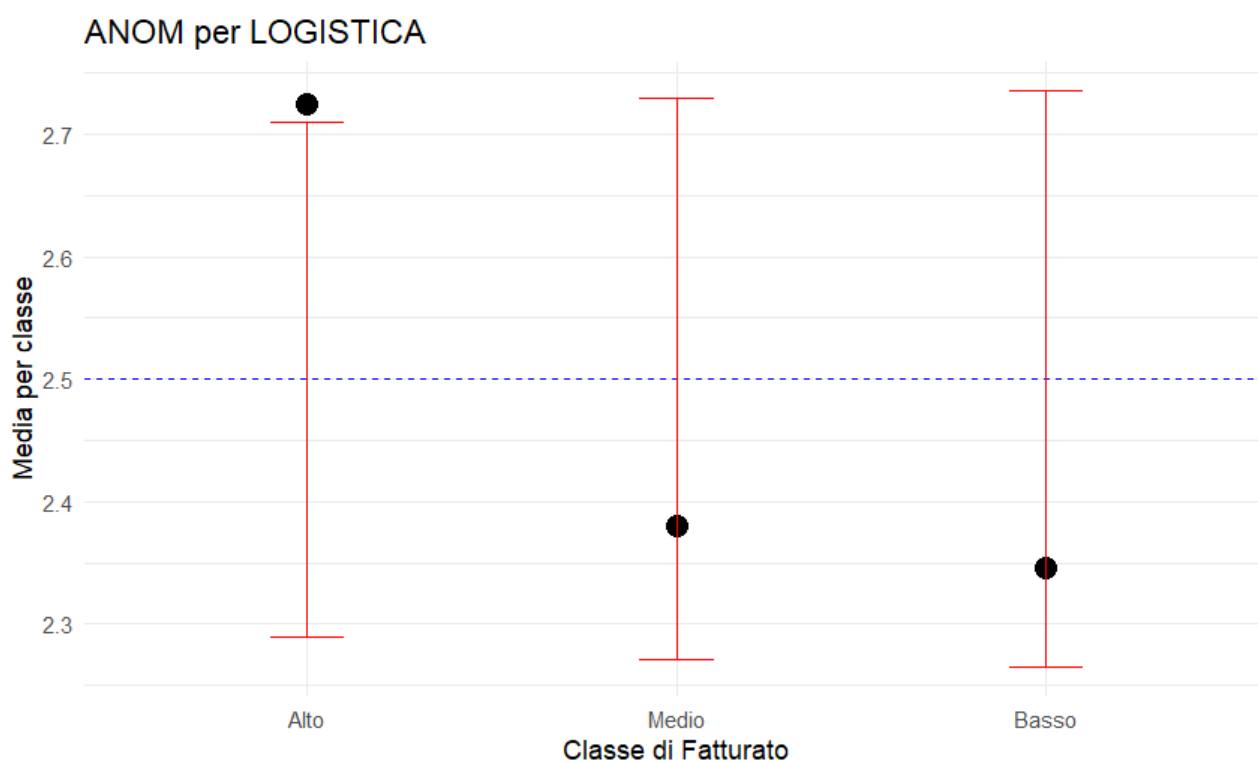
Manutenzione



Il grafico ANOM evidenzia una differenza significativa tra le imprese ad alto fatturato e quelle appartenenti agli altri due gruppi. Le prime presentano una media superiore al limite di controllo, a indicare un'intensità digitale nettamente maggiore nelle attività di manutenzione. Al contrario, le imprese con fatturato medio e basso risultano entrambe al di sotto della soglia inferiore, rivelando un'insufficiente digitalizzazione in quest'area.

Questa divergenza marcata sottolinea come l'adozione di soluzioni digitali per la manutenzione risulti ancora limitata nelle imprese con risorse economiche più contenute.

Logistica



Nel grafico ANOM relativo alla logistica si osserva che solo le imprese ad alto fatturato si collocano appena al di sopra del limite superiore di controllo, segnalando un livello di digitalizzazione leggermente superiore alla media generale. Le imprese con fatturato medio e basso, invece, si posizionano al di sotto della media complessiva, pur rientrando ancora nei limiti di accettazione statistica.

Questo scenario suggerisce che, sebbene non tutte le classi mostrino scostamenti statisticamente significativi, solo le imprese più strutturate economicamente sembrano trarre vantaggio da un maggiore investimento in tecnologie logistiche.

4. Analisi multidimensionale e costruzione dell'indicatore composito

Dopo aver descritto in chiave univariata le principali dimensioni del dataset, si procede ora alla fase di analisi multidimensionale, finalizzata alla costruzione di un indicatore sintetico della performance della maturità digitale. A differenza di altri approcci che impiegano modelli aggregativi basati su medie pesate o analisi fattoriali esplorative, il presente lavoro adotta un

approccio fondato su modelli a equazioni strutturali (Structural Equation Modeling, SEM), stimati secondo la logica del Covariance-Based SEM (CB-SEM).

Questa metodologia consente di rappresentare in maniera rigorosa e teoricamente fondata le relazioni causali tra le variabili osservate e i costrutti latenti, superando i limiti dei modelli descrittivi. In particolare, l'utilizzo del SEM permette di:

- modellare la performance della maturità digitale come costrutto latente formato da più dimensioni interdipendenti;
- tenere conto delle relazioni tra le componenti;
- stimare congiuntamente intensità e significatività dei legami strutturali nel modello.

Attraverso tale approccio è possibile passare da una lettura meramente descrittiva dei dati a un'interpretazione strutturale del fenomeno, fornendo uno strumento più robusto per la classificazione delle imprese in base al loro livello di maturità digitale.

4.1 Il modello a equazioni strutturali: impostazione teorica e operativa

Il modello a equazioni strutturali (SEM) rappresenta un metodo avanzato per analizzare relazioni tra variabili latenti e manifestate. Esso è particolarmente adeguato per la trattazione della maturità digitale, concepita come un costrutto multidimensionale non osservabile direttamente ma inferito a partire da un insieme coerente di variabili osservate.

Nel modello specificato in questo lavoro, si adotta una struttura di tipo formativo, nella quale la performance della maturità digitale è rappresentata come un costrutto latente formato da quattro variabili esogene formative:

- Esecuzione,
- Tecnologia,
- Controllo,
- Organizzazione.

Queste dimensioni, misurate attraverso insiemi di item derivati dal questionario, costituiscono i contributi fondamentali alla formazione del costrutto sintetico. A loro volta, tali variabili sono influenzate da un insieme di variabili endogene riflessive, rappresentate dalle nove aree funzionali individuate (es. Strategia, Produzione, Qualità, ecc.), ciascuna misurata tramite indicatori specifici.

A livello operativo, il modello è stato stimato utilizzando il pacchetto lavaan di R, che consente l'implementazione del SEM con approccio CB-SEM, basato sulla massimizzazione della verosimiglianza (ML). Questo approccio è particolarmente indicato in presenza di:

- obiettivi confermativi di tipo teorico;
- struttura causale esplicitata a priori;
- verifica di bontà del fit del modello globale.

Il processo di stima ha seguito le seguenti fasi operative:

1. Costruzione del modello di misura, con analisi dell'affidabilità interna e della validità convergente delle aree funzionali (valutate con Cronbach's Alpha, CR e AVE);
2. Costruzione del modello strutturale, volto a stimare il contributo delle variabili esogene formative al costrutto latente "Performance";
3. Valutazione della bontà dell'adattamento del modello ai dati, attraverso indicatori di fit assoluto e incrementale (es. χ^2 , CFI, TLI, RMSEA, SRMR);
4. Stima dei punteggi latenti di performance della maturità digitale per ciascuna impresa, successivamente utilizzati per analisi comparative e classificatorie.

Questa metodologia consente di ottenere un indicatore composito robusto e validato, supportato da una struttura teorica coerente e da evidenze empiriche, offrendo così una base metodologica solida per l'analisi delle dinamiche digitali nelle imprese italiane.

4.2 Valutazione del modello: risultati della stima SEM

Dopo aver definito la struttura teorica del modello SEM, si è proceduto alla stima mediante metodo della massima verosimiglianza (Maximum Likelihood, ML), utilizzando il

pacchetto lavaan in ambiente R. Tale approccio, basato sull'analisi della covarianza, è adatto alla conferma di modelli teorici in cui le relazioni tra variabili sono specificate a priori secondo un disegno causale.

Nel presente lavoro, il modello adottato assume una struttura formativa, in cui la performance della maturità digitale è definita da quattro variabili esogene formative: Esecuzione, Tecnologia, Controllo e Organizzazione. A loro volta, queste variabili sono stimate sulla base di nove aree funzionali endogene (Strategia, Progettazione e Ingegneria, Produzione, Qualità, ecc.), ciascuna misurata tramite un insieme coerente di item derivati dal questionario.

Il processo di analisi ha previsto:

1. La valutazione del modello di misura, attraverso l'analisi dell'affidabilità interna e della validità convergente delle aree funzionali;
2. La stima della struttura del modello formativo, per valutare l'impatto delle quattro dimensioni sulla performance;
3. La verifica della bontà dell'adattamento globale del modello, tramite un insieme di indici di fit teoricamente e statisticamente validati;
4. L'interpretazione dei pesi fattoriali e la stima dei punteggi latenti, utilizzati come indicatore sintetico della performance digitale delle imprese.

Affidabilità interna: Alpha di Cronbach

Per valutare la coerenza interna degli item relativi a ciascuna area funzionale, è stato calcolato il coefficiente α di Cronbach, secondo la formula:

$$\alpha = \frac{N}{N-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N \sigma_i^2}{\sigma_T^2} \right)$$

dove:

- N è il numero di indicatori (item),
- σ_i^2 è la varianza del singolo indicatore,
- σ_T^2 è la varianza della somma totale dei punteggi per la scala.

Un valore di α superiore a 0,70 è generalmente considerato accettabile, mentre valori compresi tra 0,80 e 0,95 indicano un'eccellente affidabilità²⁴⁷. Tuttavia, valori eccessivamente alti (oltre 0,95) potrebbero suggerire una ridondanza degli item.

Dimensione	Alpha di Cronbach
Generale	0,965
STR	0,77
P_I	0,815
PRO	0,904
QUA	0,923
MAN	0,868
LOG	0,855
SCM	0,839
RIU	0,832
MVC	0,867

Nel presente lavoro, il valore dell'Alpha di Cronbach calcolato sull'intero insieme degli item è risultato pari a 0,965, a indicare un'elevatissima coerenza interna del questionario. Anche le analisi condotte separatamente per ciascuna delle nove dimensioni funzionali hanno restituito risultati più che soddisfacenti. In particolare:

- le dimensioni Produzione ($\alpha = 0,904$), Qualità ($\alpha = 0,923$) e P&I ($\alpha = 0,815$) mostrano un'ottima consistenza interna;
- la dimensione Strategia ($\alpha = 0,770$) e le altre restano comunque pienamente sopra la soglia di accettabilità.

Composite Reliability (CR) e Average Variance Extracted (AVE)

Dimensione	(CR)	(AVE)
STR	0,81	0,47
P_I	0,88	0,54
PRO	0,95	0,62
QUA	0,94	0,72
MAN	0,93	0,71
LOG	0,84	0,52
SCM	0,88	0,57
RIU	0,89	0,55
MVC	0,92	0,61

²⁴⁷ ibidem

Per rafforzare l'analisi dell'affidabilità e della validità convergente, sono stati calcolati due ulteriori indici:

1. CR (Composite Reliability): misura l'affidabilità dei costrutti tenendo conto del peso di ciascun indicatore:

$$CR = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum \theta_i}$$

dove:

- λ_i sono i carichi fattoriali (loadings),
- θ_i rappresenta l'errore di misura associato all'indicatore i ²⁴⁸.

Tutti i valori di CR risultano compresi tra 0,82 e 0,94, confermando la stabilità e coerenza dei costrutti.

2. AVE (Average Variance Extracted): misura la quota di varianza spiegata dal costrutto rispetto alla varianza totale osservata:

$$AVE = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{n}$$

Un valore di AVE superiore a 0,50 indica che oltre la metà della varianza degli indicatori è spiegata dal costrutto latente²⁴⁹, requisito pienamente soddisfatto in tutte le dimensioni analizzate.

Nel complesso, i risultati ottenuti dimostrano che il modello di misura è statisticamente affidabile e validato, e costituisce quindi una base metodologica solida per la costruzione dell'indicatore composito di maturità digitale.

4.3 Valutazione dell'adattamento del modello strutturale

²⁴⁸ Fornell C., Larcker D. F., "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error", *Journal of Marketing Research*, vol. 18, n. 1, 1981, pp. 39–50.

²⁴⁹ ibidem

La valutazione della bontà dell'adattamento del modello SEM stimato è stata effettuata attraverso un insieme articolato di indicatori di fit, appartenenti alle quattro principali categorie individuate nella letteratura metodologica: test del chi-quadrato, indici di adattamento assoluto, indici incrementali e indici di parsimonia.

L'analisi è stata condotta utilizzando il pacchetto lavaan di R, che consente la stima del modello secondo l'approccio CB-SEM, calcolando automaticamente i principali indici di adattamento.

Indice	Valore
Chi-quadrato (χ^2)	15560,15
Gradi di libertà (df)	7704
p-value (χ^2)	< 0,001
χ^2 / df	2,02
RMSEA	0,078
CI 90% RMSEA (lower-upper)	0.076 – 0.080
p-value H_0 : RMSEA \leq 0,05	0
p-value H_0 : RMSEA \geq 0,08	0,026
SRMR	0,094
CFI	0,478
TLI	0,466
AIC	58055,96
BIC	58983,78
SABIC	58043,42

Test del chi-quadrato (χ^2)

Il test chi-quadrato restituisce un valore pari a 15.560,152 con 7.704 gradi di libertà e un p-value < 0,001, indicando una discrepanza statisticamente significativa tra la matrice di covarianze osservata e quella stimata. Tuttavia, trattandosi di un indice altamente sensibile alla numerosità campionaria e alla complessità del modello, tale risultato deve essere interpretato con cautela. In questo senso, il rapporto $\chi^2/df = 2,02$ è inferiore alla soglia critica di 3, suggerendo un accettabile livello di adattamento.

Indici di adattamento assoluto

- RMSEA = 0,078: valore vicino al limite superiore accettabile di 0,08. Tuttavia, il p-value dell'ipotesi nulla RMSEA \geq 0,08 è pari a 0,026, quindi si rifiuta

l'ipotesi di cattivo adattamento, suggerendo una discreta aderenza del modello ai dati.

- SRMR = 0,094: leggermente sopra la soglia critica di 0,08, indicando qualche discrepanza nei residui standardizzati.

Indici di adattamento incrementale

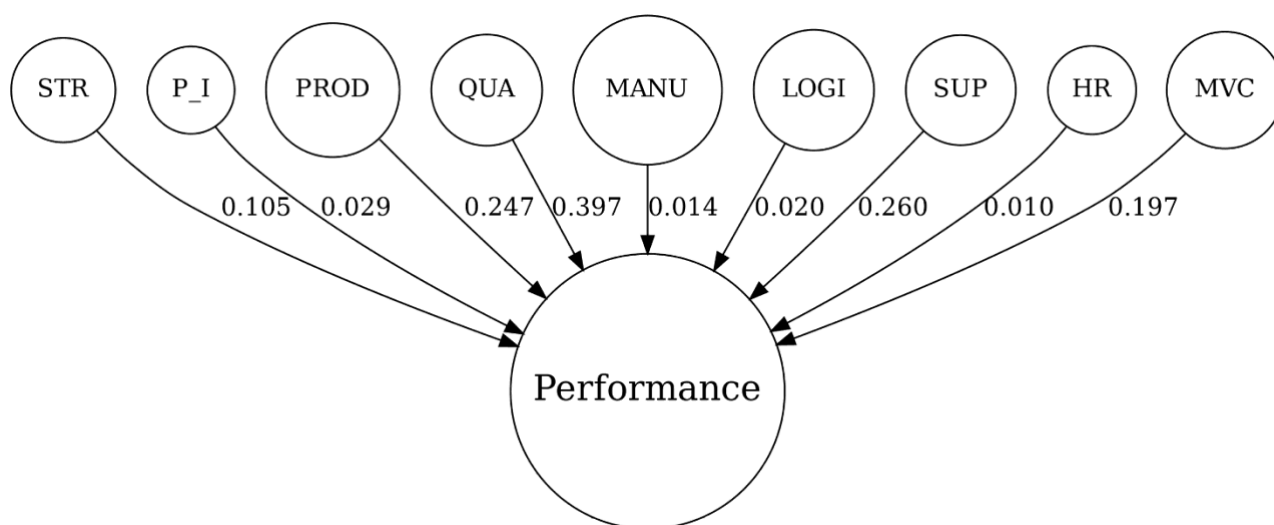
- CFI = 0,478 e TLI = 0,466: entrambi nettamente inferiori alla soglia di 0,90, segnalano che il miglioramento del modello rispetto al modello nullo è limitato, probabilmente a causa dell'elevata complessità del modello e dell'elevato numero di item.

Indici di parsimonia

- I valori di AIC (58.055,964), BIC (58.983,782) e SABIC (58.043,415) risultano utili per confronti con modelli alternativi, anche se in assenza di confronto diretto non è possibile interpretarne la bontà in senso assoluto.

Nel complesso, il modello SEM mostra un adattamento parzialmente soddisfacente: sebbene alcuni indici (CFI, TLI, SRMR) evidenzino margini di miglioramento, il valore del RMSEA, unito al rapporto χ^2/df favorevole, supporta una interpretazione cautamente positiva della qualità del modello stimato. Considerata la complessità del costrutto e l'elevato numero di variabili osservate, si può ritenere che il modello fornisca una rappresentazione teoricamente fondata della performance della maturità digitale nel campione analizzato.

4.4 Analisi del modello strutturale: lettura del diagramma dei percorsi



La figura seguente rappresenta il path diagram derivante dalla stima del modello SEM formativo finalizzato a indagare il contributo delle diverse aree funzionali al costrutto latente “Performance”. Il modello è stato stimato attraverso l’approccio covariance-based (CB-SEM), facendo convergere nove dimensioni esogene – ovvero STR (Strategia), P_I (Progettazione e Ingegneria), PROD (Produzione), QUA (Qualità), MANU (Manutenzione), LOGI (Logistica), SUP (Supply Chain), HR (Risorse Umane) e MVC (Marketing, Vendite e Customer care) – verso la variabile latente “Performance”.

Come visibile dal diagramma, ciascuna variabile esogena è collegata a “Performance” tramite una freccia unidirezionale, che ne indica la relazione causale. I valori numerici lungo le frecce corrispondono ai coefficienti standardizzati ottenuti dal modello e misurano l’intensità dell’effetto di ciascuna dimensione sulla performance complessiva.

I risultati mostrano che tra le nove dimensioni considerate, QUA (0.397), SUP (0.260), e MVC (0.197) sono quelle che esercitano l’impatto maggiore, suggerendo che la qualità dei processi, la gestione della supply chain e le attività orientate al cliente rappresentano le leve principali per il miglioramento della performance digitale. Seguono, con un peso più contenuto, STR (0.105), PROD (0.247) e P_I (0.029), indicando che le funzioni di indirizzo strategico e di progettazione tecnica, sebbene importanti, non sono ancora pienamente sfruttate nel processo di trasformazione digitale.

Al contrario, LOGI (0.020), MANU (0.014) e HR (0.010) mostrano coefficienti marginali, sottolineando una scarsa incidenza percepita di queste aree. Questo dato potrebbe

riflettere una reale difficoltà da parte delle aziende nel coinvolgere attivamente i dipartimenti di logistica, manutenzione e risorse umane nei progetti di digitalizzazione, oppure un limite nella consapevolezza organizzativa rispetto al ruolo strategico di tali funzioni.

Dal punto di vista metodologico, la scelta di un modello formativo riflette la natura del costrutto “Performance”, che non è latente nel senso tradizionale ma costruito come una combinazione causale delle dimensioni funzionali. In altre parole, la performance digitale non determina la qualità o la strategia, ma è piuttosto il risultato della loro implementazione e maturità.

Tale configurazione del modello consente una lettura analitica e diagnostica dei driver di performance: ad esempio, investimenti in ambito qualità o supply chain potrebbero generare benefici significativi in termini di maturità digitale, mentre le funzioni meno incidenti meritano attenzione per un loro possibile riposizionamento strategico.

In sintesi, il grafico fornisce una visione sintetica ma robusta dell’architettura organizzativa digitale, mettendo in evidenza punti di forza e aree di miglioramento su cui concentrare future azioni manageriali e progettuali.

5. Matrice di intervento



Per fornire un supporto operativo all'interpretazione dei risultati del modello SEM, è stata elaborata una matrice di intervento che consente di visualizzare e classificare le diverse aree funzionali in base a due dimensioni chiave: il livello di importanza (espresso dai coefficienti standardizzati ottenuti nel modello strutturale) e il punteggio medio (che riflette il livello di sviluppo rilevato per ciascuna area nel campione analizzato).

La matrice è suddivisa in quattro quadranti che suggeriscono differenti strategie di intervento:

- Area di Mantenimento: include le dimensioni ad alta importanza e punteggio medio elevato, che rappresentano punti di forza consolidati da preservare;
- Area Critica: comprende le aree con alta importanza ma basso sviluppo medio, e dunque richiedono interventi urgenti;
- Area di Miglioramento: racchiude le dimensioni a bassa importanza e basso sviluppo, che pur non prioritarie meritano attenzione nel medio-lungo termine;
- Area di Monitoraggio: include le aree con bassa importanza ma punteggio elevato, che vanno monitorate ma non necessitano azioni immediate.

Nel caso specifico, la matrice evidenzia i seguenti risultati:

Nell'Area di Mantenimento troviamo le dimensioni Produzione (0,247; 3,60) e Qualità (0,397; 3,38), che si confermano come i principali driver della performance digitale. Le imprese presentano un buon livello di sviluppo su queste dimensioni, che risultano anche tra le più rilevanti secondo il modello SEM. Si tratta di asset fondamentali da consolidare e valorizzare ulteriormente.

L'unica dimensione collocata nell'Area Critica è la Supply Chain (0,260; 2,49), che combina un'elevata incidenza sulla performance con un livello medio di sviluppo particolarmente basso. Questo risultato suggerisce un bisogno prioritario di intervento, con investimenti specifici su processi e tecnologie a supporto della catena di fornitura.

Nell'Area di Miglioramento rientrano diverse dimensioni: Manutenzione (0,014; 2,74), Logistica (0,020; 2,50), Strategia (0,105; 2,85) e Marketing e Vendite (0,197; 2,76). Pur avendo un peso inferiore nel modello, queste aree mostrano livelli medi di maturità

digitale ancora contenuti, che suggeriscono potenziali margini di crescita seppur con priorità secondaria.

Infine, nell'Area di Monitoraggio si collocano Risorse Umane (0,010; 2,73) e Progettazione e Ingegneria (0,029; 3,20). Queste aree, pur mostrando un buon livello di sviluppo interno, hanno un impatto meno significativo sulla performance composita, ma devono essere monitorate nel tempo per evitare future criticità.

Nel complesso, la matrice di intervento rappresenta uno strumento utile per tradurre i risultati del modello in azioni strategiche concrete, consentendo alle imprese di orientare i propri sforzi di trasformazione digitale verso le aree a maggior impatto e con maggiore necessità di sviluppo.

CONCLUSIONI

Il presente lavoro di tesi ha avuto come obiettivo principale l'analisi della maturità digitale delle imprese attraverso la costruzione e la validazione di un indicatore composito, fondato su un approccio teorico e metodologico rigoroso. L'intero percorso ha unito un solido impianto concettuale — basato sulla letteratura relativa ai modelli a equazioni strutturali (SEM) e alla misurazione della performance — con una fase empirica articolata, costruita su dati raccolti tramite questionario presso un campione eterogeneo di imprese operanti nel contesto nazionale.

Il capitolo empirico ha rappresentato il cuore del lavoro, poiché ha permesso di osservare concretamente come la maturità digitale si articoli lungo differenti dimensioni funzionali. L'analisi univariata ha messo in luce un primo aspetto rilevante: la digitalizzazione non è un fenomeno omogeneo, ma si manifesta con intensità diverse tra le varie funzioni aziendali. Le dimensioni “Produzione” e “Qualità” emergono come i comparti più avanzati, spesso già oggetto di investimenti digitali da parte delle imprese. Al contrario, le aree legate a “Logistica”, “Supply Chain” e “Risorse Umane” mostrano livelli medi inferiori, suggerendo una digitalizzazione ancora parziale o frammentata.

Queste evidenze sono state ulteriormente confermate e approfondite grazie all'analisi delle differenze tra gruppi. Sia in funzione del numero di dipendenti che del fatturato annuo, è emersa una correlazione positiva tra la struttura aziendale e il livello di maturità digitale. Le imprese di maggiore dimensione e capacità economica tendono a mostrare una digitalizzazione più estesa, completa e bilanciata, a conferma dell'ipotesi secondo cui la disponibilità di risorse gioca un ruolo chiave nell'adozione di tecnologie abilitanti. Le imprese più piccole, al contrario, evidenziano un'adozione più selettiva e meno sistematizzata, spesso concentrata su aree specifiche o limitata a soluzioni puntuali.

L'utilizzo del modello SEM con approccio CB-SEM ha rappresentato una scelta metodologica significativa e coerente con gli obiettivi del lavoro. L'adozione di un modello formativo ha permesso di rappresentare in modo realistico il costrutto della performance digitale, considerandola come una variabile sintetica composta da più dimensioni indipendenti (Esecuzione, Tecnologia, Controllo e Organizzazione), ognuna delle quali contribuisce in modo diverso alla definizione del livello di maturità. L'affidabilità del modello

è stata confermata dagli indici statistici calcolati (Alpha di Cronbach, CR, AVE), mentre la valutazione della bontà dell'adattamento ha restituito risultati nel complesso soddisfacenti, pur con margini di miglioramento, soprattutto in riferimento agli indici incrementali (CFI e TLI)

Il path diagram ha fornito indicazioni preziose sull'impatto specifico delle diverse aree funzionali sulla performance digitale. Le dimensioni "Qualità", "Produzione", "Supply Chain" e "Marketing e Vendite" sono risultate essere i principali driver della performance, evidenziando come la trasformazione digitale non sia solo un fenomeno tecnico, ma abbia riflessi tangibili sulla gestione della qualità, sull'efficienza produttiva, sull'integrazione lungo la catena del valore e sulla relazione con il cliente.

In questa prospettiva, la matrice di intervento sviluppata nella parte finale del lavoro ha rappresentato uno strumento di sintesi e orientamento. Essa ha permesso di classificare le aree funzionali secondo un criterio decisionale, evidenziando priorità di intervento e margini di miglioramento. In particolare, la posizione della Supply Chain tra le aree critiche sottolinea la necessità di agire con urgenza su questa funzione, potenziandone l'integrazione digitale. Al tempo stesso, le aree già consolidate, come Produzione e Qualità, devono essere mantenute e valorizzate, mentre funzioni come Strategia o Risorse Umane meritano un monitoraggio attivo, in vista di un possibile rafforzamento futuro.

Dal punto di vista manageriale, il lavoro fornisce un contributo utile per le imprese, offrendo non solo uno strumento di misurazione strutturato e validato, ma anche una chiave di lettura strategica del fenomeno digitale. La possibilità di identificare punti di forza e debolezza, in base a dati empirici, consente ai decision-maker di pianificare investimenti più mirati e coerenti con le esigenze reali delle diverse funzioni aziendali.

Dal punto di vista scientifico, il lavoro conferma la validità dell'approccio SEM anche in contesti applicativi legati alla misurazione della digitalizzazione. L'utilizzo di un modello formativo, ancora poco diffuso in letteratura rispetto a quelli riflessivi, si è dimostrato adeguato per cogliere la complessità del fenomeno e per restituire una visione articolata ma sintetica della performance digitale.

Tuttavia, la ricerca presenta anche alcuni limiti. In primo luogo, la numerosità e la composizione del campione, pur adeguata, potrebbe essere ulteriormente ampliata e

diversificata, includendo imprese di altri settori o territori. In secondo luogo, il questionario, sebbene validato, potrebbe essere integrato con nuovi item relativi a dimensioni emergenti come sostenibilità digitale, cybersecurity o intelligenza artificiale. Infine, il modello potrebbe essere esteso a un'ottica dinamica, con rilevazioni longitudinali che permettano di misurare l'evoluzione della maturità digitale nel tempo.

In prospettiva futura, il modello sviluppato in questa tesi potrebbe essere adattato anche ad altri contesti, come la pubblica amministrazione o le organizzazioni non-profit, e arricchito con indicatori di performance economico-finanziaria, per esplorare con maggiore profondità il legame tra digitalizzazione e risultati aziendali concreti.

In conclusione, il lavoro svolto ha cercato di colmare un duplice vuoto: da un lato, offrire una misurazione rigorosa della maturità digitale; dall'altro, fornire indicazioni operative utili per il management. Le imprese che sapranno leggere questi segnali e intervenire con coerenza, non solo miglioreranno il proprio posizionamento competitivo, ma rafforzeranno anche la propria resilienza e capacità di innovare in un contesto economico sempre più dinamico e interconnesso.

BIBLIOGRAFIA

- Afthanorhan, A., Awang, Z., & Mamat, M. (2016). A comparative study between GSCA-SEM and PLS-SEM. *MJ Journal on Management and Research*, 8(1), 55-72.
- Ahmad, S., & Khan, M. (2017). Structural Equation Modeling: An Overview and Applications. *Journal of Statistical Analysis*, 45(3), 101-117.
- Akter, S., Fosso Wamba, S., & Dewan, S. (2017). Why PLS-SEM is suitable for complex modelling? An empirical illustration in big data analytics quality. *Production Planning & Control*, 28(11-12), 1011-1021.
- Al-Emran, M., Mezhuhev, V., & Kamaludin, A. (2019). *PLS-SEM in Information Systems Research: A Comprehensive Methodological Reference*. Springer.
- Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., & Sarstedt, M. (2018). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1), 514-538.
- Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., & Sarstedt, M. (2018). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3), 411-423.
- Avkiran, N. K. (2018). An in-depth discussion and illustration of partial least squares structural equation modeling in health care. *Health Care Management Science*, 21(3), 335-351. Disponibile online: [link](#).
- Awang, Z., Afthanorhan, A., & Asri, M. A. M. (2015). Parametric and non-parametric approaches in SEM: The application of bootstrapping. *Modern Applied Science*, 9(5), 58-68.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16(1), 74-94.

- Barney, J. B. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.
- Barney, J. B. (1991). Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238–246.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. New York: Wiley.
- Bollen, K. A., & Lennox, R. (1991). Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychological Bulletin*, 110(2), 305-314.
- Bollen, K. A., & Pearl, J. (2013). Eight myths about causality and structural equation models. In *Handbook of Causal Analysis for Social Research*.
- Bollen, K. A., & Stine, R. A. (1992). Bootstrapping goodness-of-fit measures in structural equation models. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 205–229.
- Bourne, M., Neely, A., Mills, J., & Platts, K. (2003). Implementing performance measurement systems: A literature review. *International Journal of Business Performance Management*, 5(1), 1-24.
- Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2000). Beyond Computation: Information Technology, Organizational Transformation and Business Performance. *Journal of Economic Perspectives*, 14(4), 23-48.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- Burnham, K. P., & Anderson, D. R. (2002). *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach* (2nd ed.). Springer.
- Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2nd ed.). Routledge.
- Byrne, B. M. (2016). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (3rd ed.). Routledge.

- Cheah, J. H., Memon, M. A., Chuah, F., & Ting, H. (2018). Assessing reflective models in marketing research: A comparison between PLS and PLSC estimates. *International Journal of Business and Society*, 19(1), 139-152.
- Chen, D. Q., Preston, D. S., & Swink, M. (2015). How the use of big data analytics affects value creation. *Journal of Management Information Systems*, 32(4), 4-39.
- Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum.
- Dash, G., & Paul, J. (2021). CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*.
- Diamantopoulos, A., & Siguaw, J. A. (2006). Formative versus reflective indicators in organizational measure development: A comparison and empirical illustration. *British Journal of Management*, 17(4), 263-282.
- Diamantopoulos, A., & Winklhofer, H. M. (2001). Index Construction with Formative Indicators: An Alternative to Scale Development. *Journal of Marketing Research*, 38(2), 269-277.
- Fornell C., Larcker D. F., "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error", *Journal of Marketing Research*, vol. 18, n. 1, 1981, pp. 39–50.
- Fornell, C., & Bookstein, F. L. (1982). Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory. *Journal of Marketing Research*, 19(4), 440-452.
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
- Fornell, C., et al. (1996). The American Customer Satisfaction Index. *Journal of Marketing*, 60(4), 7-18.
- Fornell, C., et al. (1996). The American Customer Satisfaction Index: Nature, purpose, and findings. *Journal of Marketing*, 60(4), 7-18.
- Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.

- Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M. C. (2000). Structural equation modeling and regression: Guidelines for research practice. *Communications of the Association for Information Systems*, 4(1), 7.
- Golets, A., Firoiu, D., & Marinaş, M. C. (2021). Composite indicators to deep diving into residents' perception of tourism impacts. *Sustainability*, 13(12), 6814.
- Hair, J. F., & Alamer, A. (2022). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics*, 3(2), 231-258.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education. Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Pearson Education; Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. Wiley.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis*. Pearson.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). SAGE Publications.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *An Introduction to Structural Equation Modeling*. Springer.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: A workbook*. Springer.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage Publications.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139-152.

- Hair, J. F., Risher, J. J., & Sarstedt, M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24.
- Hammer, M. (1990). Reengineering Work: Don't Automate, Obliterate. *Harvard Business Review*, 68(4), 104-112.
- Henseler, J. (2017). Bridging design and behavioral research with variance-based structural equation modeling. *Journal of Advertising*, 46(1), 178-192.
- Henseler, J., Hubona, G. S., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. *Industrial Management & Data Systems*, 116(1), 2-20.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.
- Herzberg, F. (1968). One More Time: How Do You Motivate Employees? *Harvard Business Review*.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55; Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage Publications.
- ibidemPorter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.
- Jöreskog, K. G. (1973). A general method for estimating a linear structural equation system. *ETS Research Bulletin Series*.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1973). Lisrel and its applications to factor analysis and structure equation modeling. *Journal of Econometrics*, 1(1), 383-400.

- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language. Scientific Software International.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The Balanced Scorecard: Measures That Drive Performance. *Harvard Business Review*, 70(1), 71-79.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard: Translating Strategy into Action*. Harvard Business Press.
- Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.
- Kline, R. B. (2015). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling* (4th ed.). The Guilford Press.
- Kline, R. B. (2020). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. Guilford Press
- Kline, R. B. (2023). *Principles and practice of structural equation modeling*. Guilford Press.
- Kock, N. (2017). Common method bias in PLS-SEM and CB-SEM: A full collinearity assessment approach. *International Journal of e-Collaboration*, 13(1), 1-10.
- Kono, S., & Sato, M. (2023). The potentials of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in leisure research. *Journal of Leisure Research*, 35(1), 89-107.
- Leguina, A. (2015). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Taylor & Francis.
- Lolli, F., Gamberini, R., Rimini, B., & Bortolini, M. (2017). Supporting multi-criteria decision making in engineering: a new combined visual and statistical approach. *Computers & Industrial Engineering*, 105, 284–297.
- MacCallum, R. C., & Austin, J. T. (2000). Applications of structural equation modeling in psychological research. *Annual Review of Psychology*, 51, 201–226.
- Marsh, H. W., Balla, J. R., & McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 103(3), 391–410.

- Mia, M. M., Majri, Y., & Rahman, I. K. A. (2019). Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM) using AMOS in management research. *Journal of Business and Management*.
- Mintzberg, H. (1994). *The Rise and Fall of Strategic Planning*. Free Press.
- Mueller, R. O., & Hancock, G. R. (2018). *Structural Equation Modeling: A Second Course*. Routledge.
- Mueller, R. O., & Hancock, G. R. (2018). Structural equation modeling: The state of the art and future directions. *Psychological Methods*, 23(2), 123-142.
- Murugan, T., Basri, S., & Domnic, D. D. (2019). Analyzing the Conceptual Model for Exploratory Testing Framework using PLS-SEM. *Advances in Applied Science*.
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press.
- Ott, E. R. (1967). Analysis of Means—A Graphical Method. *Industrial Quality Control*, 24(11), 101–109.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1988). SERVQUAL: A multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. *Journal of Retailing*, 64(1), 12-40.
- Pine, B. J., & Gilmore, J. H. (1999). *The Experience Economy: Work is Theatre & Every Business a Stage*. Harvard Business Press.
- Porter, M. E. (1985). *Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press.
- Porter, M. E. (2008). The five competitive forces that shape strategy. *Harvard Business Review*, 86(1), 78-93.
- Purwanto, A., & Sudargini, Y. (2021). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) analysis for social and management research: A literature review. *Journal of Industrial Engineering & Management*, 34(4), 267-289.
- Rasoolimanesh, S. M. (2022). Discriminant validity assessment in PLS-SEM: A comprehensive composite-based approach. *Data Analysis Perspectives Journal*.

- Ravand, H., & Baghaei, P. (2016). Partial least squares structural equation modeling with R. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, 21(7).
Review, 68(4), 104-112.
- Rigdon, E. E. (2012). Rethinking partial least squares path modeling: In praise of simple methods. *Long Range Planning*, 45(5-6), 341-358.
- Rigdon, E. E. (2016). Choosing PLS path modeling as analytical method in European management research: A realist perspective. *European Management Journal*, 34(6), 598-605.
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Mitchell, R. (2020). Partial least squares structural equation modeling in HRM research. *International Journal of Human Resource Management*, 31(1), 30-50.
- Ross, J. W., Beath, C. M., & Sebastian, I. M. (2017). *Designing and Executing Digital Strategies*. MIT Sloan Management Review.
- Rožman, M., Tominc, P., & Milfelner, B. (2020). A Comparative Study Using Two SEM Techniques on Different Sample Sizes for Determining Factors of Older Employee's Motivation and Satisfaction. *Sustainability*, 12(6), 2189.
- Rugman, A. M., & Verbeke, A. (2004). A perspective on regional and global strategies of multinational enterprises. *Journal of International Business Studies*, 35(1), 3-18.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business research. *Journal of Family Business Strategy*, 10(1), 86-99.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2019). *Partial least squares structural equation modeling*. Springer.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2021). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling*. In *Handbook of Market Research*. Springer.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23–74.

- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2016). A beginner's guide to structural equation modeling (4th ed.). Routledge.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2016). A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling (4th ed.). Routledge.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2021). A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling. Routledge.
- Simons, R. (1995). Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal. Harvard Business Press.
- Tarka, P. (2018). An overview of structural equation modeling: Its beginnings, historical development, usefulness, and controversies in the social sciences. *Quality & Quantity*, 52(1), 1-35.
- Teece, D. J. (2010). Business models, business strategy and innovation. *Long Range Planning*, 43(2-3), 172-194.
- Tenenhaus, M. (2008). Structural equation modeling for small samples. *Wiley Series in Probability and Statistics*.
- Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, 48(1), 159-205.
- Usakli, A., & Rasoolimanesh, S. M. (2023). Which SEM to use and what to report? A comparison of CB-SEM and PLS-SEM. *Cutting Edge Research Methods in Social Sciences*, 12(1), 1-18.
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.
- Vial, G. (2019). Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118-144.
- Westland, J. C. (2015). Structural equation models. Springer.
- Wold, H. (1982). Soft modeling: The basic design and some extensions. North-Holland.

Wright, S. (1934). The method of path coefficients. *The Annals of Mathematical Statistics*, 5(3), 161-215.

Zeng, N., Liu, Y., & König, M. (2021). Do right PLS and do PLS right: A critical review of the application of PLS-SEM in construction management research. *Frontiers of Engineering Management*, 8(2), 187-203.

Zhang, L., Wang, C., & Wang, P. (2012). Analysis of means based on unequal sample sizes. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 82(1), 57–67.

Zhang, M. F., Dawson, J. F., & Kline, R. B. (2021). Evaluating the use of covariance-based structural equation modeling with reflective measurement in organizational and management research: A review and recommendations. *British Journal of Management*, 32(4), 945-962.