

Dal Controllo alla Comprensione: AI, CRM e Metriche di Marketing AI-Augmented

Vincenzo Basile¹

Abstract

Negli ultimi due decenni il marketing performance measurement si è progressivamente evoluto da pratica orientata al reporting a sistema manageriale finalizzato a collegare attività di marketing, risultati di cliente e performance aziendale. Tuttavia, la crescente disponibilità di dati sui clienti non ha automaticamente migliorato la qualità delle decisioni manageriali. Le imprese raccolgono spesso grandi quantità di metriche transazionali, attitudinali e digitali, ma continuano a sperimentare un cognitive gap tra ciò che viene misurato e ciò che i manager devono interpretare, spiegare e trasformare in azione. Questo paper esamina come l'intelligenza artificiale possa trasformare le metriche di marketing in strumenti di insight integrati con il Customer Relationship Management. Sulla base della letteratura su marketing performance measurement, marketing analytics, customer relationship management, dashboard intelligenti e intelligenza artificiale nel marketing, il paper sviluppa un framework per AI-augmented CRM Insight Tools. Il framework proposto integra quattro livelli: data layer, KPI layer, intelligence layer e management layer. Il data layer consolida dati CRM, transazionali, di campagna, web, social e customer-service. Il KPI layer organizza le metriche di marketing in indicatori transazionali, attitudinali, digitali e knowledge-based. L'intelligence layer combina predictive analytics, generative AI e prompt-engineered intelligence per produrre spiegazioni, previsioni, scenari e raccomandazioni operative. Il management layer traduce gli insight in workflow CRM, azioni di customer retention, ottimizzazione delle campagne, priorità commerciali e allocazione del budget. Il paper contribuisce alla ricerca di marketing e management concettualizzando il marketer come designer di strumenti AI-enabled, piuttosto che come utilizzatore passivo di dashboard. Inoltre, sostiene che l'AI crea valore soltanto quando è incorporata in un disegno coerente delle metriche, in data governance, nel giudizio umano e nell'attivazione operativa del CRM. Il framework proposto offre una base per future ricerche empiriche sulla governance della marketing performance abilitata dall'AI.

Keywords: *Intelligenza artificiale; Marketing metrics; Marketing performance measurement; CRM; Marketing analytics; Dashboard intelligenti; Prompt engineering; Customer insight*

1. Introduction and positioning

Il marketing è diventato progressivamente una funzione manageriale data-intensive. Alle imprese viene richiesto di giustificare gli investimenti di marketing attraverso risultati misurabili, dimostrare il contributo alla performance aziendale e sostenere l'accountability manageriale mediante key performance indicators affidabili. Questa pressione è aumentata con l'espansione dei canali digitali,

¹ Ass. Professor in Economics and Business Administration at the Department of Economics, Management, Institutions, Federico II University of Naples, Italy. E-mail: vincenzo.basile2@unina.it. Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-8776-0915>

dei programmi loyalty, delle piattaforme CRM, dei social media e dei sistemi e-commerce, che hanno ampliato quantità e granularità dei dati disponibili sui clienti. Tuttavia, la disponibilità di più dati non conduce automaticamente a decisioni migliori. Una questione centrale nel marketing management contemporaneo non è più se le imprese possano misurare le attività di marketing, ma se possano trasformare metriche eterogenee in insight azionabili, interpretabili e strategicamente rilevanti (Ambler & Roberts, 2008; O'Sullivan et al., 2009; Rust et al., 2004). La letteratura sul marketing performance measurement ha costantemente sottolineato la necessità di superare indicatori finanziari isolati. Le misure contabili tradizionali catturano solo una parte del valore generato dal marketing, poiché gli effetti del marketing emergono spesso indirettamente, con ritardi temporali, attraverso costrutti intangibili quali brand equity, customer satisfaction, customer loyalty, customer equity e qualità della relazione (Srinivasan & Hanssens, 2009; Rust et al., 2004). Di conseguenza, le imprese si affidano sempre più a sistemi multidimensionali di marketing metrics che includono indicatori finanziari, customer-based, attitudinali, comportamentali e digitali (Farris et al., 2010; Sampaio et al., 2011; Basile, 2019; Basile et al., 2023). La multidimensionalità genera però anche complessità. I manager possono disporre di dashboard contenenti ROMI, customer lifetime value, customer acquisition cost, customer satisfaction, Net Promoter Score, churn rate, visite web, lead generation, social engagement e conversioni di campagna, ma tali misure non spiegano necessariamente i meccanismi causali. Una dashboard può indicare che la customer satisfaction diminuisce, il churn aumenta e l'efficacia delle campagne si riduce, ma non chiarire perché tali pattern si manifestino, quali segmenti di clienti siano coinvolti, quali azioni manageriali siano appropriate e come tali azioni debbano essere implementate nei workflow CRM. Questo problema può essere definito come cognitive gap tra misurazione e comprensione manageriale. L'intelligenza artificiale offre nuove possibilità per affrontare questo gap. La predictive AI può trasformare dati storici e comportamentali in previsioni, risk score e propensity model. La *generative* AI può trasformare dati strutturati e non strutturati in spiegazioni, narrazioni, scenari e raccomandazioni. L'interazione prompt-engineered può aiutare i marketer a strutturare domande, definire contesti decisionali e tradurre l'intento manageriale in compiti analitici interpretabili dalla macchina. Tuttavia, l'AI non deve essere trattata come sostituto del giudizio di marketing. Il suo valore dipende dalla qualità delle metriche sottostanti, dalla coerenza della struttura dati, dall'interpretabilità dei modelli e dall'integrazione degli insight nei processi decisionali basati su CRM (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2018; Hermann & Puntoni, 2024). Questo paper sviluppa un framework per AI-augmented CRM Insight Tools. L'espressione indica sistemi socio-tecnici di supporto decisionale che integrano marketing metrics, dati CRM, predictive analytics, generative AI e prompt-engineered intelligence al fine di sostenere la governance della marketing performance. Il framework proposto posiziona il marketer come designer di strumenti di insight. Il marketer definisce le metriche rilevanti, governa il significato dei dati, struttura i problemi decisionali, valida gli output algoritmici e attiva i processi CRM. Il paper contribuisce quindi alla letteratura spostando il focus dall'AI come tecnologia di marketing automation all'AI come intelligence layer incorporato nei sistemi di marketing performance measurement. La struttura del paper segue una configurazione accademica orientata al posizionamento teorico e allo sviluppo di framework. In primo luogo, il paper esamina il ruolo delle metriche di marketing e del marketing performance measurement. In secondo luogo, discute il cognitive gap generato dalla crescente complessità dei sistemi di metriche. In terzo luogo, analizza come predictive AI, generative AI e prompt-engineered intelligence possano trasformare le metriche di marketing in supporto decisionale. In quarto luogo, propone il framework degli AI-augmented

CRM Insight Tools. In quinto luogo, sviluppa proposizioni di ricerca e direzioni metodologiche per studi futuri. Infine, presenta implicazioni teoriche, pratiche, limiti e prospettive di ricerca.

1.1 Literature Gap

Il primo gap di ricerca riguarda la relazione tra disponibilità delle metriche e interpretazione manageriale. La ricerca precedente ha avanzato la comprensione delle marketing metrics, della marketing accountability e dei sistemi di dashboard, ma minore attenzione è stata dedicata ai meccanismi attraverso cui le metriche diventano insight azionabili in ambienti decisionali basati su CRM. L'esistenza di molti indicatori non assicura qualità decisionale. Al contrario, il metric overload può aumentare l'ambiguità quando i manager non sono in grado di identificare quali misure siano strategicamente rilevanti, come interagiscano e quali azioni debbano derivarne (Pauwels et al., 2009; Reinking et al., 2020). Il secondo gap riguarda l'integrazione dell'AI nel marketing performance measurement. Gli studi sull'AI nel marketing hanno esaminato automazione, personalizzazione, customer service, predictive analytics e comportamento del consumatore (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2018; Hermann & Puntoni, 2024). Tuttavia, la letteratura sulle marketing metrics non ha ancora teorizzato pienamente l'AI come intelligence layer capace di trasformare i sistemi di KPI in strumenti di decision support integrati con il CRM. La questione non è semplicemente come l'AI automatizzi attività di marketing, ma come l'AI cambi la relazione tra misurazione, interpretazione e azione. Il terzo gap riguarda il ruolo del marketer. Gran parte della discussione tecnologica tratta implicitamente i marketer come utenti di dashboard o destinatari di raccomandazioni algoritmiche. Tale visione sottostima il lavoro manageriale necessario per definire KPI, formulare problemi decisionali, validare output e attivare workflow CRM. In ambienti AI-enabled, i marketer devono sempre più agire come designer di strumenti insightful. Ciò richiede una concettualizzazione delle marketing capabilities che combini metric design, data interpretation, prompt engineering e CRM activation.

1.2 Theoretical Positioning

Il paper si colloca all'intersezione tra marketing performance measurement, CRM, marketing analytics e AI-enabled decision support. Il marketing performance measurement fornisce la base teorica per collegare attività di marketing, risultati di cliente e risultati aziendali (Rust et al., 2004; Homburg et al., 2012; Basile, 2019). Il CRM fornisce l'infrastruttura operativa per gestire dati cliente, relazioni e interventi (Kim et al., 2003; Ling-Yee, 2011). Il marketing analytics fornisce la logica metodologica per convertire dati in modelli, previsioni e processi di ottimizzazione (Germann et al., 2013; Wedel & Kannan, 2016). L'AI estende questa logica aggiungendo capacità predittive, generative e di reasoning interattivo (Davenport et al., 2020; Hermann & Puntoni, 2024). L'argomento teorico è che le metriche AI-augmented non sono semplicemente metriche più avanzate. Esse rappresentano un cambiamento nell'architettura del marketing decision-making. Le metriche tradizionali descrivono performance passate o correnti. Le metriche AI-augmented supportano processi decisionali forward-looking ed esplicativi. L'integrazione CRM traduce poi tali processi in azioni rivolte ai clienti. Il contributo risiede quindi nella concettualizzazione di un'architettura socio-tecnica in cui metriche, AI e CRM supportano congiuntamente la governance della marketing performance.

1.3 Research Questions and Propositions

Il paper affronta le seguenti research questions:

- ✓ *RQ1: In che modo l'intelligenza artificiale può trasformare le metriche di marketing da indicatori descrittivi a strumenti di supporto decisionale integrati con il CRM?*
- ✓ *RQ2: Quali layer e capability sono necessari per progettare AI-augmented CRM Insight Tools?*
- ✓ *RQ3: Come cambia il ruolo del marketer quando il marketing performance measurement è aumentato da predictive AI, generative AI e prompt-engineered intelligence?*
- ✓ *RQ4: Quali implicazioni teoriche e pratiche emergono per la governance della marketing performance?*

Poiché il paper è concettuale e framework-oriented, sviluppa proposizioni di ricerca piuttosto che testare ipotesi empiriche. Tali proposizioni sono pensate per guidare future ricerche empiriche su AI-enabled marketing metrics, CRM integration e decision quality.

2. Literature / Theory

2.1 Theories

La teoria del marketing performance measurement assume che le imprese richiedano sistemi strutturati di indicatori per connettere risorse, attività e risultati di marketing. Tali sistemi sono utili quando supportano alignment, accountability e apprendimento organizzativo. La misurazione della performance non crea valore attraverso il semplice reporting degli indicatori; crea valore quando gli indicatori entrano nell'interpretazione manageriale e nel decision-making (O'Sullivan et al., 2009; Homburg et al., 2012). La teoria del customer relationship management enfatizza che l'informazione a livello di cliente diventa una risorsa strategica quando è utilizzata per gestire acquisizione, retention, sviluppo e valore della relazione. Il CRM non è solo un database, ma una logica manageriale per comprendere e agire sull'eterogeneità dei clienti. Metriche quali CLV, churn, retention, satisfaction, share of wallet e customer equity sono centrali perché collegano comportamento del cliente, risultati finanziari e risultati relazionali (Kim et al., 2003; Ling-Yee, 2011; Rust et al., 2004). La teoria del marketing analytics si concentra sull'uso sistematico di dati, modelli e metodi analitici per migliorare le decisioni di marketing. L'analytics diventa efficace quando i modelli sono incorporati nelle routine decisionali e nelle capability organizzative. Il deployment dell'analytics è associato a benefici di performance, ma tali benefici dipendono da turbolenza del mercato, qualità dei dati, adozione manageriale e cultura organizzativa (Germann et al., 2013; Wedel & Kannan, 2016). L'AI nel marketing estende l'analytics introducendo capacità di apprendimento, previsione e generazione. La predictive AI stima risultati probabili a partire da dati storici e comportamentali; la generative AI produce spiegazioni, contenuti, ipotesi e scenari; la prompt-engineered intelligence struttura l'interazione human-AI attorno a domande manageriali. Questo paper posiziona l'AI come intelligence layer che opera su marketing metrics e dati CRM per

ridurre il cognitive gap tra misurazione e azione (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2018; Hermann & Puntoni, 2024).

2.2 Methods

La letteratura sulle marketing metrics ha utilizzato sia metodi concettuali sia metodi empirici. Gli studi concettuali classificano metriche, definiscono accountability framework e propongono architetture di dashboard. Gli studi empirici utilizzano survey, case studies, structural equation modelling, logit models e performance analysis per esaminare adozione e impatto delle marketing metrics. Il PLS-SEM è particolarmente diffuso nella ricerca di marketing esplorativa perché supporta analisi prediction-oriented e costrutti latenti (Hair et al., 2011; Henseler & Sarstedt, 2013). Lo stile adottato in questo paper segue la tradizione dello sviluppo di un conceptual framework supportato da proposizioni di ricerca e direzioni metodologiche. In questa versione non vengono raccolti dati primari; il paper costruisce invece un framework teorico che potrà essere successivamente testato mediante survey research, multiple-case studies o esperimenti. Questa impostazione è appropriata perché il fenomeno oggetto di studio, AI-augmented CRM Insight Tools, è emergente e richiede chiarificazione concettuale prima di un test empirico su larga scala.

2.3 Empirical Evidence

L'evidenza empirica precedente supporta l'importanza delle marketing metrics per la performance aziendale. I sistemi di marketing performance measurement contribuiscono alla performance migliorando alignment e knowledge generation (Homburg et al., 2012). Il deployment del marketing analytics è associato a una performance più elevata in condizioni di intensità competitiva e cambiamento delle preferenze dei clienti (Germann et al., 2013). L'efficacia del CRM dipende dalla capacità di tradurre metriche cliente in azioni customer-oriented (Kim et al., 2003; Ling-Yee, 2011). In modo coerente, Basile et al. (2023), analizzando il wine retailing industry, mostrano che le metriche transazionali, attitudinali e web customer metrics possono essere utilizzate per collegare marketing performance measurement, customer insight e risultati aziendali. Tale evidenza empirica è rilevante per il presente paper perché conferma che le metriche di marketing non operano soltanto come strumenti descrittivi di controllo, ma possono costituire una base informativa per interpretare il comportamento del cliente e supportare processi decisionali più evoluti. In questa prospettiva, gli AI-augmented CRM Insight Tools rappresentano un'estensione concettuale di tale traiettoria, poiché integrano metriche, dati CRM e intelligenza artificiale per generare insight azionabili. La ricerca sul digital marketing mostra inoltre che il web analytics può supportare la misurazione della performance quando gli indicatori online sono collegati a decisioni manageriali e risultati di business (Järvinen & Karjaluoto, 2015). La ricerca sulle dashboard indica che le dashboard possono supportare lo strategic alignment quando vengono utilizzate in modo interattivo e incorporate nelle routine manageriali (Pauwels et al., 2009; Reinking et al., 2020). La ricerca sull'AI suggerisce che il valore dell'AI nel marketing dipende dalla combinazione tra capacità computazionali e giudizio umano, piuttosto che dalla piena automazione (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2018). Questi filoni di evidenza convergono verso un insight: dati e metriche hanno valore limitato se non sono integrati nei processi decisionali. Il framework proposto concettualizza quindi l'AI non come tecnologia esterna applicata al marketing, ma come layer che connette sistemi di metriche, dati cliente e workflow CRM.

3. Methodology

Questo paper adotta un disegno di ricerca concettuale e theory-building basato su una structured literature review. L'obiettivo non è testare ipotesi empiriche, ma sintetizzare stream di ricerca frammentati su marketing performance measurement, CRM, marketing analytics, intelligenza artificiale e dashboard intelligenti, al fine di sviluppare un framework concettuale per gli AI-augmented CRM Insight Tools. La review segue una logica sistematica e trasparente ispirata agli approcci di systematic review negli studi di management. Le systematic review sono particolarmente appropriate quando un campo di ricerca è frammentato tra più domini e quando l'obiettivo è mappare la conoscenza esistente, identificare gap teorici e sviluppare un framework integrato. Negli studi di management, tali review consentono di andare oltre revisioni narrative potenzialmente selettive, rendendo espliciti e replicabili il processo di ricerca, selezione e sintesi della letteratura (Tranfield et al., 2003). Il processo di review è stato inoltre informato dai principi di reporting di PRISMA 2020, che enfatizzano trasparenza nell'identificazione, nello screening e nell'inclusione degli studi (Page et al., 2021). La sintesi è stata condotta secondo un approccio concept-centric, coerente con Webster e Watson (2002), in cui la letteratura viene organizzata attorno ai costrutti teorici centrali piuttosto che attorno ai singoli autori. La review è stata articolata in cinque fasi: definizione delle research questions, identificazione dei database e delle fonti rilevanti, ricerca per keyword, screening ed eligibility assessment, e sintesi concettuale. Il processo ha avuto l'obiettivo di identificare i contributi chiave su marketing metrics, marketing performance measurement, customer relationship management, marketing analytics, AI in marketing, generative AI, dashboard intelligenti e decision support systems. Considerata la natura concettuale del paper, la review non rivendica esaustività bibliometrica, ma segue un processo strutturato e trasparente finalizzato all'integrazione teorica. Per questa ragione, non vengono riportati conteggi bibliometrici come numero iniziale di record, record esclusi o studi inclusi, poiché lo scopo principale è costruire un framework teorico coerente e non realizzare una meta-analisi quantitativa.

3.1 Processo di structured literature review

La Tabella 1 sintetizza il processo di structured literature review adottato per trasformare la letteratura in un framework teorico coerente.

Tabella 1. Processo di structured literature review utilizzato nel paper

Fase	Obiettivo	Procedura applicata nel paper	Output
1. Definizione del focus della review	Delimitare il perimetro teorico del paper	Identificazione del problema di ricerca: come l'AI può trasformare le metriche di marketing in insight azionabili integrati nel CRM.	Definizione delle research questions e del perimetro concettuale.
2. Identificazione delle fonti	Selezionare database e fonti rilevanti	Consultazione di fonti accademiche e contributi scientifici su marketing, management, information systems e AI.	Set iniziale di contributi teorici e metodologici.

3. Strategia di ricerca	Individuare contributi coerenti con il tema	Utilizzo di keyword combinate: “marketing metrics”, “marketing performance measurement”, “CRM”, “customer lifetime value”, “marketing analytics”, “AI in marketing”, “generative AI”, “intelligent dashboards”, “decision support systems”.	Corpus iniziale di studi rilevanti.
4. Screening	Escludere contributi non coerenti	Lettura di titolo, abstract e keywords; esclusione di contributi non focalizzati su marketing metrics, CRM, analytics o AI-enabled decision support.	Riduzione del corpus agli articoli pertinenti.
5. Eligibility assessment	Valutare qualità e rilevanza teorica	Analisi full-text dei contributi selezionati; valutazione della coerenza con le research questions e con il framework teorico.	Selezione dei contributi principali.
6. Sintesi concept-centric	Organizzare la letteratura per concetti	Raggruppamento degli studi in aree teoriche: MPM, CRM, marketing analytics, AI in marketing, dashboard e decision support.	Costruzione della tabella dei contributi teorici.
7. Framework development	Derivare un modello concettuale integrato	Integrazione dei contributi selezionati in un framework a quattro layer: data layer, KPI layer, intelligence layer e management layer.	Proposta dell’AI-augmented CRM Insight Tool.
8. Proposizioni di ricerca	Trasformare la review in agenda teorica	Derivazione di proposizioni su metric design, CRM integration, prompt-engineering capability e decision quality.	Sviluppo delle research propositions.

La review non è stata orientata a produrre un’analisi bibliometrica, ma a costruire un framework teoricamente fondato. Per tale motivo, la sintesi è stata condotta mediante un approccio concept-centric. Ogni contributo è stato codificato rispetto alla sua rilevanza per una o più dimensioni teoriche: marketing performance measurement, customer-based metrics, CRM integration, marketing analytics, AI-enabled decision support, generative AI e dashboard-based performance governance.

3.2 Principali contributi della letteratura

La Tabella 2 riporta i principali contributi teorici che fondano la costruzione del framework e il posizionamento del paper.

Tabella 2. Principali contributi della letteratura utilizzati per costruire il framework

Area teorica	Autori principali	Contributo alla letteratura	Ruolo nel paper
Marketing Performance Measurement	Clark (1999); Rust et al. (2004); O’Sullivan et al. (2009); Homburg et al.	Evidenziano il passaggio da misure finanziarie isolate a sistemi	Fondano la necessità di un sistema integrato di KPI e di una logica di marketing

	(2012); Basile (2019)	multidimensionali di misurazione della performance di marketing.	accountability.
Marketing Metrics	Ambler (2000); Farris et al. (2010); Sampaio et al. (2011); Kotler et al. (2012); Basile (2019)	Definiscono le marketing metrics come strumenti per quantificare, comparare e interpretare la performance di marketing.	Supportano la classificazione delle metriche in transazionali, attitudinali, digitali e knowledge-based.
Customer-Based Metrics	Gupta & Zeithaml (2004); Rust et al. (2004); Venkatesan & Kumar (2004); Gupta & Lehmann (2006)	Collegano customer satisfaction, CLV, customer equity, e customer value alla performance finanziaria.	Forniscono la base per interpretare CLV, churn, retention e customer equity come KPI strategici nel CRM. Rafforzano la distinzione tra metriche transazionali, attitudinali e web customer metrics nel retailing.
CRM e Customer Relationship Management	Kim et al. (2003); Ling-Yee (2011)	Interpretano il CRM come infrastruttura per collegare dati cliente, metriche e azioni manageriali.	Giustificano l'integrazione delle metriche AI-augmented nei workflow CRM.
Marketing Analytics	Germann et al. (2013); Wedel & Kannan (2016)	Mostrano come dati e modelli analitici possano migliorare decisioni di marketing e performance.	Fondano il passaggio da metriche descrittive a metriche predittive e decision-oriented.
Digital and Web Metrics	Järvinen & Karjaluoto (2015)	Mostrano il ruolo delle web analytics nella misurazione della performance digitale.	Supportano l'inclusione di metriche digitali nel KPI layer.
Dashboards and Decision Support	Pauwels et al. (2009); Reinking et al. (2020)	Interpretano le dashboard come strumenti di visualizzazione, monitoraggio e allineamento strategico.	Supportano l'evoluzione della dashboard da reporting tool a intelligent decision interface.
Artificial Intelligence in Marketing	Huang & Rust (2018); Davenport et al. (2020); Hermann & Puntoni (2024)	Analizzano il ruolo dell'AI nei servizi, nel marketing e nel passaggio da predictive AI a generative AI.	Fondano l'intelligence layer del framework.
Service-Dominant Logic e Value Co-Creation	Prahalad & Ramaswamy (2004); Vargo & Lusch (2004); Grönroos & Voima (2013)	Evidenziano il ruolo del cliente nella co-creazione di valore e nella generazione di conoscenza.	Supportano l'inclusione di knowledge-based metrics e customer feedback nel framework.
Systematic Literature Review Methodology	Tranfield et al. (2003); Webster & Watson (2002); Page et al. (2021)	Offrono criteri per condurre e riportare review trasparenti, replicabili e concept-centric.	Fondano la metodologia della structured/systematic literature review.

La sintesi finale ha portato all'identificazione di quattro building block concettuali. In primo luogo, il marketing performance measurement fornisce la logica per connettere attività di marketing, risultati

di cliente e performance firm-level. In secondo luogo, il CRM fornisce l'infrastruttura customer-level necessaria per operationalizzare le metriche e attivare azioni manageriali. In terzo luogo, marketing analytics e AI forniscono capacità predittive e generative che trasformano le metriche in previsioni, spiegazioni e raccomandazioni. In quarto luogo, dashboard intelligenti e decision support systems forniscono l'interfaccia organizzativa attraverso cui gli insight vengono tradotti in azione manageriale.

3.3 Criteri di inclusione ed esclusione

La Tabella 3 esplicita i criteri di inclusione ed esclusione applicati nella selezione dei contributi rilevanti.

Tabella 3. Criteri di inclusione ed esclusione della review

Criterion	Inclusion	Exclusion
Tema	Studi su marketing metrics, MPM, CRM, marketing analytics, AI in marketing, dashboard e decision support.	Studi non collegati a marketing, CRM, analytics o AI-enabled decision-making.
Tipo di contributo	Articoli teorici, empirical papers, review papers e contributi metodologici.	Editoriali non scientifici, articoli divulgativi privi di base teorica.
Rilevanza concettuale	Studi utili a costruire uno o più layer del framework.	Studi non collegabili al framework proposto.
Qualità accademica	Articoli pubblicati in journal accademici, libri scientifici o contributi riconosciuti.	Fonti non accademiche non verificabili.
Lingua	Inglese e italiano.	Studi in lingue non accessibili agli autori.
Periodo	Priorità a contributi consolidati e contributi recenti sull'AI.	Studi obsoleti non rilevanti per la costruzione del framework.

L'applicazione dei criteri di inclusione ed esclusione ha permesso di selezionare contributi teoricamente rilevanti per il paper. L'obiettivo non era massimizzare il numero di contributi inclusi, ma garantire coerenza concettuale, rilevanza teorica e utilità per la costruzione del framework. La logica di sintesi ha quindi privilegiato contributi in grado di chiarire il passaggio da metriche descrittive a metriche AI-augmented e da dashboard passive a strumenti intelligenti di decision support integrati nel CRM.

3.4 Reliability, validity and generalizability of the review

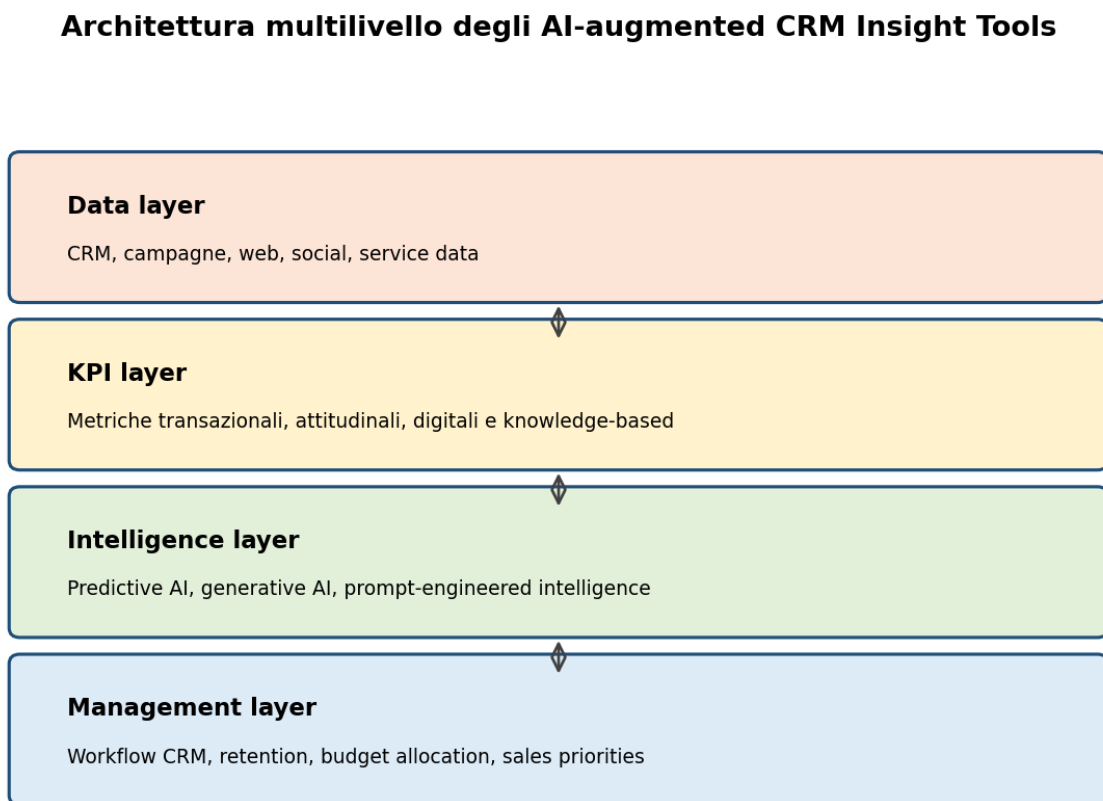
La reliability della review è sostenuta dalla trasparenza del processo di ricerca, selezione e sintesi. La definizione delle research questions, l'esplicitazione delle keyword, la distinzione tra inclusione ed esclusione e la sintesi concept-centric rendono il percorso metodologico più chiaro e potenzialmente replicabile. Sebbene il paper non presenti una meta-analisi quantitativa, la procedura adottata riduce l'arbitrarietà della selezione e consente di ricostruire il percorso attraverso cui la letteratura è stata trasformata in framework teorico. La validity è sostenuta dal collegamento tra costrutti teorici e stream di letteratura consolidati. La metric design quality è fondata nel marketing performance

measurement; la CRM integration nel customer relationship management; l'AI-generated insight usefulness nella letteratura su analytics e AI decision support; la prompt-engineering capability nell'interazione human-AI; la decision actionability nel managerial decision-making e nella CRM activation. La triangolazione teorica tra questi stream rafforza la coerenza del framework. La generalizzabilità resta limitata dalla natura concettuale dello studio. Tuttavia, il framework è progettato per essere applicabile a contesti in cui dati cliente, metriche di marketing e CRM assumono rilevanza strategica. Studi futuri potranno testare il framework in settori con differenti frequenze di acquisto, intensità relazionale e maturità digitale, come retailing, servizi finanziari, turismo, wine retailing, subscription services e mercati B2B.

4. Conceptual Findings

La Figura 1 visualizza la logica multilivello del framework discusso nei findings e consente di leggere congiuntamente dati, KPI, AI e attivazione manageriale.

Figura 1. Architettura multilivello degli AI-augmented CRM Insight Tools



Il framework connette dati, KPI, intelligenza artificiale e attivazione manageriale.

Il primo finding è concettuale: l'AI modifica la funzione delle marketing metrics. Le metriche non servono più soltanto come indicatori descrittivi della performance passata. Quando integrate con

predictive e generative AI, le metriche possono diventare input per forecasting, spiegazione, sviluppo di scenari e raccomandazione d'azione. Questa trasformazione è particolarmente rilevante per metriche quali churn, CLV, NPS, ROMI e share of wallet, che possono essere interpretate dinamicamente e collegate ad azioni CRM. Il secondo finding è architetturale: le metriche di marketing AI-augmented richiedono una struttura multilivello dello strumento. Un data layer consolida dati CRM, transazionali, di campagna, web, social e service. Un KPI layer organizza le metriche in indicatori transazionali, attitudinali, digitali e knowledge-based. Un intelligence layer applica predictive AI, generative AI e interazione prompt-engineered. Un management layer traduce gli insight in workflow CRM, azioni di retention, decisioni di campagna, priorità commerciali e allocazione del budget.

4.1 AI-Augmented CRM Insight Tool Architecture

La Tabella 4 presenta l'architettura multilivello del framework, distinguendo data layer, KPI layer, intelligence layer e management layer.

Tabella 4. Architettura degli AI-augmented CRM Insight Tools

Layer	Funzione principale	Esempi	Contributo dell'AI	Output manageriale
Data layer	Consolidamento dati	CRM, POS, e-commerce, campagne, web, social, service data	Data integration, anomaly detection, entity matching	Base cliente-performance unificata
KPI layer	Organizzazione delle metriche	ROMI, CLV, CAC, NPS, churn, SOW, visite, lead, advocacy	Metric enrichment e segmentazione	Sistema coerente di performance measurement
Intelligence layer	Interpretazione e previsione	Modelli predittivi, generative AI, prompt, scenari	Forecasting, spiegazione, sintesi, raccomandazioni	Insight azionabili e alternative decisionali
Management layer	Attivazione CRM	Retention workflow, next-best-action, budget allocation, priorità sales	Decision augmentation e feedback learning	Performance governance e azioni sui clienti

Il terzo finding è manageriale: il marketer diventa designer di strumenti insightful. Questo ruolo include metric design, data interpretation, prompt engineering, CRM activation e governance. Il marketer definisce ciò che conta, struttura il problema decisionale, valida gli output AI-generated e assicura che le raccomandazioni diventino azioni accountable. L'AI aumenta quindi, e non riduce, la rilevanza strategica del giudizio di marketing. Il quarto finding è procedurale: le dashboard AI-augmented dovrebbero operare come cognitive loop. I dati generano metriche; le metriche generano insight; gli insight generano azioni; le azioni generano nuovi dati; e il sistema apprende attraverso il feedback. Questo loop è diverso dal reporting tradizionale, in cui i dati sono raccolti e riportati ex post. In un ambiente CRM AI-augmented, misurazione e azione sono connesse in modo continuo.

4.2 Core Metrics, AI Contribution and CRM Actions

La Tabella 5 collega le principali metriche di marketing al contributo dell'AI e alle corrispondenti azioni CRM.

Tabella 5. Metriche chiave, contributo dell'AI e azioni CRM

Metrica	Uso tradizionale	Uso AI-augmented	Azione CRM
ROMI	Valutare il ritorno della campagna	Stimare ritorni marginali e simulare scenari di budget	Riallocare il budget di campagna
CLV	Stimare il valore del cliente	Prevedere variazioni di valore e prioritizzare clienti	Personalizzare offerte e livelli di servizio
NPS	Misurare intenzione di raccomandazione	Spiegare driver tramite text synthesis e segmentazione	Attivare recovery workflow
Churn	Riportare perdita clienti	Prevedere rischio churn prima della defezione	Lanciare azioni di retention
SOW	Valutare quota di spesa	Identificare potenziale di crescita e vulnerabilità competitiva	Progettare cross-selling e loyalty actions

4.3 Research Propositions

La Tabella 6 traduce la sintesi teorica in proposizioni di ricerca e possibili strategie di validazione empirica.

Tabella 6. Proposizioni di ricerca e possibili test empirici

Proposition	Razionale teorico	Possibile test empirico
P1	La qualità del metric design influenza positivamente l'utilità degli AI-generated marketing insights.	Survey su marketer misurando chiarezza KPI, data consistency e insight quality percepita.
P2	L'integrazione CRM rafforza la relazione tra AI-generated insights e marketing actionability.	Confronto tra dashboard CRM integrate e dashboard di reporting non integrate.
P3	La prompt-engineering capability migliora interpretabilità e rilevanza manageriale degli output generativi.	Esperimento con prompt strutturati e non strutturati in task decisionali di marketing.
P4	Sistemi metrici multi-categoria riducono il cognitive gap più efficacemente dei sistemi single-KPI.	Modello comparativo tra dashboard solo transazionali e dashboard transazionali-attitudinali-digitali.
P5	La collaborazione human-AI aumenta la decision quality quando l'AI è usata per augmentation e non per decision automation.	Field experiment su decision quality, trust, adoption e CRM outcomes.

4.4 Operational Findings from the Conceptual Framework

Un ulteriore finding è che le metriche di marketing AI-augmented richiedono uno spostamento da metric ownership a metric orchestration. In molte organizzazioni, le metriche sono possedute da funzioni diverse: finance controlla profitability e ROI, marketing controlla campagne e indicatori di

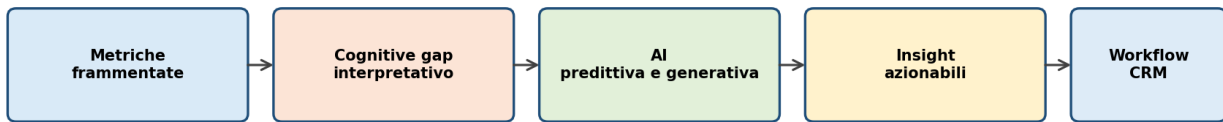
brand, sales controlla pipeline e conversion, customer service controlla reclami e satisfaction, mentre IT controlla l'infrastruttura dati. Gli AI-enabled insight tools attraversano questi confini. Di conseguenza, l'impresa deve orchestrare il significato delle metriche tra dipartimenti. Senza orchestrazione, funzioni diverse possono interpretare lo stesso segnale cliente in modo differente, producendo risposte incoerenti. Un altro finding riguarda il ruolo del temporal alignment. Le marketing metrics operano spesso su orizzonti temporali diversi. La conversione di campagna può essere osservata giornalmente, la customer satisfaction mensilmente, il CLV trimestralmente e la brand equity su periodi più lunghi. I sistemi AI possono connettere questi orizzonti, ma solo se l'organizzazione definisce come i segnali di breve periodo debbano essere interpretati in relazione al valore di lungo periodo. Un aumento di vendite nel breve periodo può non rappresentare un risultato positivo se deriva da eccessivo discounting che riduce la willingness to pay futura o attrae clienti a bassa retention. Il framework mostra inoltre che gli AI-augmented CRM tools non dovrebbero essere progettati come decision engine universali. Problemi decisionali diversi richiedono configurazioni diverse. La churn prevention richiede risk prediction, value-at-risk estimation e retention workflow activation. La campaign optimization richiede attribution, response modelling e budget simulation. Il customer knowledge management richiede text analytics, theme extraction e innovation routing. Una singola dashboard può integrare tali funzioni, ma la logica di intelligence sottostante varia in base al problema decisionale. Infine, i findings suggeriscono che l'utilità degli AI-generated insights dipende dalla specificità dell'azione. Una raccomandazione generica su come migliorare la customer experience ha valore manageriale limitato. Una raccomandazione utile dovrebbe indicare quale segmento cliente è coinvolto, quale metrica è cambiata, quali evidenze supportano l'interpretazione, quale azione è raccomandata, chi deve agire, quale costo o sforzo è previsto e come l'outcome deve essere misurato. Questa prospettiva action-specific distingue gli AI-augmented insight tools dai report generici di business intelligence.

5. Discussion

La Figura 2 sintetizza la principale linea di discussione emersa: il passaggio da metriche frammentate a insight azionabili attraverso AI e CRM.

Figura 2. Dal controllo alla comprensione: trasformazione delle metriche in decision intelligence

Dal controllo alla comprensione: trasformazione delle metriche in decision intelligence



Il valore emerge quando misurazione, interpretazione e azione sono integrate.

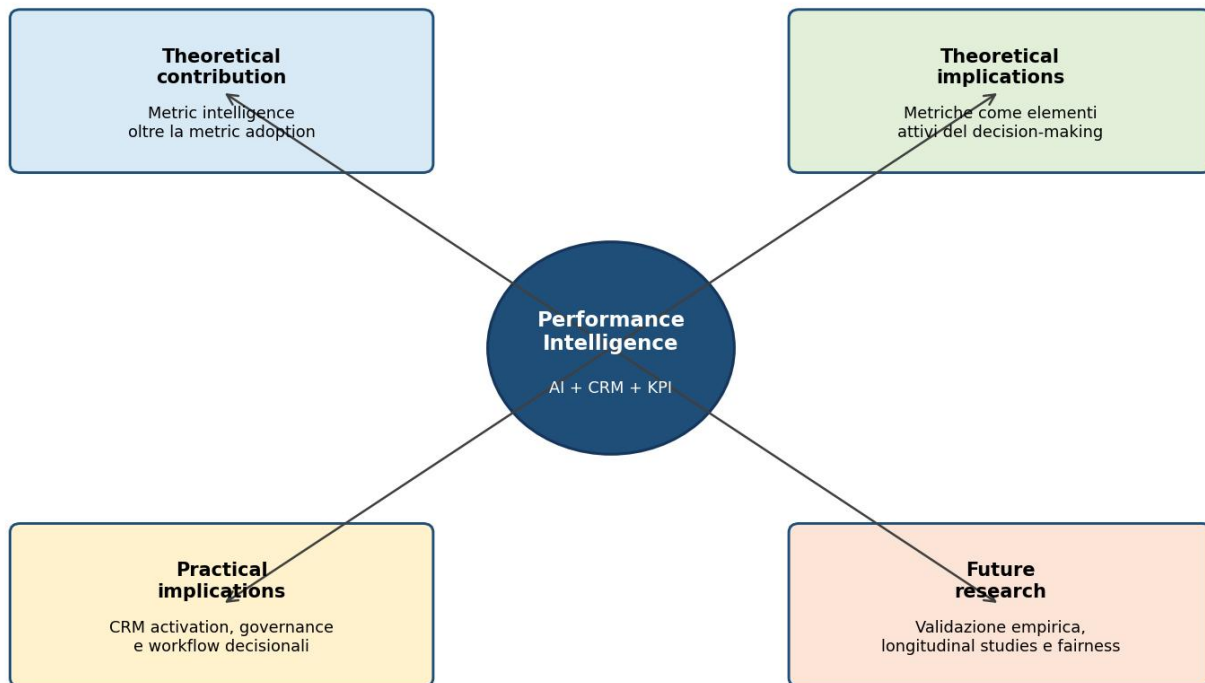
Il framework proposto avanza il dibattito sulle marketing metrics sottolineando che la fase successiva del marketing performance measurement non consiste semplicemente nell'aggiunta di nuovi indicatori. Il nodo centrale è la trasformazione dei sistemi di metriche in architetture decisionali intelligenti. L'AI può supportare tale trasformazione, ma solo quando opera su una base metrica coerente. Le metriche definiscono ciò che conta, l'AI interpreta la variazione delle metriche e il CRM traduce gli insight in azioni. Il framework chiarisce anche la relazione tra analytics e azione. Il marketing analytics produce spesso modelli e report che rimangono disconnessi dai processi CRM. Gli AI-augmented CRM Insight Tools sono differenti perché sono progettati per chiudere il loop tra misurazione, interpretazione e azione. L'obiettivo manageriale non è generare più analytics, ma produrre decisioni migliori e interventi sui clienti più coerenti.

5.1 Theoretical Contribution

La Figura 3 organizza le principali implicazioni emerse dal framework, implicazioni teoriche, implicazioni pratiche e agenda futura.

Figura 3. Mappa delle discussioni emerse dal framework

Mapa delle discussioni emerse dal framework



La discussione converge su contributo teorico, implicazioni, pratica e agenda futura.

Il paper offre tre contributi teorici. Primo, estende il marketing performance measurement concettualizzando le metriche AI-augmented. La ricerca precedente ha esaminato metriche, dashboard e analytics, ma minore attenzione è stata dedicata a come l'AI trasformi le metriche in supporto decisionale esplicativo e orientato all'azione. Il paper sposta quindi il dibattito dalla metric adoption alla metric intelligence. Secondo, il paper integra CRM e AI all'interno di un'architettura unificata di misurazione. Il CRM fornisce dati customer-level e infrastruttura d'azione, mentre l'AI fornisce forecasting, sintesi e interpretazione. Questa integrazione mostra che il valore dell'AI nel marketing dipende dalla capacità di connettere output algoritmici a processi di customer management. Terzo, il paper sviluppa il concetto di marketer come designer di strumenti insightful. Questo contributo sposta l'attenzione dalla tecnologia in sé alle capability manageriali necessarie per utilizzare la tecnologia in modo responsabile ed efficace. Metric design, prompt engineering, data interpretation e CRM activation diventano componenti centrali della marketing capability.

5.2 Theoretical Implications

Le implicazioni teoriche riguardano il confine tra sistemi di misurazione e sistemi decisionali. La ricerca tradizionale sulla performance measurement ha spesso trattato le metriche come indicatori utilizzati per valutare la performance. La prospettiva AI-augmented suggerisce che le metriche possano diventare elementi attivi nei processi decisionali. Quando connesse a modelli predittivi, spiegazioni generative e azioni CRM, le metriche non descrivono soltanto la performance; partecipano alla costruzione dell'attenzione e dell'azione manageriale. Un'altra implicazione riguarda la collaborazione human-AI. Il framework sostiene una prospettiva di augmentation piuttosto che di

automation. L'AI può processare dati e generare raccomandazioni, ma i marketer restano responsabili della formulazione dei problemi, della valutazione degli output e delle decisioni. Questa visione è coerente con la ricerca secondo cui l'AI nel marketing dovrebbe rafforzare il giudizio umano e non sostituirlo (Davenport et al., 2020; Huang & Rust, 2018). Un'ulteriore implicazione teorica riguarda il cognitive gap. Il gap non dovrebbe essere visto soltanto come mancanza di dati o di analytics. È anche mancanza di connessione tra metriche, interpretazione e azione. L'AI riduce il gap solo quando è incorporata in un cognitive loop in cui i dati generano metriche, le metriche generano insight, gli insight generano azioni e le azioni generano nuovi dati.

5.3 Extended Discussion: Operationalizing AI-Augmented Marketing Metrics

Lo sviluppo operativo del framework richiede una sequenza chiara di attività manageriali. La prima attività è la definizione del problema. Un'impresa non dovrebbe partire dalla domanda relativa a quale AI tool adottare, ma dal problema decisionale da risolvere. Esempi includono ridurre il churn dei clienti ad alto valore, aumentare il customer lifetime value, migliorare il ritorno delle campagne, identificare opportunità di cross-selling, recuperare clienti insoddisfatti o tradurre il feedback cliente in innovazione di prodotto e servizio. Ogni problema richiede una diversa architettura metrica, diversi input dati e diverse azioni CRM. La seconda attività è il metric mapping. L'impresa deve definire la metrica primaria, le metriche di supporto e le relazioni causali attese tra esse. Ad esempio, uno strumento di churn management può utilizzare la churn probability come metrica primaria, ma dovrebbe incorporare anche customer lifetime value, NPS, complaint frequency, purchase frequency, service response time e campaign exposure. Questo mapping impedisce al sistema AI di ottimizzare un singolo indicatore senza comprenderne il contesto manageriale più ampio. La terza attività è la preparazione dei dati. Negli ambienti CRM, i dati cliente sono spesso incompleti, duplicati o incoerenti. Le identità dei clienti possono differire tra sales, service e campaign systems; le purchase histories possono essere frammentate tra canali; i dati di satisfaction possono essere raccolti a intervalli diversi; il digital engagement può non essere collegato ai customer record. Prima dell'introduzione dell'AI, le imprese necessitano di routine di data governance che definiscano data ownership, update frequency, controlli di qualità e diritti di accesso. La quarta attività è l'intelligence design. Le componenti predittive e generative dovrebbero essere selezionate in base al problema decisionale. I modelli predittivi sono utili quando l'obiettivo è prevedere rischio, opportunità o risposta. I modelli generativi sono utili quando l'obiettivo è spiegazione, sintesi o sviluppo di scenari. I prompt template dovrebbero essere progettati per standardizzare l'interazione con la generative AI e assicurare che gli output includano evidenze, assunzioni, raccomandazioni e livelli di incertezza. La quinta attività è la CRM activation. L'insight crea valore solo quando viene tradotto in azioni rivolte al cliente o al management. Un churn alert dovrebbe creare un retention task. Un calo dell'NPS dovrebbe attivare un recovery workflow. Un'opportunità high-CLV dovrebbe informare service differentiation o offer personalization. Un'inefficienza di campagna dovrebbe attivare budget reallocation o creative revision. Il sistema CRM dovrebbe registrare non solo l'insight, ma anche l'azione intrapresa e l'outcome osservato. La sesta attività è learning and assessment. Gli AI-augmented tools dovrebbero essere valutati continuamente. Le imprese dovrebbero confrontare le azioni raccomandate con gli outcome effettivi, monitorare se gli utenti accettano o rifiutano i suggerimenti dell'AI, valutare se il sistema migliora la decision quality e identificare i casi in cui il modello fallisce. Questa valutazione converte la dashboard in un sistema di apprendimento piuttosto

che in uno strumento statico di reporting. Il primo use case è il retention management. In molte imprese, il churn viene osservato solo dopo che la relazione si è indebolita. Un AI-augmented CRM Insight Tool può rilevare early warning signals combinando declino transazionale, minore engagement, sentiment negativo, reclami di servizio e ridotta responsiveness alle campagne. Il sistema può prioritizzare i clienti in base a churn probability e value at risk. Ciò consente ai manager di allocare risorse di retention verso clienti il cui valore futuro atteso giustifica l'intervento. Il secondo use case è la campaign optimization. Le dashboard di campagna tradizionali si concentrano spesso su open, click, conversioni e revenue di breve periodo. Questi indicatori sono utili ma incompleti. Un approccio AI-augmented valuta le campagne collegando la risposta di breve periodo alla qualità del cliente di lungo periodo. Una campagna che produce molti clienti a basso valore può essere meno attrattiva di una campagna con meno conversioni ma CLV più elevato. Integrare dati di campagna e record CRM consente quindi ai manager di ottimizzare non solo l'efficienza della campagna, ma anche il valore relazionale. Il terzo use case è il customer-service recovery. I service failure generano insoddisfazione, passaparola negativo e rischio churn. L'AI può connettere service ticket, satisfaction score, customer value e interaction history per identificare casi che richiedono attenzione immediata. La generative AI può sintetizzare il problema di servizio e suggerire recovery script, mentre la predictive AI può stimare il rischio di defection. Il workflow CRM può poi assegnare responsabilità e tracciare gli outcome di risoluzione. Il quarto use case è il customer knowledge management. Feedback cliente, recensioni, community discussions e note sales contengono conoscenza su unmet needs, problemi di prodotto e opportunità di innovazione. La generative AI può classificare queste informazioni in temi e collegarle a indicatori di performance segment-level. Ciò consente alle imprese di trasformare la customer voice in conoscenza strutturata per product development, service design e communication strategy. La governance è necessaria perché le metriche di marketing abilitate dall'AI influenzano allocazione delle risorse, trattamento dei clienti e accountability manageriale. Il primo principio di governance è la trasparenza. I manager dovrebbero comprendere quali fonti dati sono utilizzate, come vengono calcolate le metriche, quali modelli generano raccomandazioni e quali assunzioni sottendono gli output. La trasparenza non richiede che ogni manager comprenda la matematica di ogni modello, ma richiede sufficiente interpretabilità per sostenere decisioni responsabili. Il secondo principio è la validazione. Gli AI-generated insights dovrebbero essere confrontati con evidenze storiche, conoscenza manageriale e feedback cliente. La validazione è particolarmente importante per la generative AI, che può produrre spiegazioni plausibili ma non supportate. Un sistema responsabile dovrebbe distinguere tra evidenze osservate, relazioni inferite e raccomandazioni speculative. Il terzo principio è l'accountability. Quando l'AI supporta le decisioni di marketing, le organizzazioni devono chiarire chi è responsabile di agire sulle raccomandazioni, approvare workflow automatizzati e valutare gli outcome. Una distinzione concettuale ulteriore riguarda la differenza tra measurement intelligence e action intelligence. La measurement intelligence riguarda la capacità di un sistema di raccogliere, organizzare e interpretare indicatori di performance. L'action intelligence riguarda la capacità di convertire l'interpretazione in intervento manageriale. Molte imprese hanno sviluppato la prima capacità senza sviluppare la seconda. Possono riportare ciò che è accaduto, visualizzare trend e confrontare indicatori tra periodi, ma sono meno capaci di tradurre pattern in azione coordinata. Gli AI-augmented CRM Insight Tools dovrebbero essere valutati precisamente in termini di transizione da measurement intelligence ad action intelligence. La distinzione è rilevante perché la marketing performance non migliora grazie all'insight in sé. La performance migliora quando l'insight modifica

l'allocazione delle risorse, il disegno delle campagne, la gestione delle relazioni con i clienti o la configurazione della value proposition. Ad esempio, identificare un segmento con loyalty in declino non è sufficiente. L'impresa deve comprendere se il declino dipenda da service quality, price perception, channel friction, incoerenza comunicativa o competitor attraction. Deve poi selezionare un'azione, assegnare responsabilità, implementare l'azione e monitorare i risultati. Le marketing metrics non sono indipendenti dal business model. Un'impresa subscription-based, un retailer, un provider B2B e una piattaforma digitale richiedono priorità metriche differenti perché creano e catturano valore attraverso meccanismi diversi. Gli AI-augmented CRM Insight Tools dovrebbero quindi essere configurati secondo la logica del business model dell'impresa. Nei modelli recurring-revenue, churn, retention, CLV e customer success metrics sono centrali. Nel retailing transaction-based, basket size, purchase frequency, share of wallet e promotion response possono essere più rilevanti. La business model perspective impedisce un approccio puramente tecnico alla selezione delle metriche. Le imprese possono essere tentate di adottare metriche perché disponibili o di moda. Tuttavia, un sistema metrico efficace dovrebbe riflettere value proposition, customer segments, channels, customer relationships, revenue streams e cost structure. Ad esempio, un premium brand non dovrebbe valutare la performance di campagna solo attraverso la conversione di breve periodo se la campagna danneggia exclusivity o brand equity di lungo periodo. Un retailer low-cost può prioritizzare efficienza e price responsiveness, ma ha comunque bisogno di customer satisfaction e retention indicators per evitare eccessiva commoditization. La collaborazione human-AI può essere descritta attraverso quattro fasi decisionali. Nella fase di problem framing, i manager definiscono il business issue, come declining retention o low campaign efficiency. L'AI può supportare facendo emergere anomalie e suggerendo aree di attenzione, ma il problema decisionale resta manageriale. Nella fase di analysis, l'AI processa dati, stima modelli e genera spiegazioni. Nella fase di interpretation, i manager valutano se gli output AI siano plausibili, strategicamente rilevanti e coerenti con la conoscenza organizzativa. Nella fase di action, i manager traducono gli insight in decisioni, mentre i sistemi CRM supportano implementazione e monitoraggio. Questo processo richiede explainability. I manager difficilmente agiranno su raccomandazioni AI se non comprendono la base della raccomandazione. L'explainability non implica necessariamente completa trasparenza tecnica; implica fornire evidenze sufficienti, driver, indicazioni di confidenza e interpretazioni alternative per consentire azioni responsabili. Per le marketing metrics, explainability può includere mostrare quali variabili hanno contribuito alla churn prediction, quali commenti cliente hanno guidato un'interpretazione di satisfaction o quali assunzioni sottendono una budget simulation. La data governance è una condizione necessaria per le marketing metrics AI-augmented. L'accuratezza degli output AI dipende da qualità, completezza e coerenza degli input data. I dati di marketing sono frequentemente influenzati da record cliente duplicati, codici campagna incoerenti, attribution mancante, channel silos, finestre temporali differenti e feedback incompleto. Questi problemi non sono meramente tecnici; influenzano la validità dell'interpretazione manageriale. Un churn model basato su transaction history incompleta può classificare erroneamente clienti fedeli. Un'analisi di satisfaction basata su feedback non rappresentativi può enfatizzare eccessivamente sentiment negativo. La measurement validity richiede chiarezza concettuale. Ogni KPI deve corrispondere a un costrutto definito. La customer retention dovrebbe specificare se si riferisce a repeated purchase, contract renewal, attività entro una finestra temporale o assenza di churn. Il customer lifetime value dovrebbe specificare assunzioni su margini, discount rate, retention probabilities e acquisition costs. Il Net Promoter Score dovrebbe specificare survey timing, copertura campionaria e logica di

aggregazione. Senza tale chiarezza, l'AI può processare indicatori che appaiono precisi ma sono concettualmente ambigui.

6. Practical Implications

In primo luogo, le imprese dovrebbero definire le metriche prima di implementare l'AI. L'adozione di AI tools senza chiare definizioni di KPI può aumentare la confusione. I manager dovrebbero specificare significato della metrica, fonti dati, orizzonti temporali, soglie e rilevanza decisionale. Ciò è particolarmente importante per metriche quali churn, CLV, retention e campaign response, che possono essere definite in modo diverso tra imprese. In secondo luogo, le imprese dovrebbero integrare gli AI-generated insights nei workflow CRM. L'insight senza activation ha valore limitato. Se un modello identifica un cliente ad alto rischio, il sistema CRM dovrebbe supportare il passaggio successivo: assegnare il caso, suggerire l'azione, registrare l'intervento e misurare l'outcome. L'integrazione converte l'analytics in esecuzione manageriale. In terzo luogo, le imprese dovrebbero sviluppare prompt-engineering capabilities tra i marketer. Il prompt design non dovrebbe essere delegato interamente a specialisti tecnici, perché richiede conoscenza di customer strategy, brand positioning, metriche e contesto decisionale. Formare i marketer a strutturare interazioni AI può migliorare rilevanza e interpretabilità degli output generativi. Inoltre, le imprese dovrebbero stabilire meccanismi di governance. Le raccomandazioni AI-generated dovrebbero essere monitorate per accuratezza, bias, rilevanza e implicazioni etiche. Human oversight, model documentation, data lineage e accountability routines sono necessari per mantenere fiducia nei sistemi decisionali di marketing AI-enabled. Infine, le imprese dovrebbero valutare gli AI tools con indicatori sia tecnici sia manageriali. Gli indicatori tecnici includono accuracy, precision, recall e model stability. Gli indicatori manageriali includono adoption rate, action completion, time saved, decision quality, retention improvement, revenue uplift e customer satisfaction change. Solo la combinazione di entrambe le dimensioni può valutare il contributo effettivo degli AI-augmented CRM Insight Tools.

6.1 Implementation Roadmap

Una roadmap implementativa può essere organizzata in cinque fasi. La prima fase è il diagnostic assessment. L'impresa valuta metriche esistenti, maturità CRM, qualità dei dati, analytics capabilities e routine decisionali. Questa fase identifica gap tra pratiche di reporting correnti e supporto decisionale desiderato. La seconda fase è la metric rationalization. L'impresa riduce il metric overload selezionando un insieme limitato di KPI strategicamente rilevanti e definendo le loro relazioni. L'obiettivo non è misurare tutto, ma misurare ciò che conta per le decisioni. La terza fase è l'AI-layer design. L'impresa identifica quali funzioni analitiche debbano essere predittive, generative o descrittive. Churn risk, CLV forecasting e propensity scoring sono funzioni predittive. Customer feedback synthesis, scenario explanation e recommendation drafting sono funzioni generative. KPI monitoring e performance comparison restano funzioni descrittive. Separare queste funzioni evita aspettative irrealistiche e chiarisce il ruolo di ciascuna componente. La quarta fase è la workflow integration. Gli insight dovrebbero essere connessi a oggetti CRM come clienti, account, opportunità, ticket, campagne e task. Per ogni tipologia di insight, l'impresa dovrebbe definire l'azione associata. Un high churn score può creare un retention task; un cluster di sentiment negativo può attivare una

service review; un'opportunità di cross-selling ad alto valore può generare un sales prompt; un'inefficienza di campagna può attivare una budget review. La workflow integration è il punto in cui l'analytics diventa esecuzione manageriale. La quinta fase è la performance evaluation. L'impresa dovrebbe monitorare se lo strumento migliora qualità, rapidità, coerenza e outcome decisionali. La valutazione dovrebbe includere sia metriche tecniche sia metriche manageriali. Le metriche tecniche includono model accuracy, precision, recall e prediction stability. Le metriche manageriali includono adoption rate, action completion, user trust, time saved, retention improvement, revenue uplift e customer satisfaction change. Solo la combinazione di indicatori tecnici e manageriali può valutare il valore reale degli AI-augmented CRM tools.

6.2 Governance Requirements

La governance è necessaria perché le metriche di marketing AI-enabled influenzano allocazione delle risorse, trattamento dei clienti e accountability manageriale. Il primo principio di governance è la trasparenza. I manager dovrebbero comprendere quali fonti dati sono utilizzate, come sono calcolate le metriche, quali modelli generano raccomandazioni e quali assunzioni sottendono gli output. La trasparenza non richiede che ogni manager comprenda la matematica di ogni modello, ma richiede interpretabilità sufficiente per supportare decisioni responsabili. Il secondo principio è la validazione. Gli AI-generated insights dovrebbero essere confrontati con evidenze storiche, conoscenza manageriale e customer feedback. La validazione è particolarmente importante per la generative AI, che può produrre spiegazioni plausibili ma non supportate. Un sistema responsabile dovrebbe distinguere tra evidenza osservata, relazioni inferite e raccomandazioni speculative. Il terzo principio è l'accountability. Le organizzazioni devono chiarire chi è responsabile di agire sulle raccomandazioni, approvare workflow automatizzati e valutare outcome. L'accountability non può essere delegata al modello; deve restare incorporata in ruoli manageriali e review routines.

7. Limitations and Future Research

Questo paper è concettuale e quindi non fornisce una validazione empirica del framework proposto. La ricerca futura dovrebbe testare le relazioni tra metric design, AI readiness, CRM integration e decision quality. Il lavoro empirico è particolarmente necessario per determinare se le dashboard AI-augmented migliorino decisioni manageriali effettive e non soltanto utilità percepita. Un secondo limite riguarda la specificità settoriale. Il framework è generale, ma la sua operationalizzazione può variare tra settori. Retailing, servizi finanziari, turismo, wine retailing, servizi B2B e piattaforme digitali differiscono in termini di disponibilità dei dati, frequenza di acquisto, durata della relazione e maturità CRM. La ricerca futura dovrebbe esaminare come il framework si adatti a industrie differenti. Un terzo limite riguarda la governance. Il paper enfatizza la collaborazione human-AI, ma è necessaria più ricerca sulle implicazioni etiche e organizzative dell'AI-enabled CRM. Studi futuri dovrebbero esaminare explainability, privacy, algorithmic bias, customer autonomy e managerial accountability nei sistemi di marketing performance AI-driven. La ricerca futura può adottare metodi multipli. Un multiple-case study potrebbe confrontare imprese che utilizzano dashboard descrittive, analytics dashboards e AI-augmented CRM dashboards. Una survey potrebbe testare gli effetti di metric design quality, CRM integration e prompt-engineering capability sulla perceived decision

quality. Un esperimento potrebbe confrontare dashboard tradizionali e AI-augmented dashboards in task decisionali controllati. Questi approcci fornirebbero evidenze complementari su come l'AI trasformi le marketing metrics in actionable insight.

7.1 Future Empirical Research Design

La ricerca empirica futura dovrebbe inoltre distinguere tra adoption, use e impact. L'adoption indica che un'organizzazione ha implementato una dashboard AI-enabled o un CRM tool. L'use indica che i manager consultano regolarmente lo strumento nei processi decisionali. L'impact indica che lo strumento modifica le decisioni e migliora gli outcome. Questi tre livelli non dovrebbero essere confusi. Un'impresa può adottare una soluzione AI senza incorporarla nelle routine manageriali; i manager possono usare una dashboard senza fidarsi delle raccomandazioni; e un uso frequente può comunque non migliorare gli outcome cliente se gli insight non sono tradotti in azione. Un'ulteriore direzione di ricerca riguarda la misurazione della prompt-engineering capability. Questa capability potrebbe essere operazionalizzata attraverso la capacità di definire il contesto decisionale, selezionare KPI rilevanti, specificare data boundaries, formulare constraints, richiedere evidenze e valutare raccomandazioni alternative. I ricercatori potrebbero testare se marketer formati producano output AI più azionabili rispetto a utenti non formati. Ciò contribuirebbe al dibattito emergente sul fatto che la generative AI crei valore autonomamente o che il valore dipenda dalla capacità umana di strutturare l'interazione con il modello. La ricerca futura dovrebbe esaminare anche gli effetti cross-funzionali. Le metriche di marketing AI-augmented difficilmente restano entro il dipartimento marketing. La churn prediction influenza customer service e sales; il CLV influenza finance e resource allocation; la campaign attribution influenza media planning e budgeting; la customer feedback synthesis influenza product development e operations. Gli studi empirici dovrebbero quindi indagare se gli AI-augmented CRM tools migliorino l'allineamento cross-funzionale o generino nuovi conflitti su data ownership, model interpretation e decision authority. La ricerca longitudinale sarebbe particolarmente utile. Molti effetti delle metriche AI-augmented si sviluppano nel tempo perché le organizzazioni apprendono a interpretare output, affinare workflow e adattare governance routines. Uno studio di breve periodo può catturare novelty effects o resistenze iniziali, mentre un disegno longitudinale può osservare se lo strumento diventa incorporato nelle routine e se gli effetti di performance persistono. L'evidenza longitudinale aiuterebbe anche a identificare se le raccomandazioni AI-generated migliorano attraverso feedback o se il model drift ne riduce l'utilità nel tempo. Infine, la ricerca futura dovrebbe indagare le implicazioni customer-side. I sistemi CRM AI-augmented influenzano il modo in cui i clienti sono targettizzati, prioritizzati e serviti. I clienti possono beneficiare di offerte più rilevanti, recovery più rapido e migliore personalizzazione, ma possono anche sperimentare targeting eccessivo, personalization opaca o trattamento diseguale. La ricerca dovrebbe quindi collegare metriche manageriali di performance con percezioni del cliente di fairness, trasparenza e relationship quality. Ciò eviterebbe una visione ristretta dell'efficacia dell'AI basata solo sull'efficienza firm-side. Inoltre, il lavoro empirico futuro dovrebbe considerare il ruolo della maturità organizzativa. Le imprese con infrastrutture CRM avanzate, chiara data ownership e routine analytics consolidate hanno maggiori probabilità di ottenere valore dai sistemi metrici AI-augmented rispetto alle imprese in cui i dati restano frammentati e i diritti decisionali sono incerti. La maturità organizzativa può quindi agire come boundary condition che influenza l'efficacia del marketing performance measurement AI-enabled. Ciò suggerisce che l'adozione dell'AI debba essere

analizzata insieme a managerial readiness, data governance e process integration, e non come un investimento tecnologico isolato. In sintesi, la governance rappresenta una condizione abilitante per la generazione di valore manageriale. Questo richiede anche formazione manageriale continua, perché il valore pratico dell'AI dipende dalla capacità dei decision-maker di interpretare, sfidare e operationalizzare gli output algoritmici entro routine di marketing concrete.

8. Conclusions

Il marketing performance measurement si è evoluto dal semplice reporting a sistemi multidimensionali di accountability, analytics e governance del customer-based performance. Tuttavia, le imprese continuano ad affrontare un cognitive gap tra ciò che misurano e ciò che devono comprendere. L'espansione dei dati CRM, delle metriche digitali e dei touchpoint cliente ha aumentato sia le opportunità di misurazione sia la complessità interpretativa. Questo paper ha proposto gli AI-augmented CRM Insight Tools come risposta concettuale a tale sfida. Il framework integra data, KPI, intelligence e management layers, mostrando come l'AI possa trasformare le marketing metrics in previsioni, spiegazioni, scenari e azioni CRM. Il paper sostiene che l'AI crea valore solo quando è incorporata in metric design coerente, CRM integration, prompt-engineered interaction e human judgment. Il contributo è sia teorico sia manageriale. Sul piano teorico, il paper estende il marketing performance measurement verso metriche AI-augmented e dashboard intelligenti. Sul piano manageriale, posiziona il marketer come designer di strumenti insightful che connettono metriche, AI e workflow CRM. Future ricerche empiriche dovrebbero validare il framework ed esaminare come le AI-enabled marketing metrics influenzino decision quality, customer relationship management e business performance.

References

- Agrawal, D., & Schorling, C. (1996). Market share forecasting: An empirical comparison of artificial neural networks and multinomial logit model. *Journal of Retailing*, 72(4), 383–407.
- Albers, S. (2010). PLS and success factor studies in marketing. In *Handbook of Partial Least Squares* (pp. 409–425). Springer.
- Ambler, T. (2000). Marketing metrics. *Business Strategy Review*, 11(2), 59–66.
- Ambler, T., & Kokkinaki, F. (1997). Measures of marketing success. *Journal of Marketing Management*, 13(7), 665–678.
- Ambler, T., & Roberts, J. H. (2008). Assessing marketing performance: Don't settle for a silver metric. *Journal of Marketing Management*, 24(7–8), 733–750.
- Basile, V. (2019). *Marketing Performance Measurement in FMCG: Share of Wallet in Retailing Industry*. Editoriale Scientifica.

- Basile, V., Luongo, S., & Reinhard, K. (2023). *Marketing metrics in the wine retailing industry. Symphonya. Emerging Issues in Management*, (2), 78–96. <https://doi.org/10.4468/2023.2.06basile.luongo.reinhard>
- Beatham, S., Anumba, C., Thorpe, T., & Hedges, I. (2004). KPIs: A critical appraisal of their use in construction. *Benchmarking: An International Journal*, 11(1), 93–117.
- Clark, B. H. (1999). Marketing performance measures: History and interrelationships. *Journal of Marketing Management*, 15(8), 711–732.
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42.
- Farris, P. W., Bendle, N. T., Pfeifer, P. E., & Reibstein, D. J. (2010). *Marketing Metrics: The Definitive Guide to Measuring Marketing Performance*. Pearson.
- Germann, F., Lilien, G. L., & Rangaswamy, A. (2013). Performance implications of deploying marketing analytics. *International Journal of Research in Marketing*, 30(2), 114–128.
- Grönroos, C., & Voima, P. (2013). Critical service logic: Making sense of value creation and co-creation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 41(2), 133–150.
- Gupta, S., & Lehmann, D. R. (2006). *Managing Customers as Investments*. Wharton School Publishing.
- Gupta, S., & Zeithaml, V. (2004). Customer metrics and their impact on financial performance. *Marketing Science*, 25(6), 718–739.
- 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.
- Hallowell, R. (1996). The relationships of customer satisfaction, customer loyalty, and profitability. *International Journal of Service Industry Management*, 7(4), 27–42.
- Henseler, J., & Sarstedt, M. (2013). Goodness-of-fit indices for partial least squares path modeling. *Computational Statistics*, 28(2), 565–580.
- Hermann, E., & Puntoni, S. (2024). Artificial intelligence and consumer behavior: From predictive to generative AI. *Journal of Business Research*, 180, 114720.
- Homburg, C., Artz, M., & Wieseke, J. (2012). Marketing performance measurement systems: Does comprehensiveness really improve performance? *Journal of Marketing*, 76(3), 56–77.
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in services. *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172.
- Järvinen, J., & Karjalainen, H. (2015). The use of web analytics for digital marketing performance measurement. *Industrial Marketing Management*, 50, 117–127.
- Keiningham, T. L., Aksoy, L., Cooil, B., & Andreassen, T. W. (2008). Linking customer loyalty to growth. *MIT Sloan Management Review*, 49(4), 51–57.
- Kim, J., Suh, E., & Hwang, H. (2003). A model for evaluating the effectiveness of CRM using the balanced scorecard. *Journal of Interactive Marketing*, 17(2), 5–19.
- Kotler, P., Keller, K. L., Brady, M., Goodman, M., & Hansen, T. (2012). *Marketing Management: European Edition*. Pearson.

- Lenskold, J. D. (2003). *Marketing ROI: The Path to Campaign, Customer, and Corporate Profitability*. McGraw-Hill.
- Ling-Yee, L. (2011). Marketing metrics' usage: Its predictors and implications for customer relationship management. *Industrial Marketing Management*, 40(1), 139–148.
- Mägi, A. W. (2003). Share of wallet in retailing: The effects of customer satisfaction, loyalty cards and shopper characteristics. *Journal of Retailing*, 79(2), 97–106.
- O'Sullivan, D., Abela, A. V., & Hutchinson, M. (2009). Marketing performance measurement and firm performance. *European Journal of Marketing*, 43(5/6), 843–862.
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71.
- Pauwels, K., Ambler, T., Clark, B. H., LaPointe, P., Reibstein, D., Skiera, B., & Wiesel, T. (2009). Dashboards as a service: Why, what, how, and what research is needed? *Journal of Service Research*, 12(2), 175–189.
- Prahalad, C. K., & Ramaswamy, V. (2004). *The Future of Competition: Co-Creating Unique Value with Customers*. Harvard Business School Press.
- Reichheld, F. F. (2006). *The Ultimate Question*. Harvard Business School Press.
- Reinking, J., Arnold, V., & Sutton, S. G. (2020). Synthesizing enterprise data through digital dashboards to strategically align performance. *International Journal of Accounting Information Systems*, 37, 100452.
- Rust, R. T., Ambler, T., Carpenter, G. S., Kumar, V., & Srivastava, R. K. (2004). Measuring marketing productivity: Current knowledge and future directions. *Journal of Marketing*, 68(4), 76–89.
- Sampaio, C. H., Simões, C., Perin, M. G., & Almeida, A. (2011). Marketing metrics: Insights from Brazilian managers. *Industrial Marketing Management*, 40(1), 8–16.
- Srinivasan, S., & Hanssens, D. M. (2009). Marketing and firm value: Metrics, methods, findings, and future directions. *Journal of Marketing Research*, 46(3), 293–312.
- Vargo, S. L., & Lusch, R. F. (2004). Evolving to a new dominant logic for marketing. *Journal of Marketing*, 68(1), 1–17.
- Venkatesan, R., & Kumar, V. (2004). A customer lifetime value framework for customer selection and resource allocation strategy. *Journal of Marketing*, 68(4), 106–125.
- Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97–121.
- Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222.
- Webster, J., & Watson, R. T. (2002). Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. *MIS Quarterly*, 26(2), xiii–xxiii.