

I modelli di scoring per la customer attrition: costruzione e applicazione

Federica Ielasi – Università degli Studi di Parma

1. Introduzione: la misurazione dei rischi competitivi nelle banche

Il capitale relazionale di una banca, ossia la ricchezza che trova origine all'interno di relazioni stabili con i diversi *stakeholder* aziendali, risulta sempre più spesso esposto a minacce: i rischi competitivi.

Focalizzando l'attenzione sulle relazioni di clientela, tali rischi possono manifestarsi nell'abbandono dell'azienda o in diverse forme di "disimpegno" dei clienti, quali la riduzione del grado di operatività, della scala delle operazioni concluse, della varietà o della complessità dei prodotti/servizi acquisiti.

I rischi competitivi, quindi, generano uno scostamento tra i risultati attesi e i risultati conseguiti da una banca, in un dato periodo di tempo, per effetto delle relazioni con il mercato di riferimento¹. Essi rappresentano il risultato dell'orientamento strategico adottato dall'azienda bancaria e del grado di attrattività che lo stesso riesce a generare nelle unità di domanda.

Fino al recente passato l'attenzione delle banche è stata catturata solo marginalmente dalle problematiche connesse al verificarsi di rischi competitivi. Tale condizione è riconducibile a tre principali motivazioni.

In primo luogo, i rischi in esame determinano il sorgere di costi opportunità o di mancati guadagni per le aziende bancarie, non producendo in modo esplicito impatti negativi sui risultati reddituali e finanziari conseguiti².

Inoltre, il tasso di attrition nel settore bancario risulta tradizionalmente contenuto. I risultati dell'Osservatorio ABI sulla Customer Satisfaction evidenziano come nel recente passato solo circa il 7-8% della clientela retail abbia abbandonato ogni anno la propria banca. Oltre l'80% dei clienti privati, inoltre, non ha mai modificato il proprio fornitore di servizi finanziari³. L'immaterialità dell'offerta bancaria e la difficoltà di accedere prima dell'acquisto a informazioni in merito alla qualità dei prodotti, inducono i clienti a selezionare quelle alternative su cui hanno sviluppato esperienza e acquisito fiducia⁴. In altri termini, le asimmetrie informative che tipicamente caratterizzano i rapporti tra acquirente e fornitore di servizi finanziari, la razionalità limitata e il rischio di opportunismo accentuano l'importanza rivestita dalla fiducia nel favorire il riacquisto sistematico presso una stessa banca o un medesimo gruppo di aziende bancarie.

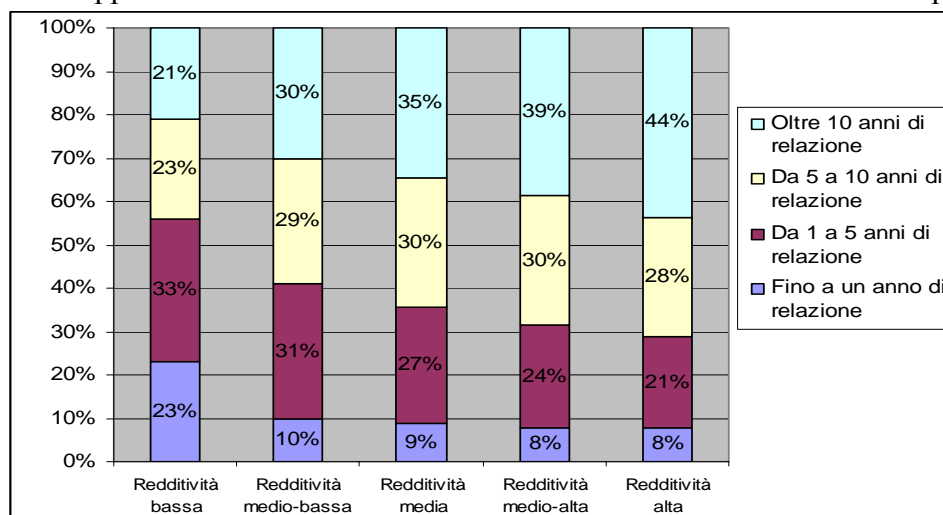
Infine, il numero di clienti persi da una banca in un determinato periodo di tempo risulta spesso più che compensato dalle nuove acquisizioni, con conseguente minore rilevanza strategica attribuita alla fidelizzazione del portafoglio clienti⁵.

Negli anni più recenti, tuttavia, è emersa una crescente consapevolezza delle banche in merito al sostanziale, benché implicito, impatto economico negativo dei rischi derivanti dall'indebolimento delle relazioni di mercato. Numerose sono infatti le verifiche empiriche che dimostrano come, nell'ambito di un contesto competitivo, l'acquisizione di un nuovo cliente presenti costi decisamente più elevati rispetto alla conservazione della clientela già in portafoglio⁶. La redditività di un cliente tende inoltre ad aumentare al crescere della durata della relazione⁷. Le defezioni comportano invece

la distruzione del valore degli investimenti realizzati dall'azienda per l'acquisizione e la gestione della clientela, nonché il sorgere di un potenziale indotto negativo.

A titolo di esempio, la figura 1 evidenzia come, passando dai rapporti banca-cliente a più bassa redditività a quelli a marginalità più elevata, una quota sempre più consistente di relazioni sia caratterizzata da una lunga durata. Al crescere della longevità del rapporto aumenta quindi la probabilità che il cliente generi per la banca margini consistenti⁸.

Figura 1: rapporto tra stabilità della relazione e valore economico del cliente privato



Legenda: proxy della redditività è il margine di intermediazione di cliente.

Fonte: ABI, SDA Bocconi (2003)

I risultati di una ricerca condotta nell'ambito di un gruppo di lavoro ABI, cui hanno partecipato otto banche rappresentative del 15% della raccolta del sistema bancario italiano, confermano la relazione diretta tra la durata del rapporto e il valore del cliente per la banca⁹. L'indagine, infatti, mostra come al crescere della durata della relazione aumenti la raccolta media (diretta e indiretta) del cliente e tenda a crescere il numero di prodotti posseduti.

È stato inoltre verificato come le banche caratterizzate da una percentuale contenuta di rapporti interrotti e da un limitato grado di turnover della propria clientela costituiscano le realtà in grado di conseguire un più elevato margine di contribuzione¹⁰. Questo viene ricondotto anche alla tipologia di clientela più incline alle defezioni. Generalmente ad abbandonare l'azienda sono infatti i clienti di fascia medio-alta, più redditizi, in quanto maggiormente esposti all'aggressione da parte dei competitor.

Tali considerazioni, unite alle preoccupazioni in merito al crescente grado di insoddisfazione della clientela e alla relativa perdita di fiducia nei confronti del sistema bancario, hanno favorito un incremento degli investimenti nei sistemi informativi e informatici volti al monitoraggio del livello di attrattività dell'offerta aziendale¹¹. Al fine di prendere coscienza del proprio grado di esposizione alle conseguenze della pressione competitiva, sempre più banche stanno quindi adottando metodi e strumenti di misurazione dei rischi oggetto della presente analisi. In una condizione di progressiva saturazione del mercato di molti prodotti bancari, infatti, le singole imprese possono conseguire un vantaggio competitivo solo contenendo il grado di infedeltà della propria clientela, a scapito della concorrenza¹².

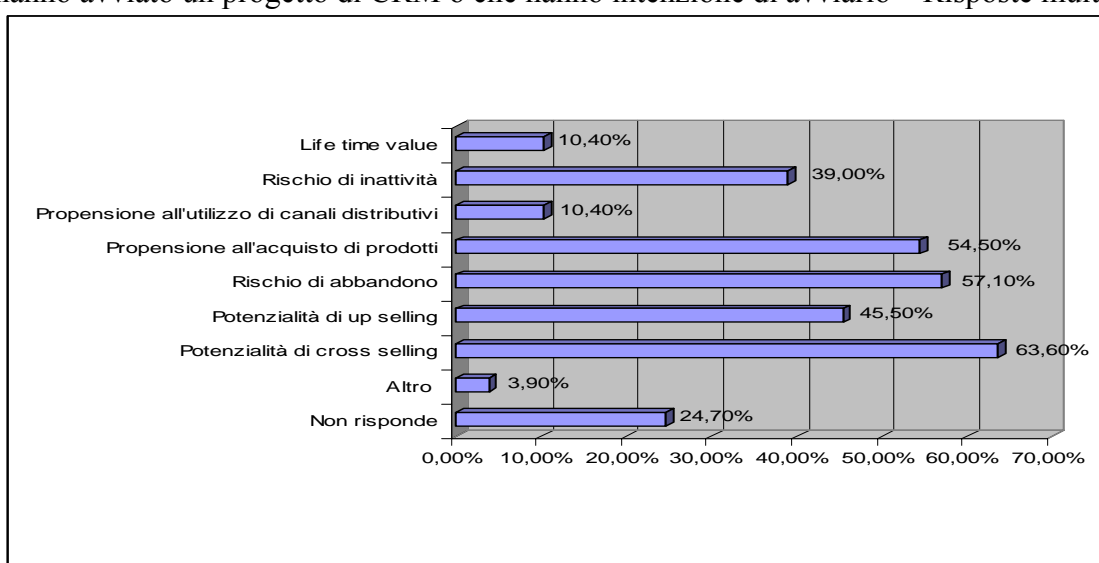
Il processo di valutazione dei rischi competitivi richiede di assegnare una misura di affidabilità al singolo cliente o al segmento di riferimento, intesa come capacità di garantire una bassa oscillazione del proprio valore (*Life Time Value*) rispetto alle attese¹³.

Tra le banche italiane che hanno avviato o che hanno intenzione di avviare un progetto di Customer Relationship Management, numerose sono le realtà che, utilizzando i dati a disposizione

sui clienti, elaborano informazioni in merito alla probabilità di manifestazione dei rischi competitivi. La figura 2 riporta i risultati di un'indagine realizzata da ABI – Università di Parma. Essa evidenzia come oltre la metà delle banche del campione esaminato impieghi i dati sulla clientela per valutare il relativo rischio di abbandono e quasi il 40% per ottenere informazioni in merito al rispettivo rischio di inattività¹⁴.

La misurazione delle variabili “rischio di abbandono” e “rischio di inattività” risulta quindi oggi piuttosto diffusa nel settore bancario. Tuttavia, in funzione della strategia di analisi selezionata e delle strutture informative e informatiche a disposizione, le singole realtà possono ricorrere a tecniche di valutazione più o meno precise ed affidabili. Ciò risulta legato alla natura stessa dei fattori che incidono sulla probabilità di manifestazione dei rischi competitivi. Essi risultano infatti connessi ad atteggiamenti, valori, preferenze, aspettative della clientela, ossia a concetti non caratterizzati da misure “oggettive”.

Figura 2: informazioni elaborate utilizzando i dati sui singoli clienti (base: banche del campione che hanno avviato un progetto di CRM o che hanno intenzione di avviarlo – Risposte multiple)



Fonte: ABI, Università degli Studi di Parma, “Indagine ABI–Università degli Studi di Parma. Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela del settore bancario – Primi risultati di sintesi”, Rapporto di ricerca, dicembre 2003

La letteratura di marketing presenta un ampio ventaglio di strumenti e di tecniche cui è possibile far ricorso per misurare in modo diretto il grado di fedeltà/infedeltà della clientela, quindi i correlati rischi competitivi¹⁵. La numerosità delle metodologie ne consente diverse classificazioni.

In primo luogo, è possibile distinguere gli strumenti di valutazione in funzione della provenienza dei relativi input informativi. Infatti, le fonti di informazioni possono risultare interne, se lo strumento utilizza dati disponibili presso i data base aziendali o presso il personale bancario, oppure esterne, se la metodologia prevede per esempio il coinvolgimento di campioni di clienti.

Gli strumenti possono inoltre essere distinti sulla base dell'orizzonte temporale di riferimento. Esistono infatti tecniche che valutano il grado di fedeltà/infedeltà storica della *customer base* e altre che invece stimano ex-ante i rischi competitivi prospettici.

Infine, è possibile classificare le tecniche di valutazione sulla base dello specifico profilo di analisi considerato. La fedeltà della clientela rappresenta infatti un costrutto articolabile in due componenti: la fedeltà comportamentale e quella cognitiva¹⁶. È possibile quindi distinguere le misure che fanno diretto riferimento ai comportamenti d'acquisto dei consumatori e quelle che invece riguardano le preferenze e la fiducia dei clienti nei confronti di una specifica offerta¹⁷.

Tra le principali metodologie impiegate nella valutazione dei rischi competitivi, caratterizzate da un diverso mix dei caratteri sopra evidenziati, è possibile citare¹⁸:

- 1) l'approccio basato sull'analisi dei dati storici registrati dalla banca. Esso prevede la raccolta strutturata delle informazioni interne relative agli eventi di perdita subiti e la successiva analisi statistica, al fine di stimare l'attuale esposizione dell'azienda nei confronti dei rischi competitivi. La tecnica in esame si fonda quindi sul presupposto che dal trend storico dei rischi si possa estrapolare con buona approssimazione il relativo andamento prospettico;
- 2) l'approccio basato sulle stime soggettive di un campione di clienti, raccolte attraverso indagini di mercato. Esso prevede il coinvolgimento diretto delle unità di rischio competitivo. Le indagini possono avere come oggetto la valutazione ex-post dei rischi sostenuti dalla banca, da cui estrapolare indicazioni sull'esposizione prospettica, oppure possono essere volte alla raccolta di giudizi in merito a comportamenti potenziali e intenzioni future della clientela;
- 3) l'approccio basato sull'applicazione dei modelli di scoring¹⁹ per la customer attrition, anche denominati più brevemente modelli di attrition. Essi risultano finalizzati a individuare potenziali segnali premonitori di abbandono, mediante la verifica di eventuali anomalie o irregolarità nelle dinamiche comportamentali della clientela. Tali modelli si basano sull'analisi del percorso tipico dei processi di abbandono, verificando le dinamiche comportamentali dei clienti che in passato hanno chiuso i rapporti con la banca, per stimare, sulla base dei comportamenti dei clienti attuali, l'effettiva esposizione dell'azienda ai rischi competitivi.

Tabella 1: la classificazione delle diverse metodologie di misurazione dei rischi competitivi

	Fonti informative		Orizzonte temporale		Profilo di analisi	
	Interne	Esterne	Storico	Prospettico	Fedeltà mentale	Fedeltà comportamentale
Analisi dei dati storici di perdita	X		X			X
Indagini di mercato		X	X	X	X	X
Modelli di attrition	X			X		X

Le differenti ipotesi e il diverso approccio alla base delle singole metodologie di misurazione dei rischi ne comporta un diverso grado di efficacia e di efficienza potenziale²⁰. Data la crescente diffusione all'interno del contesto bancario e la capacità predittiva dimostrata, nel presente articolo viene approfondito l'approccio di misurazione basato sui modelli di attrition.

In particolare, nel secondo paragrafo vengono esaminate le finalità di tali modelli e le metodologie di costruzione degli stessi.

Nel terzo paragrafo vengono invece analizzate alcune delle principali modalità con cui le misure sulla probabilità di manifestazione di un evento competitivo dannoso possono guidare le scelte di gestione operativa.

L'ultimo paragrafo fornisce infine alcune considerazioni conclusive sull'analisi condotta.

I risultati della ricerca riportati nel paper sono basati, oltre che sull'indagine di tipo desk sulla letteratura e sulla pubblicistica, anche su interviste effettuate a responsabili delle Direzioni Commerciali o di Marketing di alcune realtà bancarie italiane, nonché sulla raccolta di casi discussi nell'ambito di conferenze e convegni, anche internazionali.

2. La costruzione dei modelli di attrition

I clienti insoddisfatti, soprattutto se clienti di “valore”, in genere non interrompono istantaneamente la relazione con il proprio fornitore di servizi finanziari. Tuttavia, nel periodo che precede l’abbandono, essi modificano il loro comportamento d’utenza ricorrente. Eventuali anomalie o irregolarità nelle dinamiche comportamentali della clientela possono quindi costituire indicatori predittivi di rischio competitivo. La comprensione dei segnali premonitori di abbandono e dei relativi livelli soglia di equilibrio consente, attraverso l’applicazione di particolari funzionalità di analisi, l’elaborazione di modelli di previsione sulle probabilità di accadimento degli eventi dannosi considerati²¹.

In particolare, la costruzione di indicatori predittivi di rischio competitivo richiede l’applicazione di tecniche di analisi complesse ai dati disponibili sulla clientela. Tali tecniche compongono il cosiddetto Data Mining²². Esso non costituisce una specifica funzionalità di analisi, quanto una complessa categoria, che comprende *operation* distinte, quali la modellazione, la segmentazione e la *Knowledge Discovery*²³.

La selezione della specifica *operation* risulta funzione dell’obiettivo di business che si intende perseguire con l’estrazione delle informazioni dai database aziendali. Quando la finalità è quella di trattenere i clienti di “valore”, riducendo i rischi competitivi affrontati dalla banca, viene tipicamente adottato un approccio modellistico-induttivo di Data Mining.

Le tecniche di modellazione, infatti, consentono di prevedere il futuro comportamento della clientela, attraverso l’individuazione di costanti proprie di determinati fenomeni. Esse sono in genere orientate all’assegnazione di score di rischio e di marketing ai singoli clienti, quali score comportamentali, di potenzialità e di propensione.

In particolare, i modelli di attrition sono finalizzati all’attribuzione di un indice di rischio alla clientela, basato sulla relativa probabilità di abbandono o di inattività. La previsione realizzata risulta di tipo classificatorio: definito a priori un insieme di classi cui la clientela può essere assegnata, il modello desume dalle evidenze storiche delle regole che consentono di individuare il gruppo di appartenenza di ciascun cliente²⁴. Nei modelli di classificazione esiste quindi un attributo chiave, quale il grado di infedeltà prospettica della clientela, il cui numero di modalità di presentazione costituirà il numero dei gruppi di clienti che si verranno a formare. A titolo di esempio, un modello di attrition può prevedere la classificazione della clientela nelle categorie “perdita”, “inattività”, “alto rischio di abbandono”, “moderato rischio di abbandono”, “incertezza”, “stabilità”, “elevata stabilità”.

Le classi di valutazione della clientela rappresentano le variabili dipendenti od obiettivo del modello, mentre i dati impiegati per la realizzazione delle previsioni sono definite variabili indipendenti o esplicative.

La costruzione dei modelli in grado di attribuire i clienti alle singole classi di rischio avviene attraverso l’applicazione di apposite metodologie statistiche ai dati di input. In particolare, sulla base delle informazioni relative a campioni di clienti che in passato hanno abbandonato la banca e di clienti che sono al contrario rimasti fedeli, le tecniche statistiche effettuano la scelta delle variabili che influiscono in maniera rilevante sul comportamento della clientela e stimano il “peso” ottimale di ognuna di esse per la realizzazione della previsione di rischio. I parametri selezionati e le relative ponderazioni dovrebbero minimizzare le errate classificazioni dei clienti nei diversi cluster individuati.

I modelli predittivi vengono quindi costruiti induttivamente, utilizzando i dati di clienti il cui comportamento risulta noto. La metodologia in esame, tuttavia, non risulta finalizzata a misurare *ex post* la rischiosità competitiva di un segmento di clientela, quanto a fornire indicazioni in merito alle probabilità di manifestazione futura di eventi dannosi. Essa fornisce quindi utili *early warning* sui rischi affrontati dall’azienda bancaria²⁵.

Il processo di elaborazione dei dati per la determinazione delle probabilità di attrition del portafoglio clienti risulta costituito da due fasi fondamentali: la fase di preparazione degli input e la fase di predisposizione del modello di analisi.

La fase di preparazione degli input

La preparazione dei dati di input richiede in primo luogo la definizione del campione di clientela su cui effettuare l'analisi. Sulla base di tale campione e dei dati raccolti sullo stesso, l'applicazione statistica elaborerà il modello di previsione, che verrà messo in produzione per la valutazione dell'attuale rischio competitivo della banca.

La definizione del campione di riferimento prevede l'identificazione dei clienti che in passato hanno interrotto i rapporti con la banca. Tra questi vengono tipicamente esclusi gli abbandoni dovuti a eventi imprevedibili, del cui accadimento la banca non può essere ritenuta responsabile²⁶. Vengono quindi in genere isolati e analizzati solo quei clienti che hanno abbandonato l'azienda prevalentemente per motivi di insoddisfazione.

Dalla clientela "viva", che non ha interrotto la relazione con l'azienda, viene poi estratto, attraverso una metodologia random, un numero equivalente di clienti, al fine di formare un campione di analisi composto in ugual misura da clienti persi e da clienti rimasti fedeli²⁷.

Dopo aver definito il campione di riferimento, occorre individuare il bacino di variabili di input in grado di descrivere lo stesso, da estrarre dal datawarehouse aziendale e da fornire allo strumento di elaborazione statistica per la costruzione del modello. Tali variabili risultano tipicamente molto numerose, nell'ordine di diverse centinaia. Tra queste, la procedura di Data Mining selezionerà le più rilevanti rispetto all'obiettivo perseguito, ossia i dati di input caratterizzati dalla maggior capacità predittiva. Gli indicatori componenti i modelli di attrition finali si riducono in genere a poche decine²⁸.

In linea generale, la letteratura individua quattro set di variabili potenzialmente in grado di incidere sul rischio di abbandono e di inattività della clientela²⁹: il comportamento del consumatore; le relative percezioni; le caratteristiche socio-demografiche; i fattori ambientali. Nella tabella 2 vengono riportate le classi di variabili indipendenti indagate da alcuni studi in materia di customer attrition nel settore finanziario.

Tabella 2: variabili indipendenti in grado di spiegare il tasso di attrition nel settore finanziario

	Comportamento del cliente	Percezioni del cliente	Caratteristiche demografiche	Macro- ambiente
Athanassopoulos, 2000	X	X	X	
Bloemer e altri, 1998		X		
Bolton e altri, 2000	X	X		X
Clark, 1997		X		X
Colgate e Danaher, 2000		X	X	
Hitt e Frei, 2002	X			
Jones e altri, 2000	X	X		
Jones e altri, 2002		X		
Keaveney, 1995		X		
Levesque e McDougall, 1996	X	X		
Mols, 1998	X	X		
Nguyen e LeBlanc, 1998		X		
Paulin e altri, 1998		X		X
Pohani e altri, 1998	X			

Van den Poel e Larivière, 2003	X	X	X	X
Varki e Colgate, 2001		X		
Zeithaml e altri, 1996		X		

Fonte: elaborazione da Van den Poel D., Larivière B., “Customer attrition analysis for financial services using proportional hazard models”, working paper, Universiteit Gent, gennaio 2003

I dati di input di natura comportamentale possono comprendere diverse classi di variabili, tra cui è possibile citare:

- i prodotti posseduti dal cliente. Tale area è volta in particolare ad indagare la tipologia, il numero e il volume di prodotti/servizi acquisiti o posseduti dal cliente nel periodo considerato;
- le modalità di utilizzo dei prodotti/servizi posseduti. A tale categoria di variabili possono essere ricondotti il grado di movimentazione dei prodotti, il numero di operazioni realizzate in un determinato periodo di tempo e le relative causali, la frequenza di utilizzo di particolari strumenti finanziari, il tempo intercorrente tra l’acquisto di due servizi. In particolare, con riferimento alle dinamiche comportamentali, risulta opportuno rilevare tanto le azioni quanto le omissioni del cliente;
- le modalità di contatto con la banca e di utilizzo dei diversi canali distributivi. Rientrano in tale categoria variabili quali la tipologia di canali attivati dal cliente, il numero di accessi e la frequenza di contatto.

La tabella 3 fornisce un più completo elenco delle variabili di natura comportamentale che possono concorrere a spiegare il grado di rischio competitivo della clientela.

Il profilo anagrafico del cliente comprende informazioni quali l’età, il sesso, la professione, lo stato civile, il luogo di residenza, il grado di istruzione, gli eventuali collegamenti con altri clienti della banca. Possono inoltre essere inseriti come variabili di input di tipo socio-demografico particolari eventi legati alla vita del cliente, quali il matrimonio o il pensionamento.

Le percezioni della clientela fanno riferimento agli atteggiamenti, alle preferenze e ai bisogni manifestati. A titolo di esempio, possono essere connessi al rischio di abbandono il livello di soddisfazione della clientela e il grado di *brand awareness*³⁰. Vengono in genere compresi in tale categoria anche gli eventuali reclami esposti nei confronti della banca.

Infine, le variabili macro-ambientali vengono tipicamente ricondotte al grado di prosperità economica del periodo storico attraversato e alle operazioni di finanza straordinaria realizzate dall’azienda bancaria. Gli importanti cambiamenti organizzativi della banca dovuti a operazioni di fusione e acquisizione possono infatti influire sul grado di soddisfazione e di fedeltà della clientela³¹.

Tabella 3: esempi di variabili esplicative di natura comportamentale

Prodotti posseduti	Modalità di utilizzo prodotti	Modalità di contatto e utilizzo canali
Tipologie di prodotti posseduti	Numero di transazioni su conto corrente nel periodo	Tipologia di canali di distribuzione utilizzati
Numero di prodotti posseduti	Causali delle operazioni su conto corrente	Numero di canali di distribuzione utilizzati
Volumi per gruppo di prodotti o per prodotto	Ammontare complessivo versamenti e prelievi	Rapporto volumi / canali
Numero di nuovi acquisti nel periodo	Depositi o prelievi di particolare entità	Richieste di informazione spontanea
Data ultimo acquisto	Saldo massimo di conto corrente	Invio di comunicazione alla banca
Volume ultimo acquisto	Superamento del fido concesso	Tipologia comunicazione/informazione trasferita

Variazione numero e tipologia di prodotti	Numero di pagamenti del periodo	Tipologia di canale di comunicazione utilizzato
Numero e tipologie di prodotti assicurativi	Numero di versamenti/ prelievi manuali	Data ultima comunicazione
Tipologia di carta di credito	Numero di versamenti/ prelievi automatici	Risposta a campagne
Tipologia di prodotto <i>packaged</i>	Ammontare assegni di conto corrente	Modalità di risposta alle iniziative di marketing
Tipologia di operazioni in titoli	Accredito emolumento/ pensione	Esiti dei contatti effettuati
Numero rapporti cointestati	Variazione saldo liquido attivo e passivo tra periodi	Data ultimo contatto con il proprio gestore/consulente
Numero rapporti convenzionati	Variazione numero e volume operazioni tra periodi	Numero dei rapporti telematici
Data accensione del rapporto più vecchio	Variazione numero e volume movimenti su ATM e POS	Data ultima visita in filiale
Rapporti estinti	Variazione numero e volume utenze domiciliate	Numero dei contatti con il call center

Diversi studi empirici hanno cercato di individuare la specifica relazione tra le variabili suddette e la probabilità di abbandono del cliente, pervenendo talvolta a risultati contrastanti o non significativi. Nella tabella 4 vengono riportati i risultati di alcune ricerche in materia. Il segno “+” evidenzia una relazione positiva tra la variabile dipendente analizzata e il tasso di attrition; il segno “-” una relazione negativa e lo “0” una relazione non significativa tra le due variabili. L’eterogeneità dei risultati ottenuti dalle verifiche empiriche conferma la necessità per le singole banche di costruire modelli interni di attrition, basati sugli specifici dati disponibili sulla *customer base*.

Tabella 4: risultati degli studi empirici in merito alla relazione tra alcune variabili indipendenti e il tasso di attrition della clientela

CATEGORIE VARIABILI ESPLICATIVE	ESEMPI DI VARIABILI ESPLICATIVE	RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	RELAZIONE CON TASSO ATTRITION
Comportamento del cliente	Possesso di specifici prodotti	Athanassopoulos, 2000 Levesque e McDougall, 1996	- / + 0
	Numero di prodotti posseduti	Pohani e altri, 1998	-
	Volume di prodotti posseduti	Baesens e altri, 2002 Ganesan, 1994	- -
	Tempo di riacquisto/ rinnovo dei prodotti	Bhattacharya, 1998 Vilcassim e Jain, 1991	+ / 0 / - +
	Utilizzo di home e phone banking	Hitt e Frei, 2002 Mols, 1998	- 0
Variabili demografiche	Età	Athanassopoulos, 2000 Dekimpe e Degraeve, 1997 Mittal e Kamakura, 2001	- - -
	Sesso (maschile)	Mittal e Kamakura, 2001 Dekimpe e Degraeve, 1997	+ -

	Livello di istruzione	Colgate e Danaher, 2000 Dekimpe e Degraeve, 1997 Keaveney e Parthasarathy, 2001 Mittal e Kamakura, 2001	0 0 - +
	Zona di residenza (proxi dello status sociale)	Mittal e Kamakura, 2001	0
Percezioni della clientela	Grado di soddisfazione	Bloemer e altri, 1998 Keaveney e Parthasarathy, 2001 Lemon e altri, 2002 Mittal e Kamakura, 2001 Mittal e Lasser, 1998 Mols, 1998 Nguyen e LeBlanc, 1998 Paulin e altri, 1998 Varki e Colgate, 2001	- - - / 0 - - / 0 - - - - / 0
	Qualità del servizio	Athanassopoulos, 2000 Bloemer e altri, 1998 Clark, 1997 Colgate e Danaher, 2000 Jones e altri, 2002 Keaveney, 1995 Paulin e altri, 1998 Zeithaml e altri, 1996	- / + - / 0 - - - - - / 0 -
	<i>Problem experience</i>	Maxham, 2001 Zeithaml e altri, 1996	+ / 0 +
	Soddisfazione rispetto alla <i>problem recovery</i>	Colon e Murray, 1996 Levesque e McDougall, 1996 Maxham, 2001 Zeithaml e altri, 1996	- / 0 0 - -
	Reputazione della banca	Bloemer e altri, 1998 Ganesan, 1994 Nguyen e LeBlanc, 1998	- / 0 - -
	<i>Switching cost</i> percepiti	Ganesan, 1994 Jones e altri, 2000 Jones e altri, 2002 Mols, 1998	- - / 0 - 0
Macro ambiente	Prosperità	Bland e Altman, 1998	0
	Acquisizioni	Wehner, 2000	+

Fonte: elaborazione da Van den Poel D., Larivière B., “Customer attrition analysis for financial services using proportional hazard models”, working paper, Universiteit Gent, gennaio 2003

I modelli di attrition interni alle banche tipicamente non prevedono l’elaborazione di dati macro-ambientali, considerati fattori in grado di produrre un impatto sul rischio competitivo del complesso della clientela bancaria. Gli strumenti di misurazione dei rischi competitivi adottati dalle banche si concentrano invece su variabili indipendenti correlate ai singoli clienti: fattori socio-demografici, comportamentali e percettivi³².

I profili socio-demografici della clientela, tuttavia, vengono in genere considerati nella fase di valutazione e interpretazione dei risultati del modello, piuttosto che nella fase di relativa costruzione. La componente anagrafica risulta infatti tipicamente statica e quindi poco efficace in un'analisi orientata al monitoraggio dell'andamento nel tempo del rischio competitivo della banca. Inoltre, i fattori socio-demografici producono un impatto analogo sul grado di rischio delle diverse realtà aziendali. A titolo di esempio, ha valenza generale la minore inclinazione delle persone anziane ad abbandonare il proprio fornitore abituale di servizi finanziari. Al contrario, il comportamento d'uso dei prodotti e le percezioni della clientela in merito alla qualità offerta dalla banca rappresentano informazioni *firm-specific*, che dovrebbero essere opportunamente valorizzate³³.

Le variabili esplicative considerate dalle singole aziende bancarie per la costruzione dei modelli di attrition risultano infine funzione dei dati a disposizione sulla clientela. A tale proposito, occorre sottolineare come sia ancora piuttosto limitata la raccolta da parte delle banche di dati relativi agli atteggiamenti e ai bisogni manifestati dalla clientela, ai reclami esposti e in generale al grado di customer satisfaction³⁴. Per tale motivo, le percezioni dei clienti spesso non risultano comprese nei modelli di attrition sviluppati dalle aziende bancarie, al contrario di quanto evidenziato nella tabella 2. La maggior parte delle verifiche empiriche condotte a livello accademico, infatti, si basa su indagini ad hoc realizzate presso la clientela, mentre solo un numero limitato di esse fonda le proprie considerazioni sui dati contenuti nei datawarehouse aziendali.

I modelli di attrition sviluppati dalle banche risultano quindi in genere basati sull'elaborazione di sole variabili comportamentali, spesso derivanti dall'analisi delle movimentazioni di conto corrente³⁵. Per tale motivo, viene talvolta identificata la popolazione di riferimento dei modelli di attrition nei soli intestatari primari di conti correnti ordinari o di deposito.

Tra i dati di natura comportamentale, la scelta dello specifico bacino di variabili iniziali da fornire all'applicazione statistica per la costruzione del modello coinvolge il *personal judgement* degli operatori responsabili dei progetti di customer retention. Sebbene lo strumento di analisi risulti chiamato a escludere automaticamente le variabili non rilevanti, è utile che l'operatore intervenga preventivamente nella selezione degli input. L'inserimento di variabili indipendenti estranee o non significative può infatti condurre all'elaborazione di modelli incorretti o sottoperformanti³⁶.

In particolare, occorre evitare di inserire variabili esplicative fortemente correlate con la variabile target, quale ad esempio l'anzianità di relazione con la banca³⁷, così come variabili indipendenti caratterizzate da elevata correlazione reciproca³⁸. Dovrebbero inoltre essere esclusi dati di input definiti soggettivamente dall'utente. Tali variabili, infatti, rendono complessa la verifica del grado di affidabilità del modello, non permettendo di distinguere con certezza gli errori derivanti da una limitata capacità predittiva dello stesso o da imprecisioni nei dati forniti come input³⁹. Occorre infine non dimenticare come il numero di variabili iniziali fornite all'applicazione statistica incide direttamente sulla numerosità del campione che è possibile impiegare nella costruzione del modello, così come sui tempi e sulle capacità di elaborazione richieste allo strumento di Data Mining⁴⁰.

Oltre alla selezione delle variabili di input, i responsabili del progetto sono chiamati alla definizione del relativo intervallo temporale di analisi. In linea generale, si ritiene opportuno far riferimento, per ogni input considerato, a una serie storica che precede di sei mesi o di un anno la data di valutazione dei rischi. Questo, infatti, rappresenta mediamente il periodo di tempo nell'arco del quale il cliente intenzionato a chiudere i rapporti con la banca comincia a manifestare segnali di disimpegno nei confronti della stessa⁴¹. Esistono tuttavia aziende bancarie che dispongono di modelli di più breve o di più ampio respiro, richiedendo una diversa profondità storica ai dati da fornire all'applicazione⁴². Nel complesso, la scelta di allungare la storicità del modello determina una maggiore capacità predittiva dello strumento, ampliando l'orizzonte temporale della stima. Tuttavia, tanto più estesa risulta la serie storica di dati da raccogliere, tanto minore è il numero di clienti cui il modello può essere applicato. Infatti, definito il periodo di tempo di riferimento delle variabili di input, l'applicazione del modello viene automaticamente preclusa nei confronti dei clienti che non dispongono di una storia di relazione sufficientemente lunga con la banca. Se il modello prevede ad

esempio l'analisi del comportamento della clientela negli ultimi dodici mesi di relazione, non potrà essere applicato a tutti i soggetti divenuti clienti della banca da meno di un anno. Anche all'interno del medesimo modello di attrition, l'elaborazione delle informazioni può comunque far riferimento a diversi orizzonti temporali. A titolo di esempio, un modello costruito su un arco temporale di diciotto mesi può confrontare per alcune variabili il comportamento del cliente negli ultimi tre mesi di vita del rapporto rispetto ai quindici precedenti e per altre quello degli ultimi tre mesi rispetto ai sei precedenti⁴³.

La fase di preparazione dei dati di input si conclude con la costruzione di una matrice, nelle cui righe vengono elencati i clienti appartenenti al campione di analisi e nelle cui colonne sono riportate le singole variabili indipendenti oggetto di valutazione.

La fase di predisposizione del modello di analisi

Terminato il processo di preparazione dei dati di input è possibile procedere alla vera e propria costruzione del modello. Tale fase richiede un'attività di training e un'attività di test della funzione di analisi, secondo un protocollo ben definito, al fine di garantire stime accurate e robuste⁴⁴.

La costruzione del modello prevede in genere la suddivisione del campione di clientela oggetto di analisi in due parti, mediante una tecnica random. Viene così distinto un primo campione, definito di training, utilizzato per la stima dei parametri del modello, e un secondo campione, denominato di test, impiegato per la validazione dello stesso⁴⁵. Il grado di affidabilità dei risultati ottenuti può essere considerato una proxy dell'efficacia del modello nella stima della probabilità di abbandono di clienti con caratteristiche simili alla popolazione compresa nei campioni di training e di test⁴⁶.

La costruzione del modello di attrition richiede di applicare ai dati di input specifiche metodologie statistiche. In particolare, le principali tecniche di previsione per la predisposizione di un modello comportamentale sono rappresentate dalla regressione logistica, dall'analisi automatica delle interazioni (alberi decisionali) e dalle reti neurali⁴⁷.

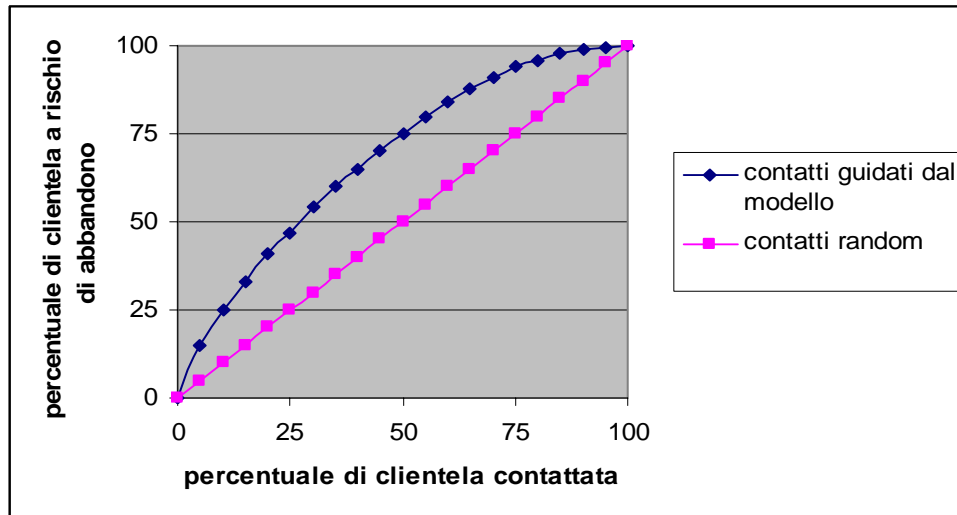
I software di Data Mining adottati dalle banche, in genere, consentono di applicare tutte le tre tecniche di previsione, attraverso l'impiego di diversi algoritmi di analisi. Ai dati di input del sistema vengono quindi tipicamente applicate differenti metodologie di analisi, per poi selezionare quella più efficace e coerente alle finalità perseguite dalla singola azienda. È stata infatti verificata la possibilità di ottenere modelli di attrition più robusti applicando una maggiore varietà di algoritmi su un campione di clienti opportunamente selezionato, piuttosto che testando un numero inferiore di algoritmi sul parco clienti complessivo⁴⁸.

La scelta della specifica tecnica predittiva da impiegare per l'attribuzione degli score di attrition viene in genere realizzata dalle banche sulla base di due parametri: la performance dimostrata dal modello durante la fase di costruzione e la semplicità di interpretazione dell'output prodotto⁴⁹.

Per quanto concerne il primo aspetto, la bontà dei modelli di previsione viene verificata attraverso l'applicazione di tecniche di validazione al campione di test. I risultati del processo di validazione possono per esempio essere riportati sul cosiddetto grafico dei guadagni, il quale evidenzia la percentuale di clientela a rischio di abbandono raggiunta, al variare della quota di popolazione contattata. Se l'azienda non riesce a definire il grado di rischio competitivo della propria clientela, la percentuale di soggetti a rischio individuati risulterà proporzionale al numero di contatti realizzati. Viceversa, se la banca, attraverso l'applicazione di un modello di attrition, riesce a classificare i clienti sulla base del relativo rischio competitivo, contattando i soli clienti giudicati più rischiosi potrà presumibilmente raggiungere una quota maggiore di soggetti intenzionati all'abbandono. Il grafico dei guadagni, quindi, consente di verificare la percentuale di *churner* raggiunti, a parità di contatti realizzati, mediante l'applicazione del modello, rispetto alla

realizzazione di contatti casuali. A titolo di esempio, la figura 3 mostra come contattando il 25% dei clienti con lo score di attrition più elevato, viene individuato quasi il 50% dei clienti infedeli nei confronti della banca⁵⁰.

Figura 3: esempio di grafico dei guadagni



In linea generale, mediante l'applicazione delle tecniche di validazione sul campione di test, le reti neurali dimostrano performance migliori rispetto alle regressioni logistiche e agli alberi decisionali⁵¹. Le reti neurali, infatti, risultano in grado di realizzare funzioni complesse, a più valori in più variabili. Il livello di accuratezza delle reti neurali, inoltre, può essere ulteriormente incrementato impiegando gli algoritmi genetici quali approcci per l'aggiustamento della ponderazione delle singole variabili all'interno del modello⁵².

Tra le diverse tecniche di analisi, i livelli di affidabilità minori si riscontrano invece tipicamente nell'applicazione degli alberi decisionali⁵³. Questo può essere spiegato analizzando le modalità di costruzione degli stessi. La generazione degli alberi di decisione prevede, mediante una procedura a fasi successive, la suddivisione della clientela analizzata in una serie di sottogruppi disgiunti, omogenei internamente, secondo un criterio di ottimizzazione. Nella costruzione dei modelli di attrition, lo splitting ripetuto dei clienti in sottoinsiemi avviene mediante l'impiego di attributi divisorii, che consentono di distinguere la clientela in classi, in funzione della relativa penetrazione di probabili abbandoni. L'analisi automatica delle interazioni prevede quindi la suddivisione dei clienti in gruppi discreti, ricorrendo alle variabili esplicative in grado di massimizzare le distanze tra le classi create a ogni ripartizione effettuata. Durante la costruzione degli alberi, il grado di omogeneità all'interno dei sottogruppi creati aumenta, finché le diramazioni finali, denominate "foglie", possono essere attribuite con un buon grado di confidenza a una delle classi della variabile dipendente definite inizialmente. La suddivisione produce quindi una struttura ad albero, costituita da un insieme finito di elementi denominati nodi, cui corrispondono gli attributi utilizzati per la ripartizione della clientela. Percorrendo i rami di collegamento tra i singoli nodi, in funzione delle informazioni raccolte sulla clientela, è possibile raggiungere per ogni cliente una "foglia" dell'albero decisionale. Ciascun cliente viene quindi attribuito a una classe di rischio, dopo aver seguito un percorso che attraversa l'intero albero decisionale.

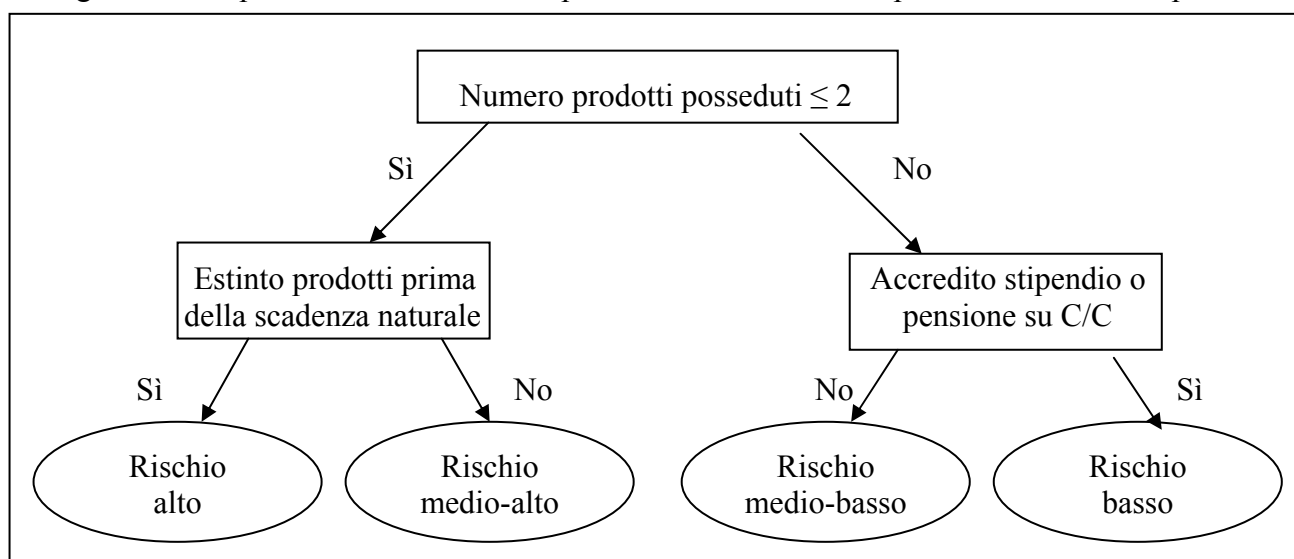
Un primo fattore in grado di limitare la performance della tecnica di analisi in esame è rappresentato dalla rigidità della metodologia di ripartizione dei clienti in corrispondenza di ogni nodo decisionale. A titolo di esempio, la struttura dell'albero può prevedere la distinzione dei clienti sulla base dell'ammontare di finanziamenti richiesti alla banca, separando la clientela che presenta prestiti accessi per un ammontare inferiore o superiore a 100.000 euro. In questo modo, apparterranno

a due gruppi distinti il cliente che presenta un'esposizione di 99.000 euro e il cliente che ha invece richiesto finanziamenti per 101.000 euro.

Un'ulteriore motivazione in grado di spiegare il più modesto livello di accuratezza che in genere caratterizza i risultati degli alberi decisionali rispetto alle altre tecniche di analisi è rappresentata dalla sequenzialità dei raggruppamenti realizzati e dalla conseguente dipendenza di ciascuna ripartizione successiva dalle ripartizioni precedenti. L'attributo divisore con cui sono distinti i gruppi di clienti viene infatti selezionato da un algoritmo "ingordo", che realizza la scelta senza considerare gli effetti che la stessa è in grado di produrre sui successivi nodi decisionali. Ogni scelta di ripartizione assunta non viene infatti più rivista sulla base dei risultati ottenuti dalle successive esplosioni dell'albero.

Tuttavia, dal punto di vista della semplicità di interpretazione dell'output prodotto, gli alberi decisionali presentano in genere i risultati migliori⁵⁴. L'impiego di tale metodologia statistica consente infatti di comprendere facilmente le variabili che hanno condotto all'assegnazione del cliente a una determinata classe di rischio⁵⁵. Nella figura 4 viene mostrato una semplice struttura grafica "ad albero", che consente di distinguere clienti ad alto e a basso rischio di abbandono. Nell'esempio riportato il numero di prodotti posseduti dal cliente rappresenta il cosiddetto "nodo radice" dell'albero.

Figura 4: esempio di albero decisionale per la determinazione del profilo di rischio competitivo



Al contrario, gli output prodotti dalle reti neurali non risultano facilmente interpretabili, rendendo difficile valutare il ruolo delle diverse variabili indipendenti nella determinazione del grado di rischio attribuito al cliente. Le unità di input del modello vengono infatti combinate all'interno dei cosiddetti "strati nascosti" delle reti, in modo tale che ogni variabile indipendente sia connessa a ciascun nodo nascosto intermedio, prima della produzione dell'output finale, cui è associata la variabile obiettivo⁵⁶. Il modello è quindi in grado di fornire le previsioni in merito al rischio di abbandono di ciascun cliente, senza tuttavia indicare quali parametri hanno condotto alla stima realizzata, né, tanto meno, la ponderazione attribuita a ciascuno di essi. Questo giustifica in numerosi casi la mancata scelta di tale metodologia di analisi da parte della banca, nonostante le differenze positive emerse in termini di performance. Se l'azienda ritiene necessario comprendere e spiegare il profilo del cliente giudicato ad alto rischio di abbandono, le reti neurali possono infatti risultare meno adeguate rispetto agli alberi decisionali.

La tecnica della regressione logistica risulta in grado di fornire modelli facilmente interpretabili e spesso caratterizzati da buone performance. Attraverso tali analisi, le variabili

esplicative risultano combinate in una funzione lineare, impiegata per stimare il logaritmo del rapporto tra la probabilità che un evento (appartenenza a una determinata classe di rischio) accada e la probabilità che esso al contrario non si verifichi⁵⁷. Le regressioni logistiche spesso si collocano in una posizione intermedia rispetto alle reti neurali e agli alberi decisionali, sia con riferimento alle performance prodotte, sia rispetto alla facilità di interpretazione degli output generati. Tale condizione spiega l'alta frequenza di utilizzo della metodologia statistica in esame nella costruzione dei modelli di attrition bancari⁵⁸.

In linea generale, comunque, l'efficacia delle diverse metodologie di previsione dipende dalla tipologia di clientela servita dalla banca, dai dati a disposizione nel datawarehouse aziendale e dagli obiettivi dell'analisi.

La scelta delle variabili esplicative e delle tecniche di elaborazione delle stesse non risulta in ogni caso definitiva. Dopo l'introduzione del modello, le relative performance dovrebbero essere continuamente monitorate, per testarne l'efficacia sui nuovi clienti⁵⁹. I comportamenti, le abitudini e le problematiche della clientela evolvono infatti nel tempo, richiedendo periodiche attività di test sul modello di attrition e l'eventuale aggiornamento dello stesso⁶⁰.

3. L'applicazione dei modelli di attrition

Tra le singole aziende bancarie, oltre a divergenze in merito alla metodologia adottata per la costruzione del modello di attrition, possono sussistere disomogeneità legate alla popolazione cui applicare il modello elaborato.

In ogni caso, con riferimento alla macro-segmentazione di clientela, che distingue i clienti in retail, corporate e private, è possibile identificare un orientamento comune delle banche nell'applicazione dei modelli di attrition al solo segmento retail. Questo è riconducibile a due motivazioni principali. In primo luogo, tali modelli risultano strategicamente rilevanti quando applicati alla clientela bancaria mediamente meno conosciuta e assistita, con riferimento alla quale risulta difficile per il personale individuare in autonomia segnali premonitori di abbandono. I segmenti corporate e private, tipicamente, risultano gestiti da personale dedicato, che dispone in portafoglio di un numero limitato di clienti, inseriti in piani di contatto ricorrenti, rendendo meno utile il ricorso a tecniche automatiche di scoring. In secondo luogo, la numerosità delle controparti retail, rispetto ai clienti corporate e private, consente di attribuire maggiore significatività statistica ai modelli elaborati.

Inoltre, con riferimento specifico alla clientela imprese, le metodologie di analisi dei comportamenti risultano complessivamente meno efficaci nel fornire una corretta comprensione dei fenomeni indagati. Rispetto ai privati, infatti, le aziende risultano in media caratterizzate da un maggior grado di multibancarizzazione, rendendo più complessa l'interpretazione delle relative dinamiche comportamentali⁶¹. Le imprese presentano inoltre una più elevata variabilità dei flussi di cassa in entrata e in uscita: minori volumi finanziari possono per esempio derivare da un calo del fatturato aziendale, non rappresentando sintomi di abbandono da parte del cliente. Infine, la continuazione del rapporto di clientela con le aziende risulta spesso legata al merito creditizio delle stesse⁶². L'abbandono della clientela imprese, quando connesso a problematiche legate ai prestiti, deriva quindi da una deliberata politica della banca, non dalla relativa incapacità di far fronte alla sfida competitiva.

All'interno del segmento retail, le banche hanno poi effettuato scelte differenti in merito agli specifici cluster da sottoporre a valutazione. Mentre alcune realtà, quale ad esempio Unicredit Banca, hanno elaborato un modello relativo a tutti i sottosegmenti retail, costituiti tipicamente da clienti

privati “di massa”, clienti affluenti e piccole-medie imprese, la maggior parte delle banche ha preferito concentrare il modello sul solo comparto “famiglie”. Le banche che prevedono l’applicazione dello strumento a più segmenti appartenenti alla macro-area dei clienti retail possono comunque disporre di modelli distinti, da applicare per esempio alla clientela di massa e ai clienti affluenti. Parzialmente eterogenee possono infatti risultare le motivazioni alla base dell’abbandono della banca da parte dei due segmenti.

All’interno dei sotto-segmenti oggetto di valutazione, il numero di clienti in portafoglio e l’orientamento strategico della banca possono poi guidare la decisione in merito agli effettivi destinatari dello strumento. Alcune banche hanno infatti scelto di applicare il modello a tutto il parco clienti, altre solo a un campione di clientela opportunamente selezionato.

In ogni caso, possono essere individuati alcuni gruppi di consumatori con riferimento ai quali non si ritiene opportuna l’implementazione dello strumento. A titolo di esempio, il modello adottato da Unicredit Banca prevede di escludere dall’assegnazione dello score di attrition tutti i clienti che hanno precedentemente negato il consenso al trattamento dei propri dati a fini di marketing. Il modello adottato da Cassa di Risparmio di Parma e Piacenza non prevede invece l’attribuzione dello score a tutti i clienti privati che hanno superato il settantacinquesimo anno di età, dati gli specifici connotati del segmento e la minore autonomia con cui tali soggetti realizzano in genere le proprie scelte finanziarie.

Definita la popolazione di riferimento, i risultati dei modelli di attrition possono trovare due principali applicazioni nel contesto bancario. Si possono infatti distinguere applicazioni di natura informativa e impieghi di tipo proattivo nei confronti della clientela.

Con riferimento alle prime, l’attribuzione degli score di attrition può consentire alla banca di⁶³:

- arricchire la propria base dati sulla clientela;
- realizzare analisi di posizionamento del portafoglio clienti, suddiviso per esempio per filiale, per aree geografiche o per macro-segmenti di clientela;
- realizzare analisi di trend sull’andamento nel tempo del grado di rischio della customer base;
- realizzare confronti con l’andamento del sistema bancario nel suo complesso.

I risultati dei modelli di attrition possono essere utilizzati a scopo informativo anche dal personale a diretto contatto con la clientela. A titolo di esempio, il gestore di relazioni può analizzare il posizionamento del proprio portafoglio complessivo, ottenendo l’elenco dei clienti assegnati alle diverse classi di retention, oppure la lista dei soggetti che hanno subito nell’ultimo trimestre un peggioramento della classe di rischio di abbandono. Il gestore può così verificare la distribuzione del proprio portafoglio clienti non solo per segmento di appartenenza, per fascia di età, per anzianità di relazione, ma anche per classe di retention.

Le applicazioni di natura informativa risultano strettamente correlate a quelle di tipo proattivo nei confronti della clientela. I dati raccolti con le analisi di attrition consentono infatti di individuare le priorità di intervento per la riduzione dei rischi competitivi e di guidare così le attività di *campaign management* aziendali.

Gli interventi proattivi sulla clientela di valore ad alto rischio di abbandono si propongono di intervenire, attraverso processi strutturati e sistematici di customer retention, in quel periodo di tempo che intercorre tra il manifestarsi dei primi sintomi di insoddisfazione e l’effettiva chiusura del rapporto con la banca.

Tra le diverse azioni di prevenzione della “marginalizzazione” della clientela, una delle più diffuse riguarda l’attivazione dei canali di contatto nei confronti dei soggetti a rischio di uscita o inattivi⁶⁴. La realizzazione dei contatti sulla base dei risultati della metodologia statistica consente infatti di ridurre il costo unitario degli stessi, aumentandone l’efficacia e, di conseguenza, determinando l’incremento della fiducia negli operatori coinvolti.

Tipicamente, l’individuazione dei nominativi da contattare non avviene mediante la sola analisi delle classi di assegnazione di ciascun cliente, ma anche attraverso la verifica del trend

temporale degli score attribuiti. I giudizi assegnati, infatti, vengono in genere aggiornati almeno ogni trimestre, consentendo di verificare l'evoluzione nel tempo dei rischi competitivi affrontati dalla banca. Inoltre, al fine di individuare le priorità di intervento, viene in genere realizzato l'esame del valore economico del cliente ed effettuata la verifica su eventuali operazioni compiute dal consumatore nelle settimane successive all'applicazione dello strumento.

A titolo di esempio, il modello adottato da uno dei principali gruppi bancari nazionali prevede il confronto dello score di rischio assegnato a ciascun cliente con il Margine Operativo Lordo prodotto dallo stesso. Poiché il costo per contatto deve essere adeguatamente coperto con il margine generato dalla relazione di clientela, le azioni di *campaign management* vengono rivolte esclusivamente ai clienti a rischio profittevoli. Questi ultimi vengono a loro volta distinti in funzione del livello di margine generato per la Banca, prevedendo metodologie di contatto differenziate per i clienti caratterizzati da redditività più o meno elevata.

Per il recupero della clientela a rischio a più alto valore viene attivata una cosiddetta *outbound call* da parte del call center aziendale. Il cliente viene invitato ad un incontro in filiale, al fine di verificare le eventuali problematiche riscontrate nel rapporto con la Banca e individuare le opportune soluzioni.

Alla clientela a rischio caratterizzata da minor redditività viene invece inviata una lettera, con cui la stessa è invitata a chiamare un numero verde aziendale. A tale segmento di clientela viene quindi richiesta una cosiddetta telefonata *inbound* al call center aziendale. Anche in tale ipotesi, gli operatori propongono al cliente un appuntamento con il proprio gestore o direttore di filiale.

Una volta realizzato l'incontro, il personale di filiale è chiamato a inserire nel tool di marketing l'esito del colloquio. Al termine di ogni settimana, il sistema informativo centrale realizza un controllo degli esiti dei contatti immessi dal personale di rete. A fronte di un esito positivo viene inviato al call center un nuovo flusso informativo, con il quale viene attivato un ulteriore contatto con la clientela. In tale fase, il call center realizza una chiamata di tipo *outbound* nei confronti di tutti i clienti, indipendentemente dal livello di redditività prodotto per la Banca. Tale nuovo contatto mira da un lato a trovare conferma dell'effettiva risoluzione della causa di insoddisfazione, dall'altro a dimostrare al cliente l'interesse aziendale nei suoi confronti, favorendo un ulteriore incremento del relativo livello di fiducia.

Nell'esempio riportato, il primo contatto diretto con il cliente a rischio di abbandono viene sempre gestito dal call center aziendale. Il personale di rete, quindi, è chiamato a definire proposte di soluzione solo nei confronti della clientela che aderisce all'invito in filiale.

Altre realtà, in genere di più piccola dimensione, prevedono invece, per le applicazioni dei modelli di attrition a più elevato impatto commerciale, il coinvolgimento diretto del personale di rete già nella fase di contatto. Ricevuta la segnalazione di un cliente a rischio, quindi, il gestore della relazione viene chiamato a contattare il cliente, al fine di realizzare congiuntamente un'analisi dell'andamento del rapporto e tendere a una soluzione delle problematiche rilevate.

Anche in tale ipotesi, ciascun gestore è inoltre tipicamente chiamato a segnalare on-line l'esito dell'iniziativa. La direzione centrale può così monitorare il numero di contatti realizzati e la relativa efficacia. Quest'ultima viene valutata confrontando la dichiarazione di esito prodotta dal responsabile della relazione e la successiva classificazione del cliente realizzata dal modello di attrition.

Come evidenziato in precedenza, ogni gestore, al di là delle specifiche segnalazioni pervenutegli dalla direzione centrale, dispone in genere dell'informazione relativa agli score di rischio ottenuti nel tempo da ciascun cliente in portafoglio. I risultati dei modelli di attrition possono quindi guidare gli interventi di sviluppo della relazione, al fine di incrementare il grado di soddisfazione della clientela. L'andamento del rischio di abbandono e di inattività del cliente può ad esempio indirizzare le scelte dell'operatore in merito alla tipologia di proposta commerciale da effettuare, in termini di prodotti o di relative condizioni.

Per un gestore può inoltre risultare particolarmente rilevante monitorare i clienti in portafoglio appartenenti al segmento retail di fascia alta, che hanno ottenuto nell'ultimo periodo un indice di retention non elevato. Tali clienti possono infatti non essere segnalati dalla direzione centrale, in quanto non classificati nei cluster ad alto rischio di abbandono. Data la particolare rilevanza del segmento di appartenenza, tuttavia, il gestore può ritenere opportuno intervenire in modo tempestivo già in condizioni di incertezza.

Un elevato score di abbandono definito dal modello di attrition, oltre a guidare periodicamente i contatti nei confronti della clientela di “valore” a rischio di abbandono, può essere segnalato agli operatori di rete in occasione di ogni transazione attivata direttamente dal cliente. A fronte del caricamento nel sistema gestionale dell'operazione, è possibile per esempio prevedere la comparsa di una schermata di “pop-up”, in cui viene indicato il grado di rischio di abbandono del cliente e la redditività generata per la banca.

Infine, i risultati del modello di attrition possono essere integrati da informazioni anche giornaliere in grado di confermare l'eventuale rischio competitivo sul cliente. A titolo di esempio, uno dei principali gruppi bancari nazionali rileva *event trigger* giornalieri sulle transazioni importanti realizzate dalla clientela. Un'operazione di importo inusuale per un dato cliente, connessa a un prelevamento o a un versamento, può essere fisiologicamente determinata da un acquisto o da un'entrata monetaria importante, ma può anche rappresentare il segnale di un evento patologico. Essa può infatti derivare da un errore di *data-entry* da parte del personale bancario oppure, se l'operazione ha segno negativo, può rappresentare un forte segnale di abbandono del cliente. La Banca ha quindi introdotto un sistema di verifica giornaliera delle transazioni di rilievo operate dalla clientela, al fine, da un lato, di prevenire le comunicazioni ai clienti contenenti errori e, dall'altro, di attivare azioni di recupero nei confronti dei soggetti a più alto rischio di abbandono.

In linea generale, comunque, è possibile verificare l'attuale prevalenza all'interno delle aziende bancarie di politiche volte all'incremento della fidelizzazione della clientela nelle fasi di sviluppo della relazione, piuttosto che di interventi mirati alla retention dei soggetti giudicati a rischio di abbandono o di inattività⁶⁵.

Sono infatti ancora numerose le realtà che non svolgono azioni finalizzate al recupero della relazione con i clienti di “valore” a rischio o che prevedono procedure di intervento non strutturate. Maggiore diffusione presentano invece gli strumenti di prevenzione del rischio, volti a favorire l'accumulo di fiducia da parte della clientela durante l'intero ciclo di vita della relazione. Tra questi è possibile citare i conti *packaged* a valore aggiunto, alcune politiche di pricing “fidelizzanti” e i programmi fedeltà, orientati a promuovere il complesso legame con l'azienda bancaria⁶⁶.

Conclusioni

Negli anni più recenti, numerose aziende bancarie hanno incrementato gli investimenti nei sistemi informativi e informatici a supporto della misurazione dei rischi competitivi, anche sulla base delle seguenti considerazioni:

- la redditività del cliente tende ad aumentare al crescere della durata del rapporto con l'azienda;
- l'acquisizione di un nuovo cliente, nell'ambito di un contesto competitivo, presenta costi molto più elevati rispetto alla conservazione di un cliente già acquisito;
- la perdita di un cliente distrugge il valore dell'investimento realizzato per acquisirlo;
- la perdita di un cliente rischia di trasformare lo stesso in un “testimonial negativo” dell'azienda, provocando ripercussioni dannose sulla clientela attuale e potenziale.

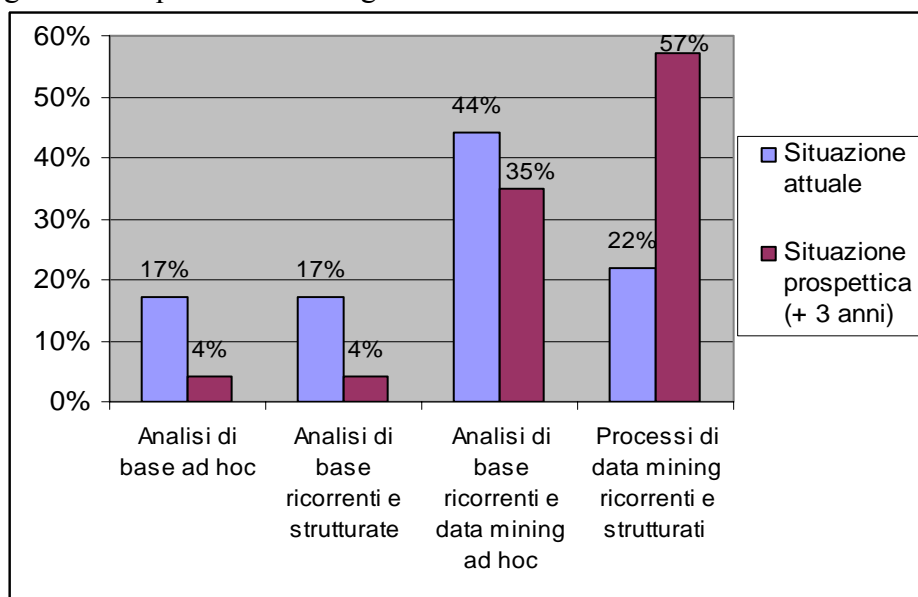
Particolare sensibilità alla valutazione del rischio di abbandono caratterizza le banche di piccola-media dimensione, fortemente radicate sul territorio e leader di mercato nelle aree storiche di insediamento. Infatti, l'operatività limitata a specifici contesti territoriali, dove vengono controllate elevate quote di mercato, comporta contenute opportunità di sviluppo tramite acquisizione di nuova clientela, favorendo la focalizzazione strategica sul mantenimento dei clienti in portafoglio. In altri termini, la difficoltà di conseguire un trend positivo nel differenziale tra nuove acquisizioni e clienti persi rende strategicamente prioritaria la costruzione di relazioni di lungo termine con la clientela.

Tra le diverse tecniche di valutazione dei rischi in esame, tuttavia, ancora modesta appare l'implementazione strutturata di strumenti di Data Mining.

Con riferimento specifico al caso italiano, secondo la ricerca ABI-Università di Parma sul Customer Relationship Management, nel 2003 solo un quarto delle banche campione attive in tale ambito utilizzava i modelli di valutazione presentati nel paper. Rimane quindi elevata la percentuale di banche che ancora oggi ricorre a strumenti di analisi meno sofisticati, nonostante l'ampia mole di dati disponibili nei sistemi informativi aziendali e l'importanza attribuita alla conoscenza approfondita della base clienti.

Anche a livello internazionale, uno studio condotto da SAP su un campione di banche retail, mostra come sia ancora diffuso il ricorso a pacchetti di analisi statistica di base per l'elaborazione dei dati sulla clientela. Per i prossimi anni viene comunque previsto un forte incremento dell'utilizzo su larga scala dei più completi strumenti di Data Mining, come evidenziato nella figura 5⁶⁷.

Figura 5: “A quale livello vengono analizzati o elaborati i dati sulla clientela?”



Fonte: SAP EMEA Retail Banking Study 2003 (campione = 23 banche)

Anche quando attivati, tuttavia, i modelli di scoring per la customer attrition non permettono di comprendere le motivazioni alla base delle defezioni, consentendo solamente di stimare la capacità della banca di trattenere la propria clientela. Per superare tali limiti, la banca dovrebbe ricorrere a tecniche di misurazione complementari che, seppur in modo indiretto, siano in grado di approfondire l'analisi dei costrutti oggetto di valutazione.

A tale proposito, tra gli indicatori più significativi rientrano quelli connessi al grado di soddisfazione della clientela nei confronti dell'offerta aziendale. Infatti, nonostante il rapporto tra soddisfazione e loyalty appaia articolato e complesso, numerose verifiche empiriche dimostrano la forte correlazione tra le due dimensioni⁶⁸. Occorrerebbe quindi integrare le analisi di attrition con le indagini sulla customer satisfaction, al fine di attivare campagne di retention mirate sui bisogni e sulle aspettative della clientela⁶⁹. In particolare, i risultati dei modelli di attrition dovrebbero essere

volti all'individuazione dei potenziali destinatari delle azioni di mitigazione dei rischi, mentre il contenuto delle indagini sulla customer satisfaction dovrebbero consentire di verificare i veri driver della soddisfazione, guidando così le priorità di intervento gestionali per contrastare efficacemente il passaggio della clientela di "valore" alla concorrenza⁷⁰.

Nel complesso, la misurazione e la gestione dei rischi competitivi presentano la finalità ultima di ridurre l'incertezza dei risultati economici conseguiti dalle banche. Tradizionalmente, al marketing è stata assegnata la principale funzione di creare le condizioni di sviluppo delle imprese. Tale sviluppo risulta peraltro caratterizzato da incertezza, da variabilità rispetto agli obiettivi definiti. Gli strumenti analizzati nel paper, quindi, dovrebbero integrare le leve operative di marketing orientate alla crescita delle vendite e delle quote di mercato. In altri termini, il percorso di analisi svolto suggerisce di abbinare alla visione di sviluppo aziendale quella del controllo della volatilità dei risultati, per giungere a un approccio di marketing più globale e pregnante.

Bibliografia

ABI, "La customer retention", Bancaria Editrice, 2000

ABI, SDA Bocconi, "Monitoraggio retention e performance", Bancaria Editrice, 2003

ABI, Università degli Studi di Parma, "Indagine ABI – Università degli Studi di Parma. Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela del settore bancario – Primi risultati di sintesi", Rapporto di ricerca, dicembre 2003

ABI, Università degli Studi di Parma, "Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela nel settore bancario", in *MK*, n. 1, 2004

Allison P.D., "Survival analysis using the SAS system", SAS Institute Inc., North Carolina, 1995

Athanassopoulos A.D., "Customer satisfaction cues to support market segmentation and explain switching behaviour", in *Journal of Business Research*, n. 47 (3), 2000

Baesens B., Viene S., Van den poel D., Vanthienen J., Dedene G., "Bayesian neural network learning for repeat purchase modelling in direct marketing", in *European Journal of Operational Research*, n. 138 (1), 2002

Bajetta L., "Il rapporto banca-cliente nell'attuale situazione di mercato", intervento al convegno ABI, *CRM 2002. Accrescere la fedeltà e la redditività della clientela*, Roma, 12-13 dicembre 2002;

Baravelli M., Omarini A. (a cura di), "Le strategie competitive nel retail banking. Visioni strategiche, modelli organizzativi e politiche commerciali", Ricerca Newfin, Università Bocconi, 2004

Bhattacharya C.B., "When customers are members: customer retention in paid membership contexts, in *Journal of the academy of marketing science*, n. 26 (1), 1998

Berry M., Linoff G., "Data Mining Techniques", John Wiley, 1997

Bertucci M., "Conoscere il cliente. Il Customer Data Base nel marketing della banca del futuro", Edibank, 1997

- Bertucci M., Marziale F., "Sui criteri di analisi della customer satisfaction", in *Marketing e Produzione*, n. 1, 2000
- Bland J.M., Altman D.G., "Survival probabilities (the Kaplan-Meier method)", in *British Medical Journal*, n. 317 (7172), 1998
- Bloemer J., De Ruyter K., Peeters P., "Investigating drivers of bank loyalty: a complex relationship between image, service quality and satisfaction", in *International Journal of Bank Marketing*, n. 16 (7), 1998
- Bolton R.N., Kannan P.K., Bramlett M.D., "Implications of loyalty program membership and service experiences for customer retention and value", in *Journal of the Academy of Marketing Science*, n. 28 (1), 2000
- Calvi-Parisetti G., "Customer care e fidelizzazione dei clienti: obiettivi, metodi, risultati", Intervento al convegno ABI, *CRM 2002. Accrescere la fedeltà e la redditività della clientela*, 12-13 dicembre, Bancaria Editrice, Roma, 2002
- Clark M., "Modelling the impact of customer-employee relationships on customer retention rates in a major UK retail bank", in *Management Decisions*, n. 35 (3/4), 1997
- Conlon D.E., Murray N.M., "Customer perceptions of corporate responses to product complaints: the role of explanations", in *Academy of Management Journal*, n. 39 (4), 1996
- Colgate M.R., Danaher P.J., "Implementing a customer relationship strategy: the asymmetric impact of poor versus excellent execution", in *Journal of the Academy of Marketing Science*, n. 28 (3), 2000
- Cosma S., "Il CRM: un nuovo modello di relazione tra banca e cliente", Bancaria Editrice, 2003
- Costabile M., "Il capitale relazionale", McGraw-Hill, 2001
- Dekimpe M.G., Degraeve Z., "The attrition of volunteers", in *European Journal of Operational Research*, n. 98 (1), 1997
- De Laurentis G., "Rating interni e credit risk management", Bancaria Editrice, 2001
- Dhar V., Stein R., "Seven Methods for Transforming Corporate Data into Business Intelligence", Prentice Hall, 1997
- Di Antonio M., "Creazione di valore e controllo strategico nella banca. I sistemi di programmazione & controllo e il governo della performance", Bancaria Editrice, 2002
- Farinet G., Ploncher E., "Customer relationship management. Approcci e metodologie", Etas Libri, 2002
- Forestieri G. (a cura di), "Risk management. Strumenti e politiche per la gestione dei rischi puri dell'impresa", Egea, 1996

- Gabbi G., *L'utilizzo delle reti neurali per la misurazione del rischio di credito*, in Sironi A., Marsella M. (a cura di), "La misurazione e la gestione del rischio di credito", Bancaria Editrice, 1998
- Gabbi G., "Definizione, misurazione e gestione del rischio reputazionale degli intermediari bancari", in *Banca Impresa Società*, n.1, 2004
- Ganesan S., "Determinants of long-term orientation in buyer-seller relationships", in *Journal of Marketing*, n. 58 (2), 1994
- Georgi P., "Emotion @ work. Citibank after sales program", EFMA Conference, Prague, 18-19 novembre 2004
- Gilliam T.K., "Closing the customer retention gap", in *Bank Marketing*, n. 26 (12), 1994
- Hitt L.M., Frei F.X., "Do better customers utilize electronic distribution channels? The case of PC Banking", in *Management Science*, n. 48 (6), 2002
- Hosmer D.W. Jr., Lemeshow S., "Applied logistic regression", John Wiley & Sons, 1989
- Iasevoli G., "Il valore del cliente. Misurare gli effetti della soddisfazione e della fedeltà sul valore dell'impresa", FrancoAngeli, 2000
- Jones M.A., Mothersbaugh D.L., Beatty S.E., "Switching barriers and repurchase intentions in services", in *Journal of Retailing*, n. 76 (2), 2000
- Jones M.A., Mothersbaugh D.L., Beatty S.E., "Why customers stay: measuring the underlying dimensions of services switching costs and managing their differential strategic outcomes", in *Journal of Business Research*, n. 55 (2), 2002
- Keaveney S.M., "Customer switching behavior in service industries: an exploratory study", in *Journal of Marketing*, n. 59 (2), 1995
- Keaveney S.M., Parthasarathy, "Customer switching behavior in online services: an exploratory study of the role of selected attitudinal, behavioral and demographic factors", in *Journal of the Academy of Marketing Science*, n. 29 (4), 2001
- Kish J., "Reducing customer attrition", in *Bank marketing*, dicembre 2000
- Leeflang P.S.H., Wittink D.R., Wedel M., Naert P.A., "Building models for marketing decisions", Kluwer Academic Publishers, 2000
- Lefebvre H., "HaspaJoker. An innovative marketing programme to boost customer retention and fee income", EFMA conference, Prague, 18-19 novembre 2004
- Lemon K.N., White T.B., Winer R.S., "Dynamic customer relationship management: incorporating future considerations into the service retention decision", in *Journal of Marketing*, n. 66 (1), 2002
- Levesque T., McDougall G.H.G., "Determinants of customer satisfaction in retail banking", in *International Journal of Bank Marketing*, n. 14 (7), 1996

- Lubin P., "Stopping the revolving door syndrome", in *Bank Marketing*, n. 25 (7), 1993
- Maggiolo I., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001
- Maxham J.G., "Service recovery's influence on consumer satisfaction, positive word-of mouth, and purchase intentions", in *Journal of Business Research*, n. 54 (1), 2001
- Mauri C., "Promuovere la fedeltà. Strumenti, tecniche, concetti", Egea, 1997
- Mittal B., Kamakura W.A., "Satisfaction, repurchase intent, and repurchase behavior: investigating the moderating effect of customer characteristics", in *Journal of Marketing Research*, n. 38 (1), 2001
- Mittal B., Lasser W.M., "Why do customers switch? The dynamics of satisfaction versus loyalty", in *Journal of Services Marketing*, n. 12 (3), 1998
- Mols N.P., "The behavioural consequences of PC banking", in *International Journal of Bank Marketing*, n. 16 (5), 1998
- Molteni L., "Metodi alternativi per l'analisi discriminante: un'applicazione allo scoring della clientela bancaria", Presentazione, SDA Bocconi, 2003
- Molteni L., "Tecniche di regressione ad albero: un confronto critico", Presentazione, SDA Bocconi, 2003
- Morrow-Howell N., "The M Word: Multicollinearity in multiple regression", in *Social Work Research*, n. 18 (4), 1994
- Munari L., "La valutazione dei rischi competitivi", in *APB News*, n. 1, 1999
- Munari L., "Customer satisfaction e redditività nelle banche", in *Banche e Banchieri*, n. 3, 2000
- Munari L., "Schemi e logiche di implementazione del marketing strategico nel corporate e nel retail banking: il Customer Relationship Management", Newfin Ricerche, Università Bocconi, 2003
- Nguyen N., Leblanc G., "The mediating role of corporate image on customers' retention decisions: an investigation in financial services", in *International Journal of Bank Marketing*, n. 16 (2), 1998
- Omarini A., "Il loyalty management in banca: strategie ed esperienze", Bancaria Editrice, 2004
- Omarini A., "Il rapporto banca-cliente: soddisfazione e fedeltà", in *MK*, n. 3, 2004
- Paulin M., Perrien J., Ferguson R.J., Salazar A.M.A., Seruya L.M., "Relational norms and client retention: external effectiveness of commercial banking in Canada and Mexico", in *International Journal of Bank Marketing*, n. 16 (1), 1998
- Pohani H.C., Lane K.R., Pofcher S., "Format renewal in banks – It's not easy", in *McKinsey Quarterly*, n. 2, 1998

- Pomante U., *I modelli basati sugli algoritmi genetici*, in Sironi A., Marsella M. (a cura di), “La misurazione e la gestione del rischio di credito”, Bancaria Editrice, 1998
- Power C., “Schwab: customer-retention effort is paying off”, in *American Banker*, n. 163 (212), 1998
- Previali D., *La gestione delle relazioni di clientela*, in Scott G. W. (a cura di), “Manuale di marketing bancario”, Utet libreria, 1995
- Previali D., “Relazione, cliente, management: una proposta metodologica”, in Farinet A., Ploncher E., Customer Relationship Management, Etas Libri, 2002
- Qualizza P., “La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto “Valore Cliente” della Banca Popolare FriulAdria”, in *APB news*, n. 1, 2001
- Rajola F., “L’organizzazione dei progetti di data warehouse e data mining in ambito finanziario”, in Maspero D., Rossignoli C., (a cura di), *Le applicazioni dell’Intelligenza artificiale negli intermediari finanziari*, Bancaria Editrice, Roma, 2000
- Rankin G., “The role of packaged current accounts in migrating customers up the value ladder”, EFMA Conference, Prague, 18-19 novembre 2004
- Reichheld F.F., “The loyalty effect”, *Harvard Business School Press*, Boston, 1996
- Rust R.T., Metters R., “Mathematical models of service”, in *European Journal of Operational Research*, n. 91 (3), 1996
- Saarenvirta G., “Data mining to improve profitability”, in *CMA-Magazine*, marzo 1998
- Santagostino M.R., Poli F., “L’analisi dei comportamenti di acquisto”, in Scott G. W. (a cura di), *Manuale di marketing bancario*, Utet libreria, 1995
- SAP, “SAP EMEA Retail Banking Study 2003”, research paper, SAP AG, 2004
- Sasser E., Jones T., “Why satisfied customer defect?”, *Harvard Business Review*, November-December, 1995
- Scandellari L., “Il Data mining nel progetto di CRM di Banca CR Firenze”, Presentazione, SPSS Italia & SPSS Inc., 2003
- Schwizer P., “Concorrenza, concentrazioni e ristrutturazioni nel sistema finanziario”, in Anderloni L., Basile I., Schwizer P. (a cura di), *Nuove frontiere delle concentrazioni e ristrutturazioni*, Osservatorio sull’innovazione finanziaria 2001, Bancaria Editrice, 2001
- Two Crows Corporation, “Introduction to Data Mining and Knowledge Discovery”, paper, 1999, in www.crmvillage.it
- Van Den Poel D., Larivière B., “Customer attrition analysis for financial services using proportional hazard models”, working paper, Universiteit Gent, gennaio 2003

Varki S., Colgate M., "The role of price perceptions in an integrated model of behavioral intentions", in *Journal of Service Research*, n. 3 (3), 2001

Verhoef P.C., "Understanding the effect of customer relationship management efforts on customer retention and customer share development", in *Journal of Marketing*, n. 67 (4), 2003

Vilcassim N.J., JAIN D.C., "Modeling purchase-timing and brand-switching behavior incorporating explanatory variables and unobserved heterogeneity", in *Journal of Marketing Research*, n. 28 (1), 1991

Wehner S.E., "10 things to know about customers", in *Marketing News*, 20-21, 2000

Westphal C., Blaxton T., "Data Mining Solutions", John Wiley, 1998

Zeithaml V., Berry L., Parasuraman A., "The behavioural consequences of service quality", in *Journal of Marketing*, vol. 60, aprile, 1996

¹ Munari L., "La valutazione dei rischi competitivi", in *APB News*, n. 1, 1999;

² Forestieri G. (a cura di), "Risk management. Strumenti e politiche per la gestione dei rischi puri dell'impresa", Egea, 1996; Gabbi G., "Definizione, misurazione e gestione del rischio reputazionale degli intermediari bancari", in *Banca Impresa Società*, n.1, 2004;

³ Calvi-Pariseti G., "Customer care e fidelizzazione dei clienti: obiettivi, metodi, risultati", Intervento al convegno ABI, *CRM 2002. Accrescere la fedeltà e la redditività della clientela*, 12-13 dicembre, Bancaria Editrice, Roma, 2002;

⁴ Omarini A., "Il loyalty management in banca: strategie ed esperienze", Bancaria Editrice, 2004;

⁵ ABI, SDA Bocconi, "Monitoraggio retention e performance", Bancaria Editrice, 2003; ABI, Università degli Studi di Parma, "Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela nel settore bancario", in *MK*, n. 1, 2004;

⁶ Mauri C., "Promuovere la fedeltà. Strumenti, tecniche, concetti", Egea, 1997; Munari L., "Schemi e logiche di implementazione del marketing strategico nel corporate e nel retail banking: il Customer Relationship Management", Newfin Ricerche, Università Bocconi, 2003; Reichheld F.F., "The loyalty effect", Harvard Business School Press, Boston, 1996;

⁷ Cosma S., "Il CRM: un nuovo modello di relazione tra banca e cliente", Bancaria Editrice, 2003; Previati D., "Relazione, cliente, management: una proposta metodologica", in Farinet A., Ploncher E., *Customer Relationship Management*, Etas Libri, 2002; Reichheld F.F., "The loyalty effect", Harvard Business School Press, Boston, 1996;

⁸ ABI, SDA Bocconi, "Monitoraggio retention e performance", Bancaria Editrice, 2003;

⁹ ABI, "La customer retention", Bancaria Editrice, Roma, 2000. La rilevazione concerne in particolare la componente di clientela costituita dai correntisti privati;

¹⁰ Munari L., "Customer satisfaction e redditività nelle banche", in *Banche e Banchieri*, n. 3, 2000;

¹¹ Bajetta L., "Il rapporto banca-cliente nell'attuale situazione di mercato", intervento al convegno ABI, *CRM 2002. Accrescere la fedeltà e la redditività della clientela*, Roma, 12-13 dicembre 2002;

¹² Previati D., *La gestione delle relazioni di clientela*, in Scott G. W. (a cura di), "Manuale di marketing bancario", Utet libreria, 1995;

¹³ Reichheld F.F., "The loyalty effect", *Harvard Business School Press*, Boston, 1996;

¹⁴ ABI, Università degli Studi di Parma, "Indagine ABI – Università degli Studi di Parma. Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela del settore bancario – Primi risultati di sintesi", Rapporto di ricerca, dicembre 2003;

¹⁵ Baravelli M., Omarini A. (a cura di), "Le strategie competitive nel retail banking. Visioni strategiche, modelli organizzativi e politiche commerciali", Ricerca Newfin, Università Bocconi, 2004; Bertucci M., Marziale F., "Sui criteri di analisi della customer satisfaction", in *Marketing e Produzione*, n. 1, 2000; Santagostino M.R., Poli F., "L'analisi dei comportamenti di acquisto", in Scott G. W. (a cura di), *Manuale di marketing bancario*, Utet libreria, 1995;

¹⁶ Iasevoli G., "Il valore del cliente. Misurare gli effetti della soddisfazione e della fedeltà sul valore dell'impresa", FrancoAngeli, 2000;

¹⁷ Farinet G., Ploncher E., "Customer relationship management. Approcci e metodologie", Etas Libri, 2002;

¹⁸ Munari L., "La valutazione dei rischi competitivi", in *APB News*, n. 1, 1999;

¹⁹ Gli scoring rappresentano indici normalizzati di valutazione comparativa di ciascun cliente o segmento di clientela;

- ²⁰ Il concetto di efficacia sottende alla capacità della tecnica di misurazione di fornire una corretta comprensione del fenomeno indagato, priva di errori che ne occultino la reale portata. Con il termine efficienza si intende invece far riferimento al grado di accuratezza delle informazioni ottenute dall'analisi, dato un certo livello di investimento realizzato nell'esecuzione della stessa;
- ²¹ Munari L., "La valutazione dei rischi competitivi", in *APB News*, n. 1, 1999;
- ²² Rajola F., "L'organizzazione dei progetti di data warehouse e data mining in ambito finanziario", in Maspero D., Rossignoli C., (a cura di), *Le applicazioni dell'Intelligenza artificiale negli intermediari finanziari*, Bancaria Editrice, Roma, 2000;
- ²³ Saarevirta G., "Data mining to improve profitability", in *CMA-Magazine*, marzo 1998;
- ²⁴ De Laurentis G., "Rating interni e credit risk management", Bancaria Editrice, 2001;
- ²⁵ Power C., "Schwab: customer-retention effort is paying off", in *American Banker*, n. 163 (212), 1998; Lubin P., "Stopping the revolving door syndrome", in *Bank Marketing*, n. 25 (7), 1993;
- ²⁶ Allison P.D., "Survival analysis using the SAS system", SAS Institute Inc., North Carolina, 1995;
- ²⁷ Per approfondimenti in merito all'importanza del campionamento bilanciato si veda Rust R.T., Metters R., "Mathematical models of service", in *European Journal of Operational Research*, n. 91 (3), 1996;
- ²⁸ Maggiolo I., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001; Qualizza P., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001; Scandellari L., "Il Data mining nel progetto di CRM di Banca CR Firenze", Presentazione, SPSS Italia & SPSS Inc., 2003;
- ²⁹ Van den Poel D., Larivière B., "Customer attrition analysis for financial services using proportional hazard models", working paper, Universiteit Gent, gennaio 2003;
- ³⁰ Santagostino M.R., Poli F., "L'analisi dei comportamenti di acquisto", in Scott G. W. (a cura di), *Manuale di marketing bancario*, Utet libreria, 1995;
- ³¹ Schwizer P., "Concorrenza, concentrazioni e ristrutturazioni nel sistema finanziario", in Anderloni L., Basile I., Schwizer P. (a cura di), *Nuove frontiere delle concentrazioni e ristrutturazioni*, Osservatorio sull'innovazione finanziaria 2001, Bancaria Editrice, 2001; Wehner S.E., "10 things to know about customers", in *Marketing News*, 2000;
- ³² Maggiolo I., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001; Qualizza P., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001; Scandellari L., "Il Data mining nel progetto di CRM di Banca CR Firenze", Presentazione, SPSS Italia & SPSS Inc., 2003;
- ³³ Di Antonio M., "Creazione di valore e controllo strategico nella banca. I sistemi di programmazione & controllo e il governo della performance", Bancaria Editrice, 2002;
- ³⁴ ABI, Università degli Studi di Parma, "Indagine ABI – Università degli Studi di Parma. Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela del settore bancario – Primi risultati di sintesi", Rapporto di ricerca, dicembre 2003;
- ³⁵ Verhoef P.C., "Understanding the effect of customer relationship management efforts on customer retention and customer share development", in *Journal of Marketing*, n. 67 (4), 2003;
- ³⁶ Leeftang P.S.H., Wittink D.R., Wedel M., Naert P.A., "Building models for marketing decisions", Kluwer Academic Publishers, 2000;
- ³⁷ ABI, "La customer retention", Bancaria Editrice, 2000;
- ³⁸ Morrow-Howell N., "The M Word: Multicollinearity in multiple regression", in *Social Work Research*, n. 18 (4), 1994;
- ³⁹ De Laurentis G., "Rating interni e credit risk management", Bancaria Editrice, 2001;
- ⁴⁰ Westphal C., Blaxton T., "Data Mining Solutions", John Wiley, 1998;
- ⁴¹ Munari L., "La valutazione dei rischi competitivi", in *APB News*, n. 1, 1999;
- ⁴² Gilliam T.K., "Closing the customer retention gap", in *Bank Marketing*, n. 26 (12), 1994;
- ⁴³ Kish J., "Reducing customer attrition", in *Bank marketing*, dicembre 2000;
- ⁴⁴ Dhar V., Stein R., "Seven Methods for Transforming Corporate Data into Business Intelligence", Prentice Hall, 1997;
- ⁴⁵ Berry M., Linoff G., "Data Mining Techniques", John Wiley, 1997;
- ⁴⁶ Westphal C., Blaxton T., "Data Mining Solutions", John Wiley, 1998;
- ⁴⁷ Berry M., Linoff G., "Data Mining Techniques", John Wiley, 1997;
- ⁴⁸ Rajola F., "L'organizzazione dei progetti di data warehouse e data mining in ambito finanziario", in Maspero D., Rossignoli C., (a cura di), *Le applicazioni dell'Intelligenza artificiale negli intermediari finanziari*, Bancaria Editrice, 2000;
- ⁴⁹ Dhar V., Stein R., "Seven Methods for Transforming Corporate Data into Business Intelligence", Prentice Hall, 1997;
- ⁵⁰ Two Crows Corporation, "Introduction to Data Mining and Knowledge Discovery", paper, 1999, in www.crmvillage.it;
- ⁵¹ Bertucci M., "Conoscere il cliente. Il Customer Data Base nel marketing della banca del futuro", Edibank, 1997;
- Westphal C., Blaxton T., "Data Mining Solutions", John Wiley, 1998; Gabbi G., *L'utilizzo delle reti neurali per la*

misurazione del rischio di credito, in Sironi A., Marsella M. (a cura di), "La misurazione e la gestione del rischio di credito", Bancaria Editrice, 1998;

⁵² Pomante U., *I modelli basati sugli algoritmi genetici*, in Sironi A., Marsella M. (a cura di), "La misurazione e la gestione del rischio di credito", Bancaria Editrice, 1998;

⁵³ Berry M., Linoff G., "Data Mining Techniques", John Wiley, 1997;

⁵⁴ Molteni L., "Tecniche di regressione ad albero: un confronto critico", Presentazione, SDA Bocconi, 2003;

⁵⁵ Berry M., Linoff G., "Data Mining Techniques", John Wiley, 1997;

⁵⁶ Gabbi G., *L'utilizzo delle reti neurali per la misurazione del rischio di credito*, in Sironi A., Marsella M. (a cura di), "La misurazione e la gestione del rischio di credito", Bancaria Editrice, 1998;

⁵⁷ Hosmer D.W. jr., Lemeshow S., "Applied logistic regression", John Wiley & Sons, 1989;

⁵⁸ Molteni L., "Metodi alternativi per l'analisi discriminante: un'applicazione allo scoring della clientela bancaria", Presentazione, SDA Bocconi, 2003;

⁵⁹ Perché l'efficacia del modello sia giudicata elevata, è necessario che lo stesso abbia classificato rischiosa un'alta percentuale dei clienti monitorati che hanno abbandonato l'impresa. Inoltre, occorre sia significativa la percentuale di clienti inseriti nelle classi di rischio più elevato ad aver lasciato effettivamente l'azienda;

⁶⁰ Maggiolo I., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001;

⁶¹ ABI, Università degli Studi di Parma, "Indagine ABI – Università degli Studi di Parma. Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela del settore bancario – Primi risultati di sintesi", Rapporto di ricerca, dicembre 2003;

⁶² De Laurentis G., "Rating interni e credit risk management", Bancaria Editrice, 2001;

⁶³ Munari L., "La valutazione dei rischi competitivi", in *APB News*, n. 1, 1999;

⁶⁴ ABI, Università degli Studi di Parma, "Approcci di CRM e di gestione delle relazioni con la clientela nel settore bancario", in *MK*, n. 1, 2004; Maggiolo I., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001; Qualizza P., "La soddisfazione del cliente a partire dalla gestione dinamica del suo ciclo di vita. La Customer Retention e il Progetto "Valore Cliente" della Banca Popolare FriulAdria", in *APB news*, n. 1, 2001;

⁶⁵ Georgi P., "Emotion @ work. Citibank after sales program", EFMA Conference, Prague, 18-19 novembre 2004; Lefebvre H., "HaspaJoker. An innovative marketing programme to boost customer retention and fee income", EFMA conference, Prague, 18-19 novembre 2004; Rankin G., "The role of packaged current accounts in migrating customers up the value ladder", EFMA Conference, Prague, 18-19 novembre 2004;

⁶⁶ Baravelli M., Omarini A. (a cura di), "Le strategie competitive nel retail banking. Vision strategiche, modelli organizzativi e politiche commerciali", Ricerca Newfin, Università Bocconi, 2004;

⁶⁷ SAP, "SAP EMEA Retail Banking Study 2003", research paper, SAP AG, 2004;

⁶⁸ Iasevoli G., "Il valore del cliente. Misurare gli effetti della soddisfazione e della fedeltà sul valore dell'impresa", FrancoAngeli, 2000; Farinet G., Ploncher E., "Customer relationship management. Approcci e metodologie", Etas Libri, 2002;

⁶⁹ Sasser E., Jones T., "Why satisfied customer defect?", *Harvard Business Review*, November-December, 1995;

⁷⁰ Omarini A., "Il rapporto banca-cliente: soddisfazione e fedeltà", in *MK*, n. 3, 2004;