

Customer Profiling, Segmentazione e Strategie di Marketing nelle Telecomunicazioni





Benevento, 27 Maggio 2004

Bruno Scarpa
Università di Pavia





→ la mia esperienza in azienda

- Nel 1997, dopo gli studi, ho avuto l'occasione di cominciare un'avventura nel mondo delle aziende...
 - a. in  mi sono occupato della quotazione dei rischi e della definizione delle tariffe e dei prezzi delle assicurazioni non vita (auto, infortuni, incendio...)
 - b. Sono poi passato in  dove ho avuto modo di impostare le attività di data mining come strumenti statistici per il marketing sulla clientela...
 - c. Dopo un po' di esperienza sono passato a  dove oltre alle analisi statistiche avevo il compito di curare le azioni di marketing verso i clienti/navigatori/sottoscrittori...
 - d. L'ultima tappa della mia esperienza aziendale è stata in  una azienda in start up, dove avevo il compito di curare l'impostazione globale e quindi la definizione di requisiti per la gestione della relazione con i clienti.



statistica nel marketing

Diversi livelli di coinvolgimento della statistica nel „fare business“



Strumenti: Reports
Tabelle
Semplici indicatori

Reports
Tabelle
Semplici indicatori
Semplici modelli

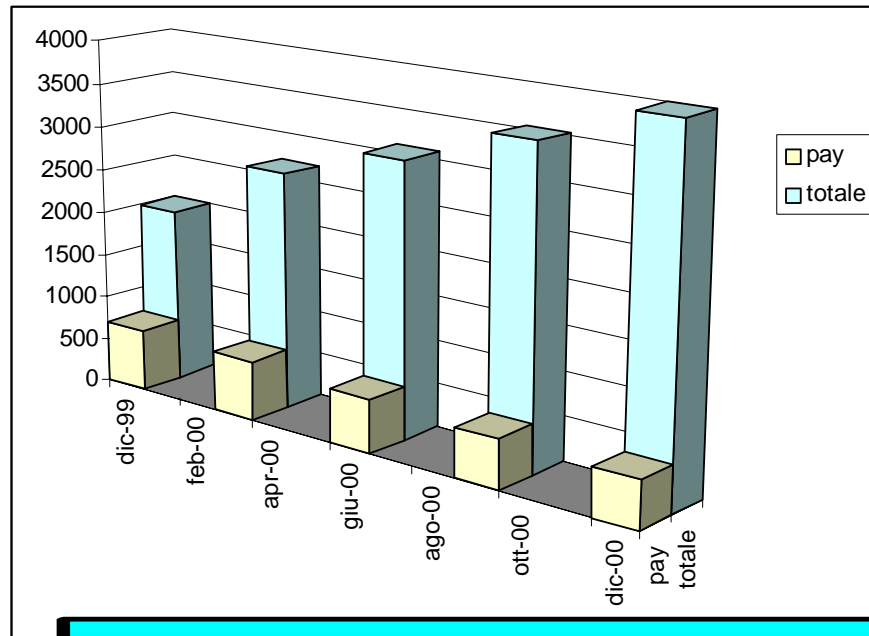
Tabelle
Indicatori/tassi
Modelli
Data mining

Modelli Statistici
Data mining
Reports
Tabelle
Indicatori

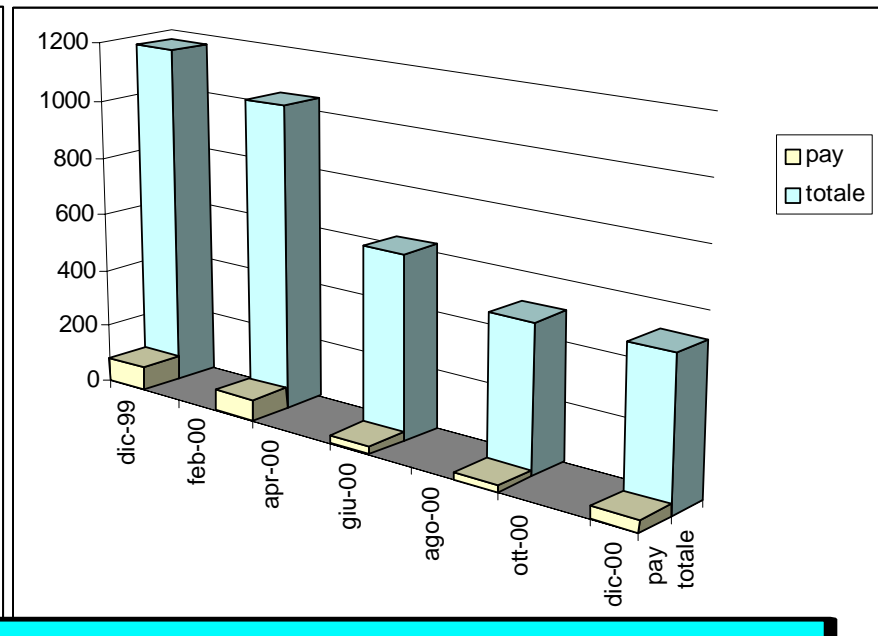


un'azienda di telecomunicazioni

Customer Base



Nuove Acquisizioni



**IL MANAGEMENT DELLA CUSTOMER BASE
GUIDA LA STRATEGIA DI MARKETING**



customer base: approccio strategico

Un unico obiettivo

***Aumentare il Customer Lifetime Value
attraverso la riduzione del churn
e l'aumento dell'ARPU***

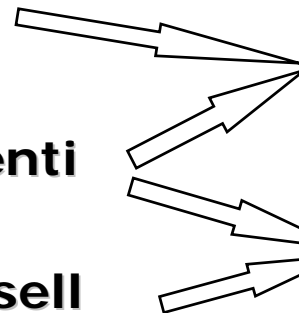
... attraverso

PROFILING & SEGMENTATION

Identificare i potenziali "churners"

Massimizzare la soddisfazione dei clienti

Focalizzarsi su target per cross e up sell

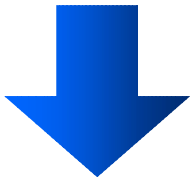


Ridurre il churn

**Massimizzare il
valore del cliente**



Customer Relationship Management



Identificare

Realizzare

Praticare

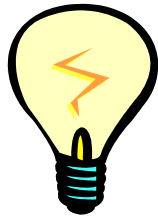
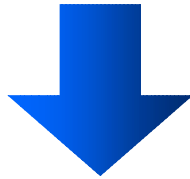
tutte le attività necessarie a garantire
il processo di attenzione e
fidelizzazione dell'individuo verso
l'azienda e la sua offerta di prodotti e
servizi

e, conseguentemente

la massimizzazione delle opportunità
di business attraverso la
soddisfazione costante dei bisogni



profiling



Identificare
Classificare
Acquisire
Gestire

tutte le informazioni che consentono la conoscenza e l'analisi del proprio **target di riferimento**

e, conseguentemente

la realizzazione di prodotti e servizi ad elevata probabilità di soddisfazione dei suoi bisogni

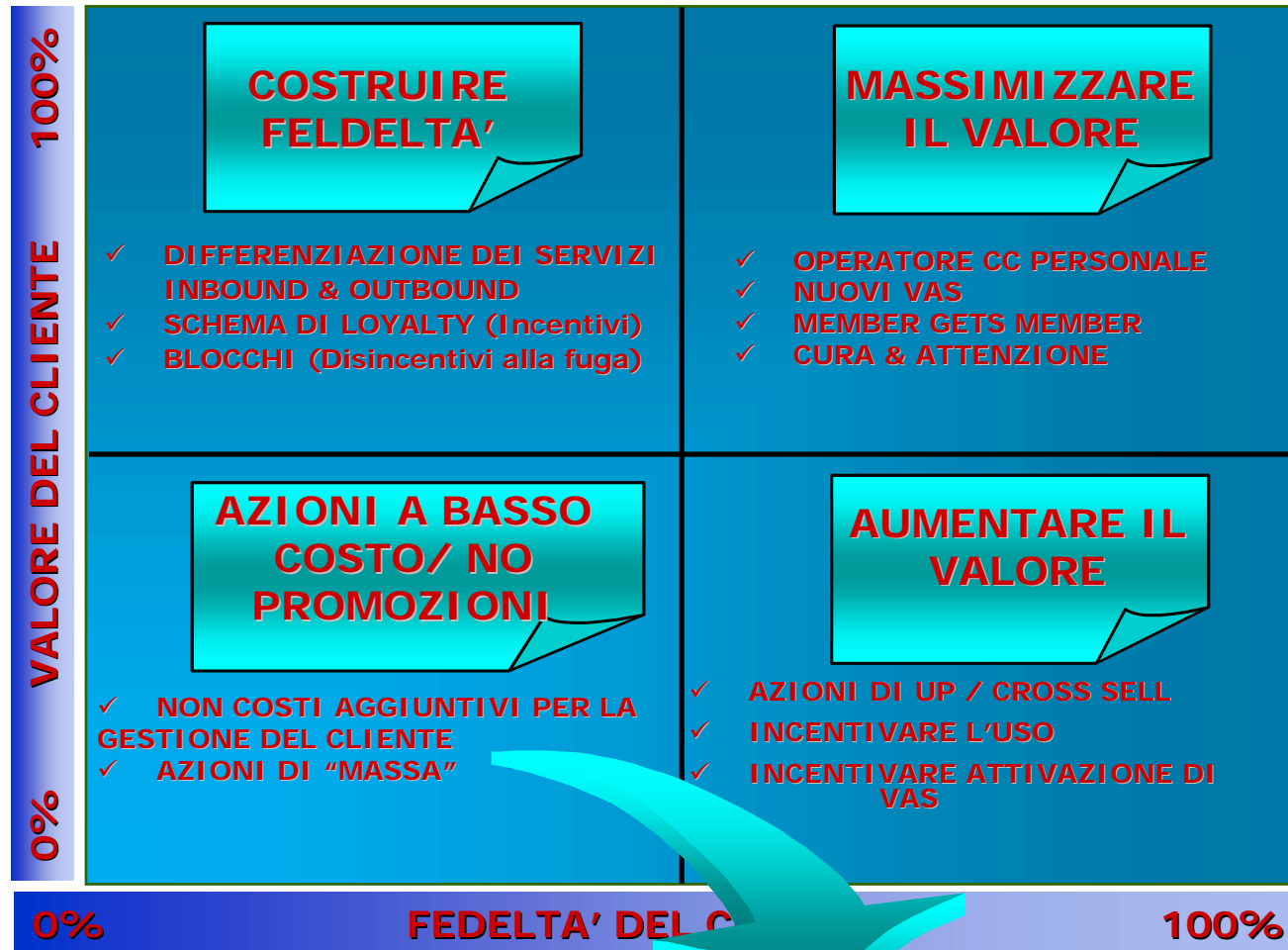
sources

analysis

mgmnt



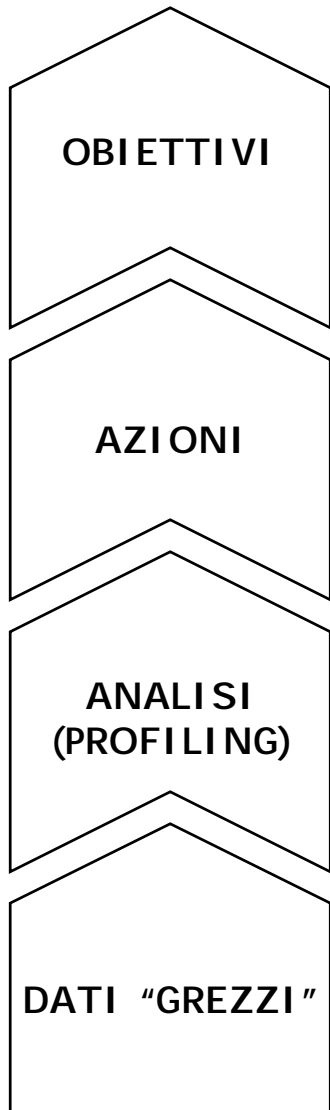
customer base: segmentazione di base



...ALLA CONCORRENZA!



crm approach



Generazione di profitti attraverso l'acquisizione di clienti ad alto valore, la creazione di valore e un'attenta politica di "cost to serve"

- ▶ Acquisizione di clienti (conversione di prospect in clienti)
- ▶ Aumento del valore dei clienti attraverso azioni di cross-sell e di up-sell
- ▶ "trattenere" i clienti (retention)
- ▶ Attenzione al "cost to serve"

- ▶ Campagne
- ▶ Programmi di "Loyalty"
- ▶ Personalizzazione dei Servizi
- ▶ Gestione dei canali di contatto
- ▶ (sviluppo di nuovi prodotti)

- ▶ Analisi di dati sui clienti
- ▶ Segmentazione & micro-segmentazione
- ▶ Suggerimenti sui bisogni e le preferenze dei clienti

- ▶ Analisi delle propensioni sui "contatti"
 - Uso dei canali
 - Ragioni di contatto
- ▶ Esperienza del cliente per ogni canale (CC, Portale, chat, Messaging, Dealers)
- ▶ Efficienza del Customer Care

CUSTOMER DATA

- ▶ ID (nome, indirizzo, num. di telefono, piano tariffario...)
- ▶ Dati Demografici (età, città, ...)
- ▶ Dati Socio-economici (reddito, professione, titolo di studio, classe di valore, ...)
- ▶ Dati Psicografici (ambiente, preferenze, hobbies, ...)
- ▶ Patterns d'uso (spesa telefonica, servizi usati e frequenza, ...)

- ▶ Storia dei contatti del cliente
 - Uso dei canali
 - Motivo di contatto
 - Numero di contatti

DATI SUI LIVELLI DI SERVIZIO DEI CANALI

...



dati

□ Dati sui clienti

▪ generali

- informazioni socio demografiche
- dati di attivazione (es. Dati di sottoscrizione, tipo di contratto, piano sottoscritto, ...)

▪ dati di fatturazione

▪ dati sulle telecomunicazioni

- dati di traffico telco
- Dati sui VAS & Killer Applications
- Dati su altri servizi a valore aggiunto (internet, Msites ...)

▪ dati esterni

▪ ricerche di mercato

▪ informazioni sui costi

▪ dati da internet

- dati di traffico web
- page provisioning/ Web contents (es. views, unique visitors, ...)
- dati sulle e-mail
- dati raccolti attraverso il web (questionari e customer behaviour)
- dati sulle community

▪ dati sulla gestione della customer base

- dati dal CRM operativo
- Dati sul campaign Management & Marketing contact history
- Dati dai programmi di loyalty

▪ Informazioni sugli errori (madornali) dell'azienda, (e.g. billing errors, ...)

▪ ...



TLC: alcuni problemi

□ acquisizione della clientela

- **prospect**

- Raggiungere una *soglia minima* di clienti ASAP

- Trovare e attrarre i clienti *giusti*: quanto spendere per ciascun diverso cliente potenziale?

- **Scoprire frodi di sottoscrizione**

- determinare domande di sottoscrizione fraudolente

□ profittabilità dei clienti

- **valore del cliente**

- **„dormienti“ e share of wallet**

- **monitoraggio e management del rischio**

- Determinare e ottimizzare i parametri di rischio



TLC: alcuni problemi

□ fedeltà

- **approccio predittivo**

→ modelli di previsione del churn

- **attrito e retention**

→ Modellazione e determinazione delle principali cause

- **azioni: programmi di loyalty/campagne/up sell-cross sell**

- **relazione col cliente**

→ Personalizzazione dell'attenzione e del contatto

□ Customer profiling

- **chi sono i clienti?**

- **cosa ciascun cliente vuole?**

- **come contattare ogni cliente?**

□ valutazione delle azioni

- **Spesso non è possibile effettuare esperimenti caso-controllo**

→ I clienti sono autoselezionati

- **Valutare a posteriori alcune azioni**

→ Stima gli effetti delle azioni condizionatamente all'effetto di tutte le altre variabili

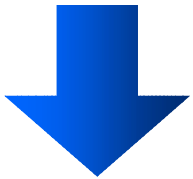


modelli statistici e data mining

- ▶ Utilizzo di tecniche e **metodologie statistiche** di vario tipo e di diverso livello di complessità
- ▶ L'approccio è **graduale**: si parte da soluzioni e metodologie semplici e poi man mano ci si sposta su modelli e strumenti più sofisticati (KISS = Keep It Simple. Sam!)
- ▶ È preferibile **non** affidarsi a **soluzioni automatiche** (black box) che propongono “schiaffa il bottone e il computer farà tutto da solo” (la proposta tipica dei tools in vendita)
- ▶ **Data mining**: Insieme di **tecniche statistiche** (e non) per la stima di modelli non-lineari per **grosse quantità di dati**, ma caratterizzate da **ridotta complessità computazionale**.



Il valore del cliente



Obiettivi

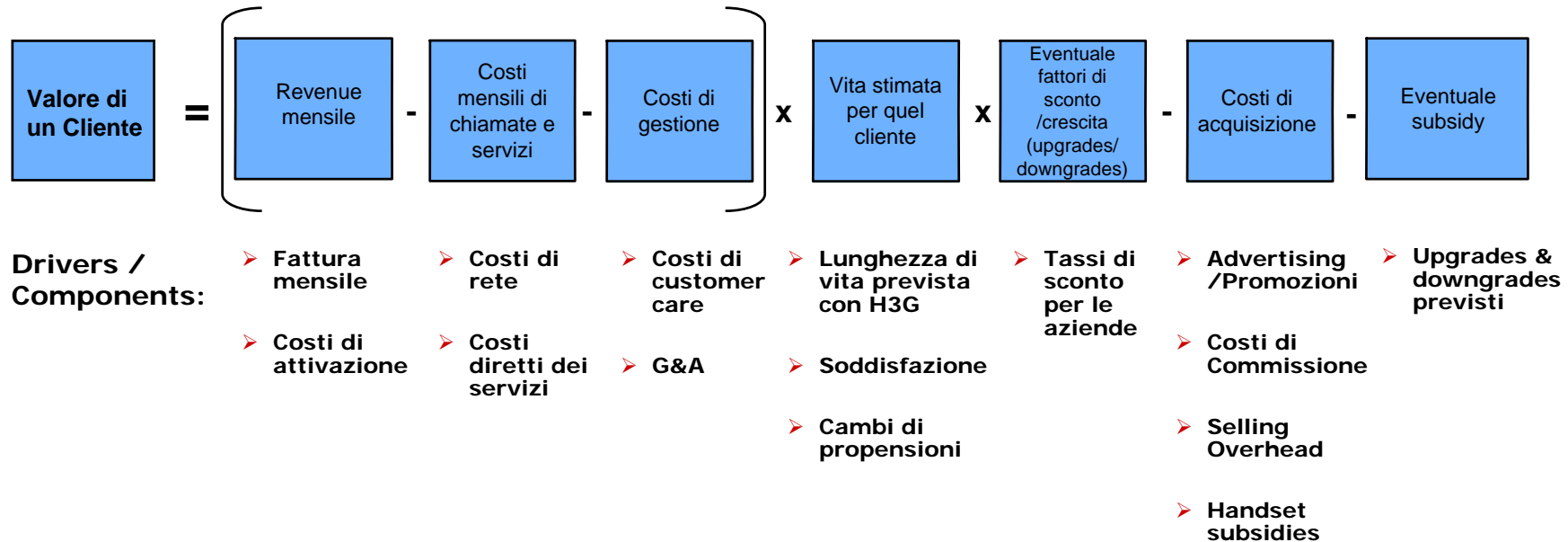
- ✓ Individuazione dei clienti da trattare con maggior cura
- ✓ Individuazione di clienti su cui agire per aumentare la redditività

Strumenti

- ✓ Determinazione di un indicatore del valore di ciascun cliente per l'azienda
- ✓ Definizione di poche classi di valore



Funzione di "profittabilità"

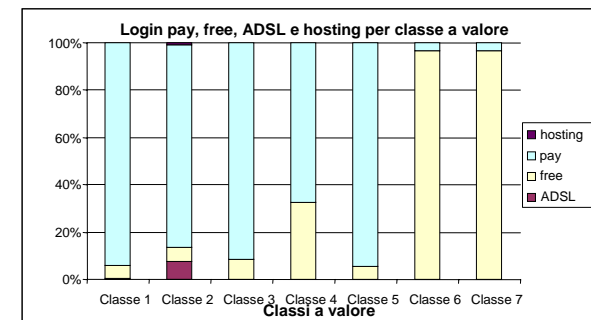
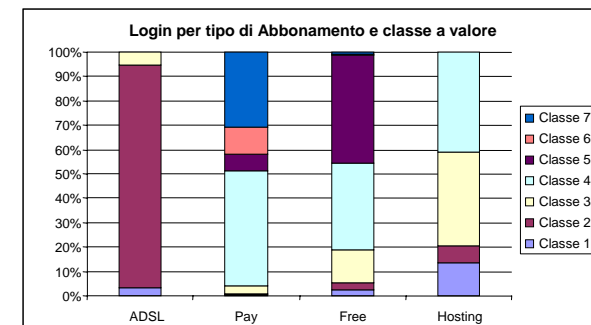
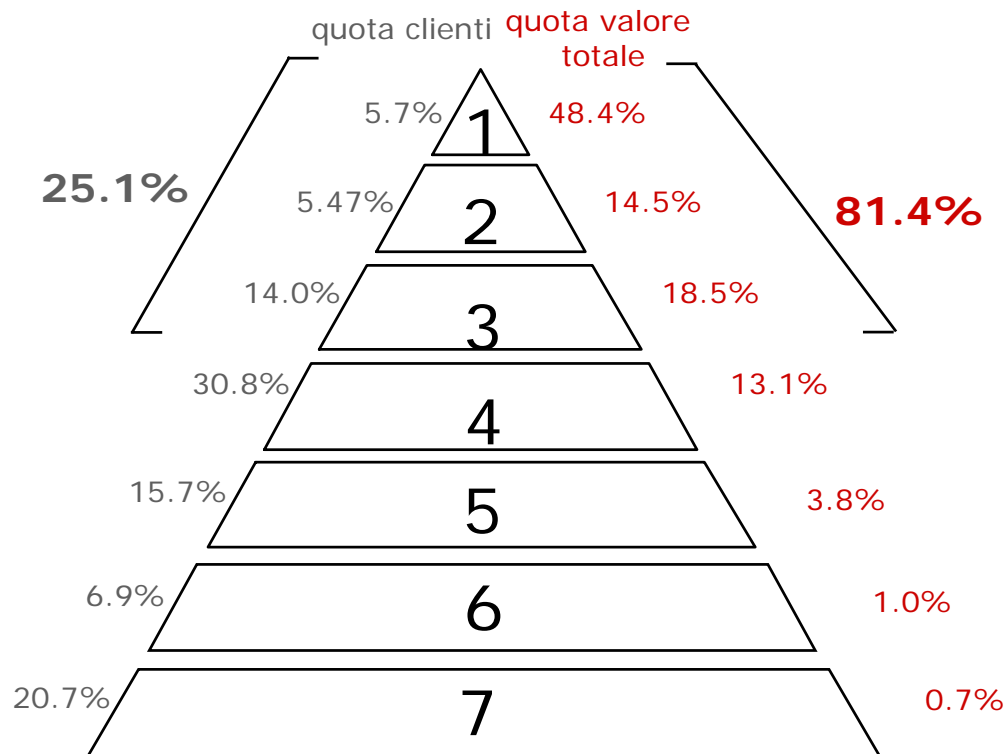


Il valore del cliente è legato all'intero ciclo di vita e non solo al profitto annuale



Il valore: le classi

- Si determina per ogni cliente un indicatore di "valore" con caratteristiche di semplicità, intuitività e stabilità nel tempo
- Si determina la classifica dei clienti ordinata secondo il "valore" che essi portano all'azienda e si cerca un numero limitato di classi per i vari sottogruppi di clienti





customer base: il churn



Modellare la disattivazione:

costruire, validare, interpretare un modello che descriva il comportamento degli utenti in termini di disattivazione in relazione ad altre variabili note

Perché?

- ✓ Per descrivere il fenomeno
- ✓ Per prevedere i potenziali futuri disattivi
- ✓ Per predisporre azioni
- ✓ Per verificare l'efficacia di operazioni di marketing/ Customer Operation



customer base: il churn

Le fonti

Aziendali: ("DWH", RADIUS, logs, Remedy,...)

- Per tutti i clienti
- Informazioni su
 - traffico
 - servizi opzionali
 - comportamento del cliente
 - reclami-rapporti con customer care
 - azioni di marketing/customer care
 - fatture/ricariche
 - dati demografico/anagrafici

Altre fonti: Ricerche di mercato

- Per un piccolo campione "casuale" di clienti
- Informazioni su
 - comportamenti
 - stili di vita
 - motivi della disattivazione
 - tempi della scelta
- ottenuti tramite interviste



il churn: gli obiettivi

- Determinare un indicatore di propensione alla disattivazione per ogni login
- Prevedere i potenziali futuri disattivi
- Capire i motivi fondamentali che portano alla disattivazione e i comportamenti che la precedono
- Individuare possibili azioni volte alla *retention* del cliente
- Verificare l'efficacia di operazioni di Marketing/Customer Operation



il churn: gli obiettivi

Chi è a rischio di disattivazione?

- Caratteristiche demografiche
- *Usage* di internet
- Comportamenti di traffico
- Contatti con l'azienda
- Informazioni sul *billing*
- Copertura della rete dei pop

Quando è maggiore il rischio di disattivazione?

- Promozioni della concorrenza
- Eventi della vita

Comportamento dei clienti sul churn

Perché sono a rischio di disattivazione?

- Offerte della concorrenza
- convenienza dei prezzi
- Prezzo dell'Hardware
- Servizio al cliente
- Programmi a premi



→ il churn: data mining

Passi principali

- **Identificazione della popolazione**
- **Determinazione e reperimento delle variabili**
- **Definizione del target**
- **Stima del modello**
- **Verifica dell'accuratezza**
- **Utilizzo del modello**



→ il churn: data mining

Selezionare la popolazione

Prima di estrarre i dati da DWH è necessario definire in maniera **precisa** la popolazione da analizzare.

Esempio

I clienti utilizzati per costruire un modello di *churn* per il prodotto "pippo" sono i clienti che hanno data di attivazione precedente il 1/12/2000 ed aventi data di disattivazione superiore al 31/1/2001 o ancora attive nel mese di Febbraio 2001.

Per ciascuna di queste login sono stati estratti da DWH (input al sistema di data mining) i dati (le variabili x, y, z, \dots) di Luglio 2000, Agosto 2000, Settembre 2000, Ottobre 2000, Novembre 2000.



→ il churn: data mining

L'oggetto della previsione

La **variabile target** va definita con precisione in termini di **status** dei clienti e **date** degli eventi considerati (disattivazione, attivazione, sospensione...)

Esclusione variabili leaker

Alcune delle variabili presenti nei dati in ingresso sono **strettamente correlate** con l'oggetto della previsione per diversi motivi.

Le variabili che "trasudano" informazione sulla variabile target (*leakers*) devono venire identificate ed escluse dall'insieme di dati a disposizione (ad es. data di disattivazione, status della login, flag vari)



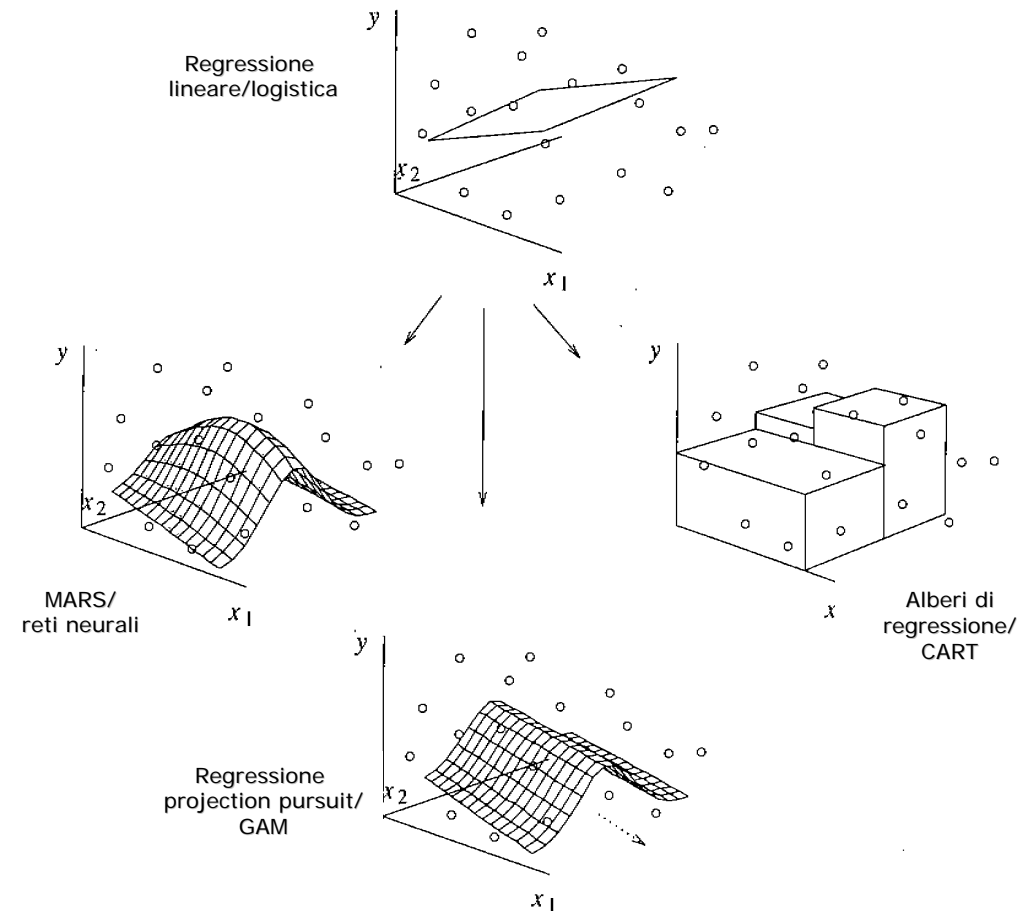
il churn: data mining

Modelli per il churn

Il modello più semplice (lineare) non è sufficiente a descrivere i dati

✓ bisogna ipotizzare modelli più complessi

✓ lasciarsi guidare dalle osservazioni per costruire le relazioni tra variabili e disattivazione





→ Modello I: Schede postpagate - GAM

Selezione della Popolazione

Si analizza la customer base dei clienti **post-pagati** al 31 ottobre 2001, attivati almeno 4 mesi prima (prima di luglio 2001) confrontando coloro che si sono disattivati nel mese di novembre 2001 rispetto agli altri. Per queste login si è considerato il traffico fino a settembre 2001.

L'oggetto della previsione

La variabile target è un indicatore (variabile dummy) dell'evento **disattivazione** nel mese di novembre 2001.



Modello I: Schede postpagate - GAM

Generalized Additive Models

Idea di base:

usare stimatori non parametrici unidimensionali come blocchi per la costruzione di una classe ristretta di modelli non parametrici per la regressione multipla

Modello additivo lineare

Modello lineare:

$$Y = \alpha + \sum_{j=1}^p \beta_j X_j + \varepsilon$$

Modello additivo:

$$Y = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(X_j) + \varepsilon$$

- ✓ Le f_j sono funzioni arbitrarie, una per ogni variabile predittiva
- ✓ Gli ε_i sono variabili aleatorie di errore e vengono assunti indipendenti tra loro, dalle X_j con $E(\varepsilon_i)=0$ e $\text{var}(\varepsilon_i)=\sigma^2$
- ✓ inoltre per l'identificabilità si assume che $E\{f_j(X_j)\} = 0$



Modello I: Schede postpagate - GAM

Modello additivo logistico

GLM logistico:

$$\log \frac{p(y_i | x_{i1}, \dots, x_{ip})}{1 - p(y_i | x_{i1}, \dots, x_{ip})} = \beta_0 + x_{i1}\beta_1 + \dots + x_{ip}\beta_p$$

GAM logistico:

$$\log \frac{p(y_i | x_{i1}, \dots, x_{ip})}{1 - p(y_i | x_{i1}, \dots, x_{ip})} = \beta_0 + f_1(x_{i1}) + \dots + f_p(x_{ip})$$

- ✓ Le f_j sono funzioni arbitrarie, una per ogni variabile predittiva
- ✓ Le Y_i sono variabili aleatorie Binomiali e vengono assunte indipendenti tra loro
- ✓ inoltre per l'identificabilità si assume che $E\{f_j(x_j)\} = 0$



Modello I: Schede postpagate - GAM

1. **Inizializzazione:** $\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

$$f_j = f_j^{(0)}, j = 1, \dots, p$$

2. **Ciclo:** per $i=1, 2, \dots, j=1, \dots, p$

$$f_j^{(i)} = S_j \left(\mathbf{Y} - \alpha - \sum_{k \neq j} f_k^{(i-1)} \mid \mathbf{X}_k \right)$$

3. **Fino a:** ciascuna funzione $f_j^{(i)}$ è uguale alla funzione $f_j^{(i-1)}$.

La convergenza non è assicurata in generale, ma per casi particolari.

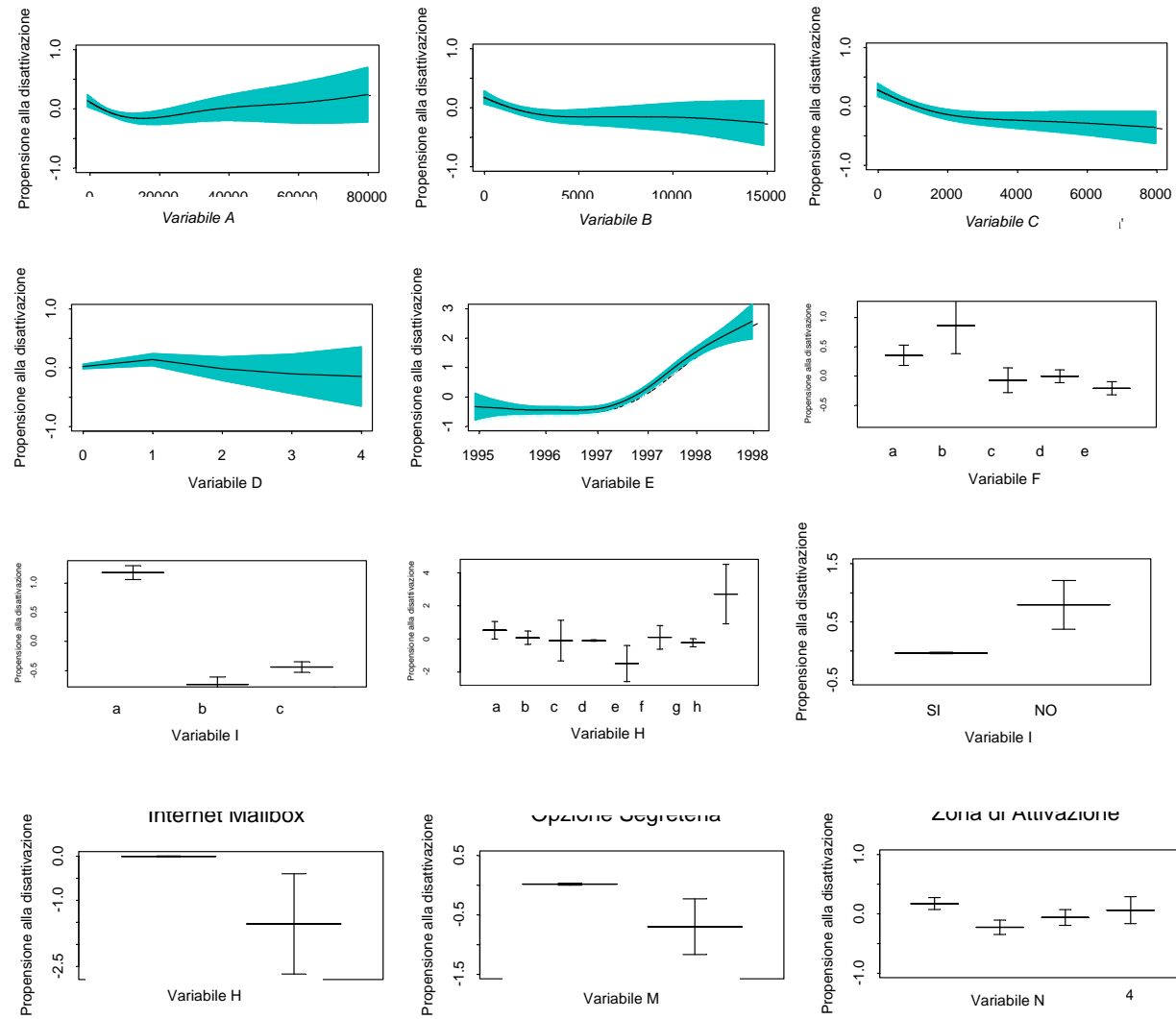


Modello I: Schede postpagate - GAM

- ✓ Si stima un modello GAM con le scelte seguenti:
 - funzione legame **logistica**
 - per le variabili continue, stimatore univariato **spline cubiche**
 - selezione dei parametri di “lisciamento” attraverso ispezione grafica/tuning manuale sul file di train
 - stima con algoritmo di **backfitting** sul file di train
- ✓ Le variabili risultate non significative effettuando test statistici asintotici approssimati sono state escluse
- ✓ Calcolo della stima di una misura di propensione al churn per ciascun cliente utilizzando il modello stimato e determinazione di eventuali classi di rischio.



Modello I: Schede postpagate - GAM





il churn: esempio

TLC - Mobile

È necessario un diverso approccio tra prepagate e post-pagate perché

- Per il post-pagato

- ↑ Il cliente **CHIEDE** di essere disattivato via raccomandata

- Per il pre-pagato

- ↑ Il cliente **VIENE** disattivato quando non ricarica per 12 mesi



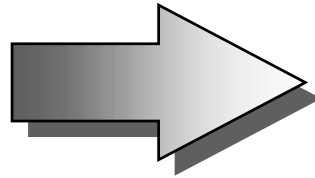
I clienti prepagati decidono di andare alla concorrenza molto prima della disattivazione "tecnica"



il churn: esempio

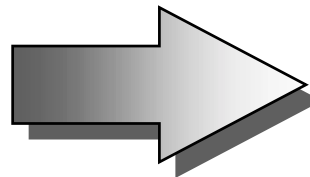
Churn: prepagato-postpagato

Per il post-pagato, per disattivare il servizio è necessario inviare una raccomandata



C'è un chiaro evento: l'azienda sa **quando** l'utilizzatore vuole disattivare

Il prepagato non viene disattivato. Esce dalla Customer base dopo 12 mesi consecutivi senza ricarica



Non c'è evidenza di **quando** il cliente decide di abbandonare



→ il churn: esempio

L'oggetto della previsione: prepagato

- ❖ Identificazione di un segnale del churn effettivo

Tale segnale dovrebbe essere

- “intuitivo” e “semplice” da calcolare
- “legato” alla decisione del cliente di andarsene
- accurato e autoesplicativo
- **Il “segnale” viene individuato sulla base di**
 - Traffico outgoing
 - Traffico incoming

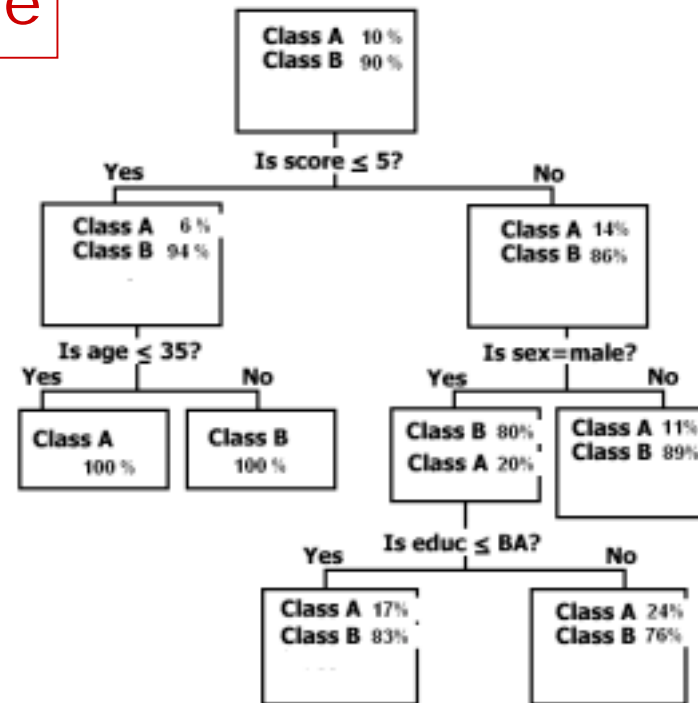


CART: Alberi di classificazione

- ▶ Alberi che crescono in maniera ricorsiva
- ▶ Un nodo terminale g è diviso in due parti (figli di destra e di sinistra, g_L e g_R) in maniera da aumentare maggiormente il criterio di divisione (split)

$$D_g - D_{g_L} - D_{g_R}$$

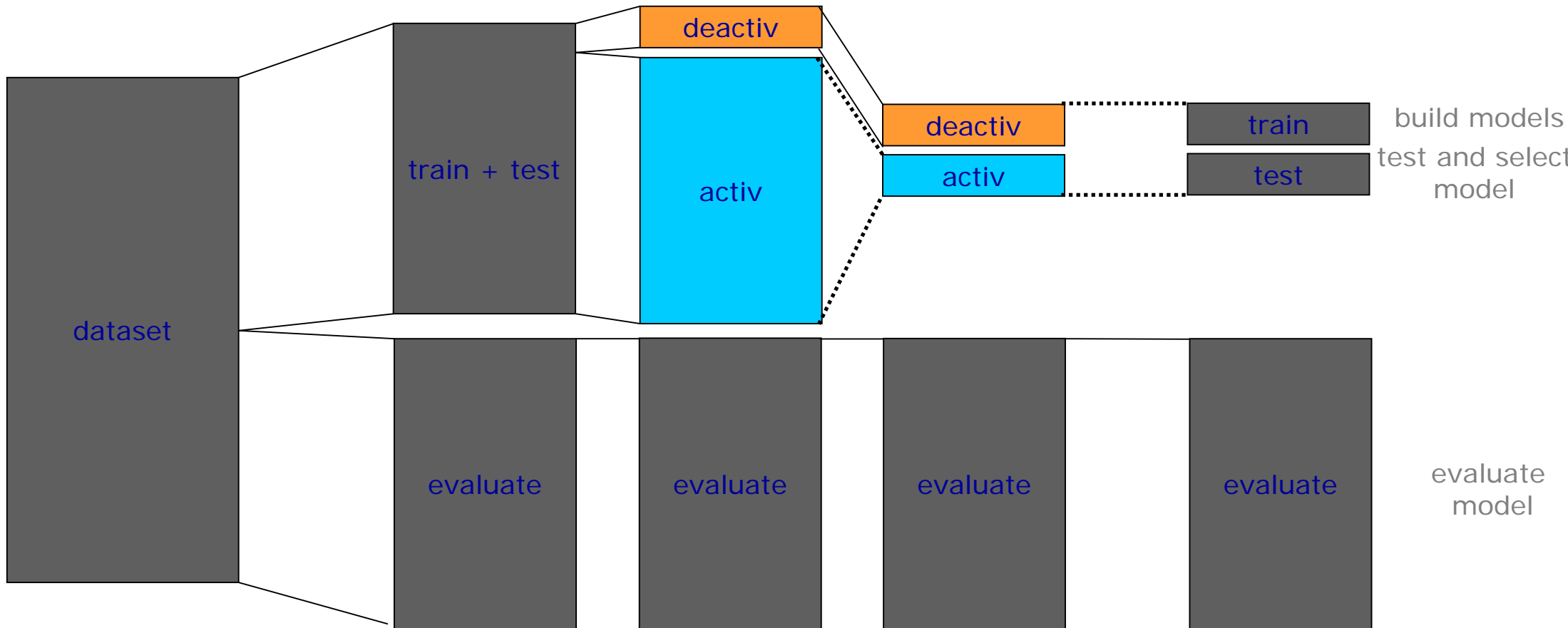
- ▶ dove D è una misura della bontà di adattamento (*goodness of fit*)
- ▶ Tipicamente gli *split* vengono definiti come partizioni univariate di ogni singola variabile di input
- ▶ Una volta costruito l'albero più grande viene generalmente "potato" (*pruned*) seguendo un criterio (generalmente basato su una funzione di costo)



- ▶ Principali Vantaggi:
 - Facile da capire e da interpretare
 - Considera facilmente osservazioni mancanti attraverso la creazione di variabili fittizie
- ▶ Principali Svantaggi:
 - Enfatizza le interazioni
 - La superficie di previsione non è liscia

il churn: data mining

Predisposizione data set





→ CART: stima del modello

- ✓ Si stima un modello **CART** (Classification and Regression Tree)
- ✓ Si predispose un cammino di stima guidato, per cui le variabili da inserire nel modello e l'ordine di entrata viene definito e deciso a priori sulla base di
 - Conoscenza del **business**
 - *Actionability*
 - **Modelli** di data mining **stimati** in precedenza
 - **Analisi preliminari** e stime univariate
- ✓ Si utilizza come regola di *split* l'indice di Gini
- ✓ Le variabili risultate non importanti all'entrata per qualche ramo vengono eliminate solo nel ramo di riferimento
- ✓ Non è necessaria una analisi di *pruning* globale per eliminare variabili
- ✓ Calcolo della stima di una misura di propensione al churn per ciascun nodo nel dataset "eval" e determinazione dell'ordine dei nodi rispetto alla propensione alla disattivazione.



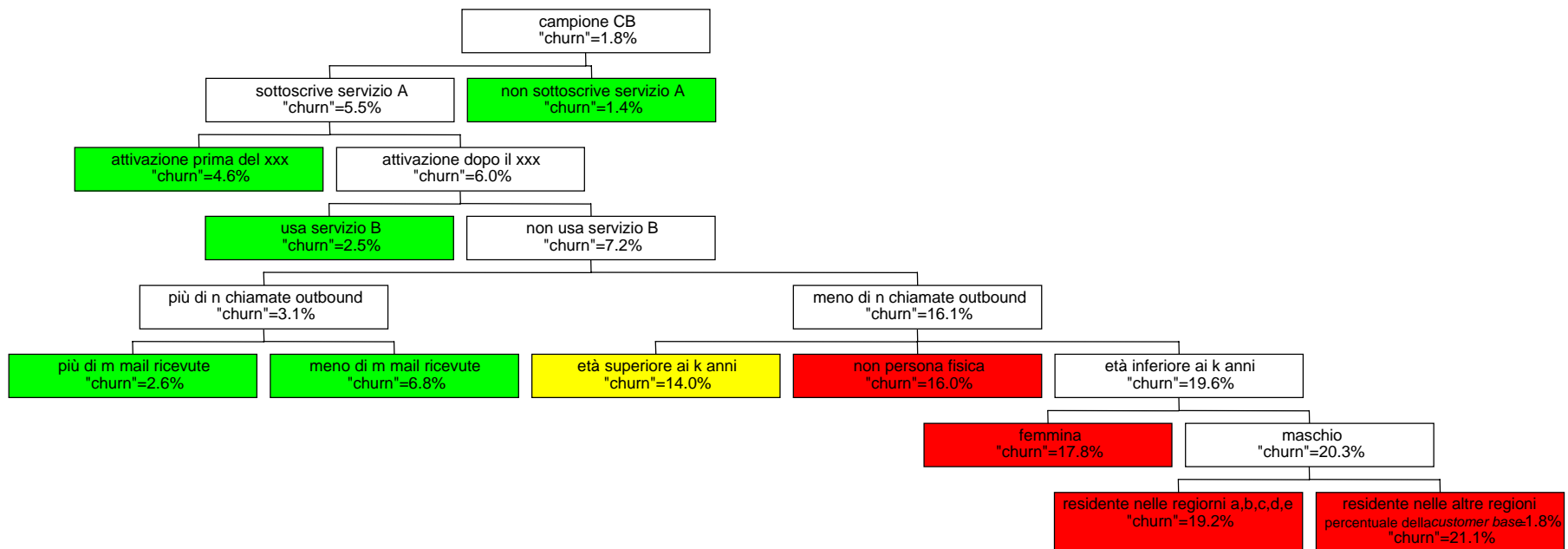
→ CART: previsione

- ✓ Determinazione delle soglie per la scelta delle tre classi di rischio sulla base di numerosità dei nodi nel dataset "eval" e del livello di rischio dei nodi.
- ✓ Per ciascun cliente si determina la foglia nell'albero a cui appartiene e si definisce Propensione al churn per quella login il valore della propensione nella foglia di riferimento.
- ✓ Classificazione dei clienti nelle tre classi di rischio



CART: previsione

Ad ogni nodo e foglia dell'albero è associato un diverso indice di propensione al churn (segnale). (I colori delle "foglie" dell'albero indicano classi di rischio: ■ bassa, ■ media, ■ alta)





CART: la valutazione dei modelli

Il modello è stato stimato per poter essere utilizzato per fare previsione:

deve essere valido per qualsiasi altra situazione analoga.

(PCR)

Misure di accuratezza

✓ Matrice di "confusione"

✓ Lift



CART: la valutazione dei modelli

Misure globali: gli errori

Omissione: percentuale di clienti previsti ad alto rischio sul totale dei clienti effettivamente disattivati (cioè quanti di quelli effettivamente disattivati erano nella classe più a rischio il mese prima). L'errore di omissione viene indicato anche come "**falsi negativi**".





Commissione: percentuale di clienti disattivati sul totale dei clienti nella classe più a rischio (cioè quanti di quelli considerati a rischio sono stati effettivamente disattivati il mese successivo). L'errore di commissione è indicato anche con il termine "**falsi positivi**".






CART: la valutazione dei modelli

accuratezza del modello

omissione:

	alto Rischio	medio Rischio	basso Rischio
SC = Y	 27.94%	 29.46%	 42.60 % (= 100%)
SC = N	3.57%	6.83%	 89.60% (= 100%)

comissione:

	SC = Y	SC = N
alto Rischio 	49.33%	50.67% (= 100%)
medio Rischio 	34.92%	65.08% (= 100%)
basso Rischio 	5.58%	94.42% (= 100%)



CART: la valutazione dei modelli

Misure locali: il lift

I record (i clienti) vengono **ordinati** per propensione al churn decrescente, in modo da avere gli elementi ritenuti più a rischio nella prima parte della lista.

Si suddivide l'insieme così ottenuto in **quantili** e si calcola quanti disattivati reali si trovano nel primo quantile.

Il rapporto fra la percentuale di disattivati reali nel primo quantile rispetto alla percentuale di disattivati su tutta la popolazione considerata è detto **lift**.

Il *lift* misura quindi di quanto nel sottogruppo selezionato si prevede meglio la disattivazione rispetto a quello che si farebbe nella popolazione globale.

Più in generale tale misura è definita per un selezionato sottogruppo di una popolazione più vasta come la proporzione di disattivi nel sottogruppo diviso la proporzione di disattivi in tutta la popolazione.



CART: la valutazione dei modelli

Ad esempio:

Se l'insieme totale di login esaminate è costituito da 100.000 elementi di cui 3.000 disattivi, il tasso di churn per questa popolazione sarà di $3.000/100.000=0,03$.

Se ordinando i risultati del sistema di previsione per propensione al churn decrescente si individuano, fra le prime 1000 login di questa lista, 150 disattivi, il tasso di churn sarà di $150/1000=0.15$.

Ciò significa che il lift del sistema di previsione utilizzato è pari a $0.15/0.03=5$.



CART: la valutazione dei modelli

Nota

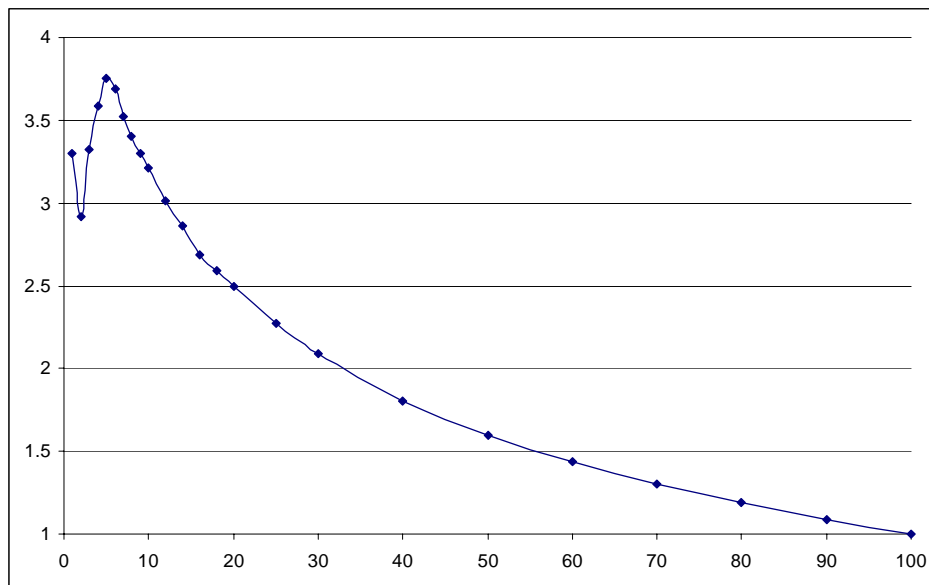
Nelle telecomunicazioni in Italia il tasso di churn in un mese è molto basso (si aggira attorno all'1%-5%).

In questo caso, anche un metodo particolarmente accurato (es. lift=6) ha comunque un numero molto elevato di falsi positivi, cioè un errore di commissione particolarmente elevato (infatti per es. sui 100 clienti più a rischio secondo il sistema previsionale utilizzato, solo 6 saranno effettivamente disattivati).



churn: CART

Lift



- **Lift:** la funzione descrive, per ogni percentile della distribuzione (ordinata per propensione al churn stimata), il rapporto tra la percentuale di disattivati nel sottogruppo rispetto alla stessa percentuale sull'intera popolazione
- è una misura di quanto meglio si stimi il churn col modello, rispetto all'utilizzo di una strategia di "non modello"
- **Il lift globale dell'intero gruppo di clienti che si prevede disattivo (circa il 15% della customer base) è di circa 2.74**



il churn: previsione

data mining puro

Soluzione a **black box** in cui il software (I T) seleziona le variabili e determina il modello in maniera completamente automatica

Esempio:
Modello A

- ✓ Calo del traffico

non actionable!

data mining guidato

Soluzione in cui l'analista **guida** le analisi nella scelta, almeno parziale, delle variabili, utilizzando i modelli di data mining come strumenti di analisi

Esempio:
Modello B

- ✓ caratteristiche di traffico (es. Alto usage nelle ore di picco)
- ✓ Uso dei servizi
- ✓ calo nel traffico
- ✓ Reclami

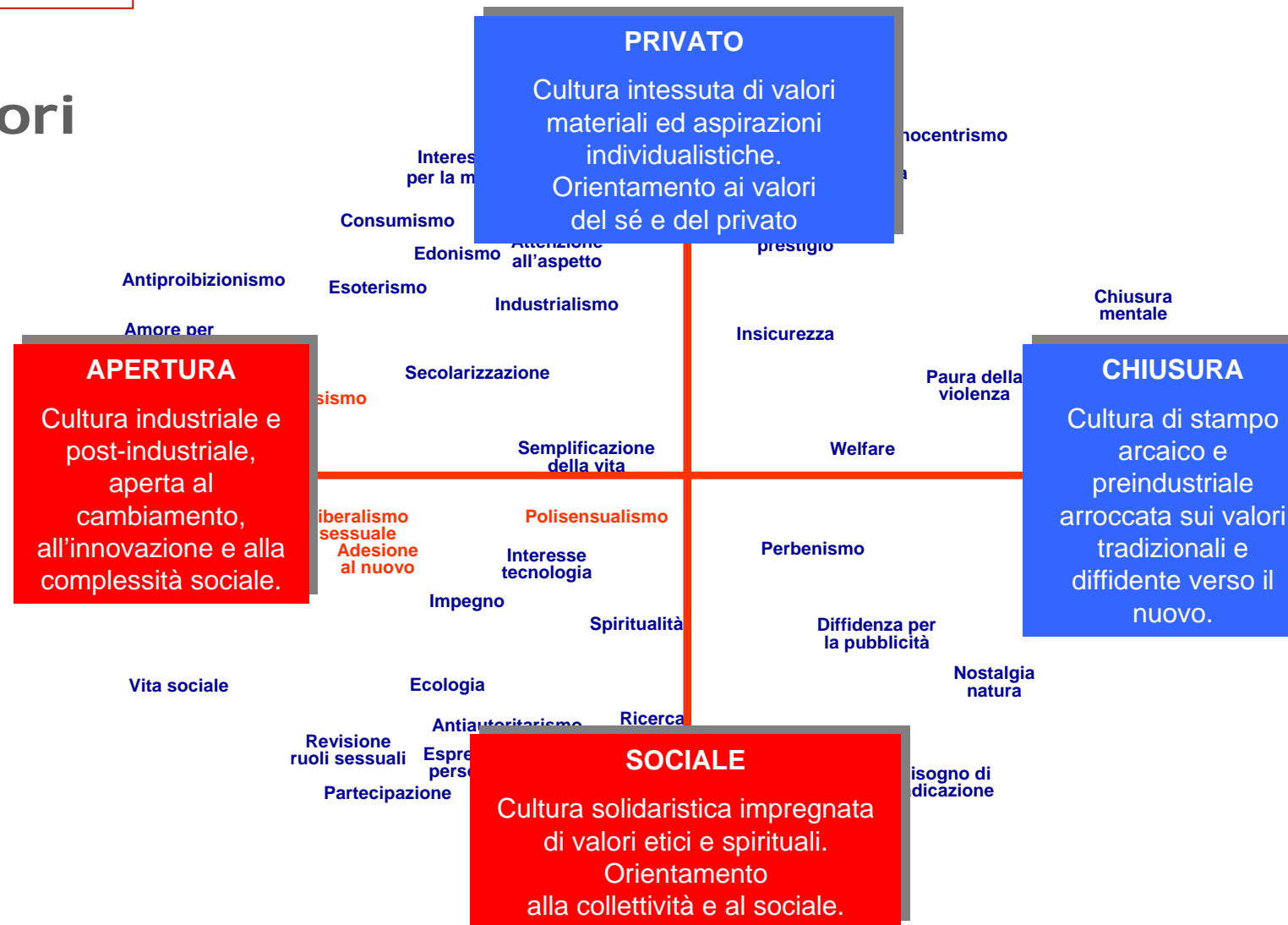
**Azioni di Marketing
e CRM**



Customer profiling

Profilazione dei valori

- Usando tutte le variabili a disposizione si vogliono capire i valori, gli interessi e i bisogni dei clienti
- Tracciare il grafico dei clienti sottolineando le differenze nei valori e i bisogni
- Analizzare i bisogni e gli interessi dei clienti aiuta a capire cosa offrire loro e come interagire con loro

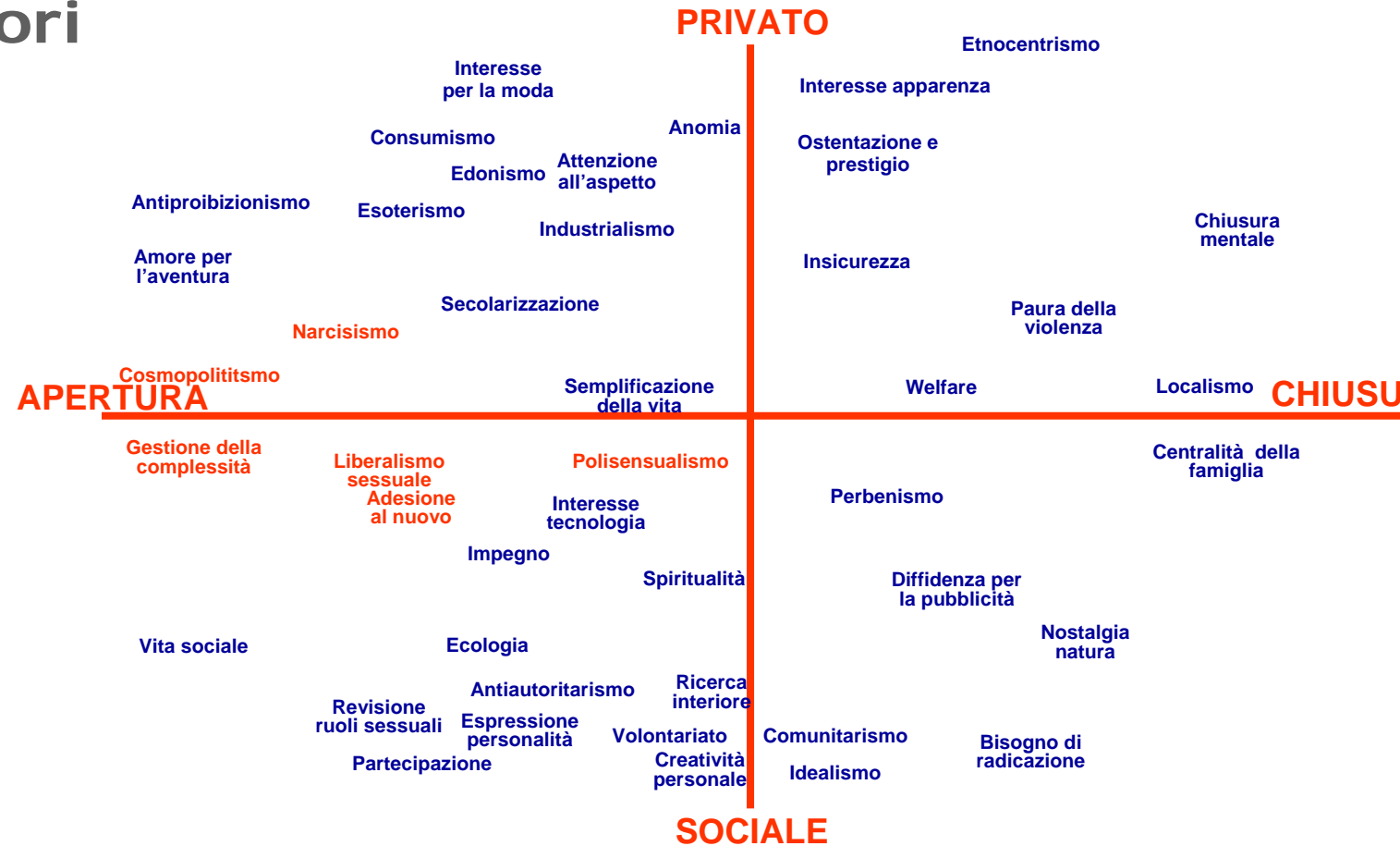




Customer profiling

Profilazione dei valori

- Usando tutte le variabili a disposizione si vogliono capire i valori, gli interessi e i bisogni dei clienti
- Tracciare il grafico dei clienti sottolineando le differenze nei valori e i bisogni
- Analizzare i bisogni e gli interessi dei clienti aiuta a capire cosa offrire loro e come interagire con loro

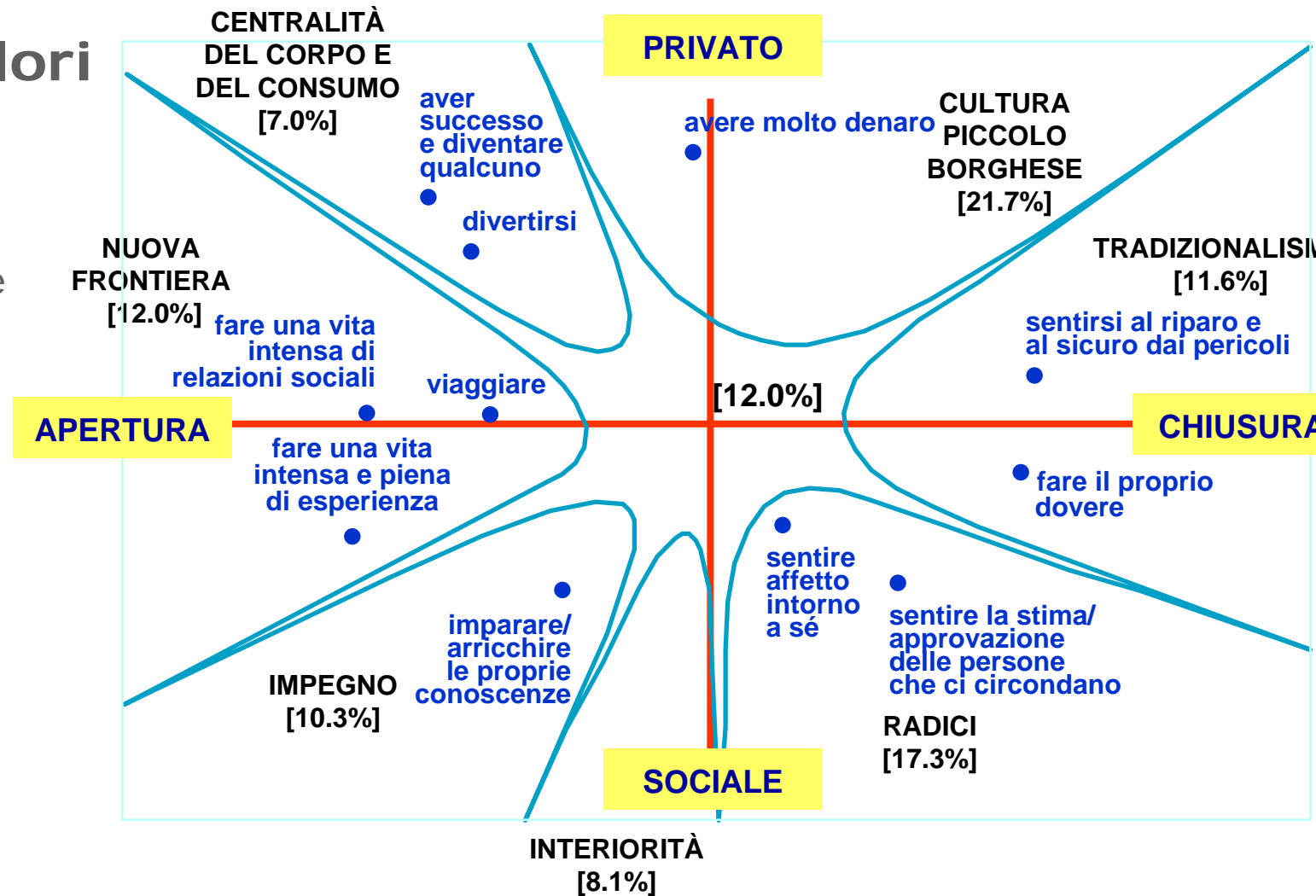




Customer profiling

Profilazione dei valori

- Usando tutte le variabili a disposizione si vogliono capire i valori, gli interessi e i bisogni dei clienti
- Tracciare il grafico dei clienti sottolineando le differenze nei valori e i bisogni
- Analizzare i bisogni e gli interessi dei clienti aiuta a capire cosa offrire loro e come interagire con loro





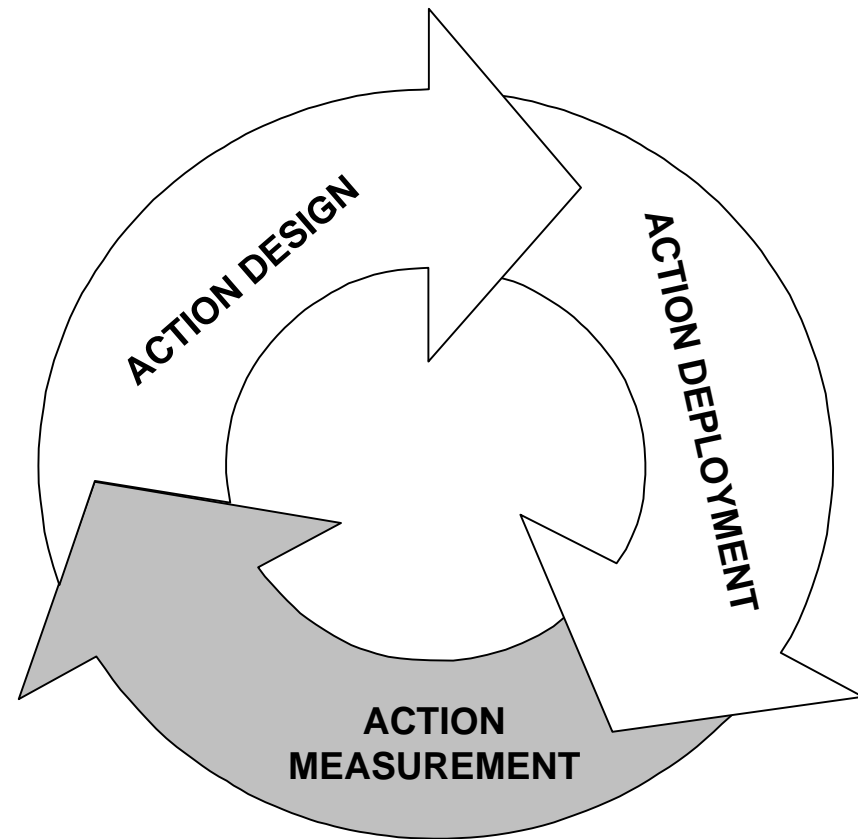
la valutazione delle azioni

Azioni: massimizzare la redemption

✓ L'analisi ex post è essenziale per identificare quale azione agisce meglio e su quale target

✓ Per misurare le azioni è necessario definire:

- I modelli di misura (indicatori/modelli di analisi e algoritmi)
- Gli strumenti di misurazione





la valutazione delle azioni

Azione 1: caso-controllo

Target: clienti "a rischio" con una determinata caratteristica

Azione: (1A) - Lettera con suggerimenti per l'utilizzo (DM)

(1B) - Lettera con suggerimenti per l'utilizzo + 1 regalo

(DM)

Disegno di indagine: Caso-controllo

Alcuni risultati

Test di significatività

Signal Churn

Azione	casi	controllo	differenza	t	<i>p-value</i>
1A	61.30%	61.13%	+0.17%	+0.12	0.90
1B	59.21%	61.13%	-1.92%	-1.40	0.16



la valutazione delle azioni

Azione 2: una scelta del cliente

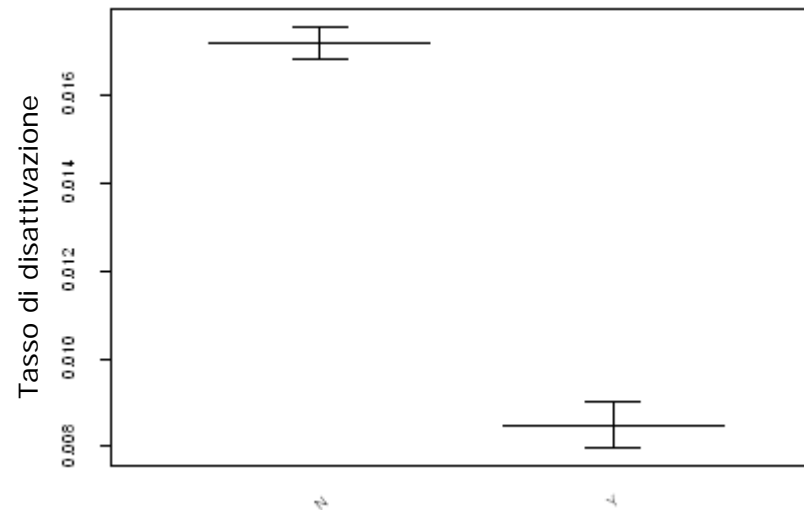
Target: Tutti i clienti

Azione: Sottoscrizione di un particolare servizio

Disegno di indagine: non è possibile confrontare i sottoscrittori con un analogo campione di non sottoscrittori del servizio (autoselezione)

Non è possibile disegnare a priori l'indagine

Alcuni risultati: Effetto Marginale



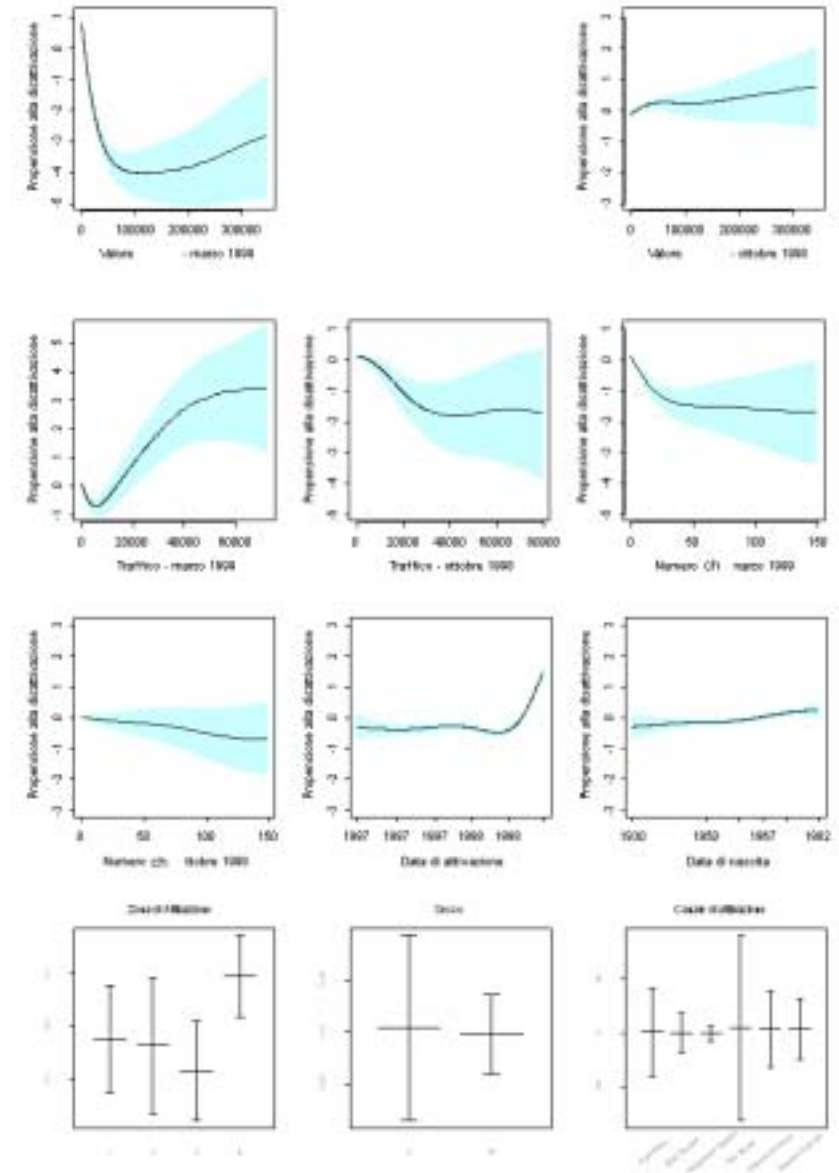
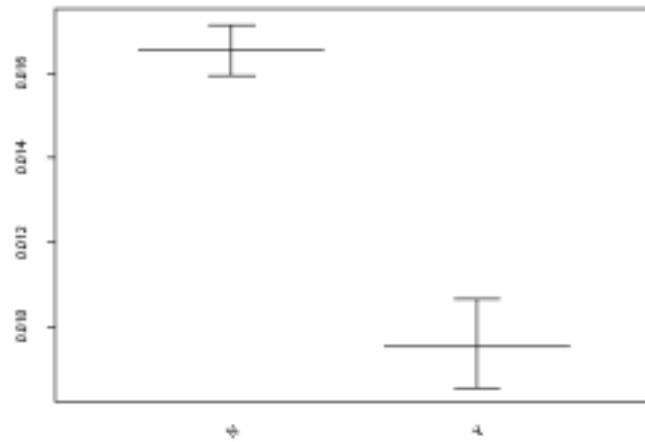
Il possesso del servizio si accompagna ad un tasso di disattivazione significativamente inferiore (**-50% circa**) **rispetto al resto della** *customer base*



la valutazione delle azioni

Azione 2: una scelta del cliente

Effetto congiunto





Pemberton

I TRIED TO IMPROVE MY
MARKETING MODELS USING
"BLACK BOX" TECHNIQUES...

I HOPE YOU DIDN'T
LINK YOUR ANNUAL
SALARY RAISE TO THEIR
PERFORMANCE...

Bruno Scarpa
bruno.scarpa@unipv.it

Copyright © 2002 Alberto Busetto. Soggetto depositato, tutti i diritti riservati

