

# *Customer Profiling, Segmentazione e Strategie di Marketing nelle Telecomunicazioni*





**Reggio Emilia, 25 Marzo 2003**

***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

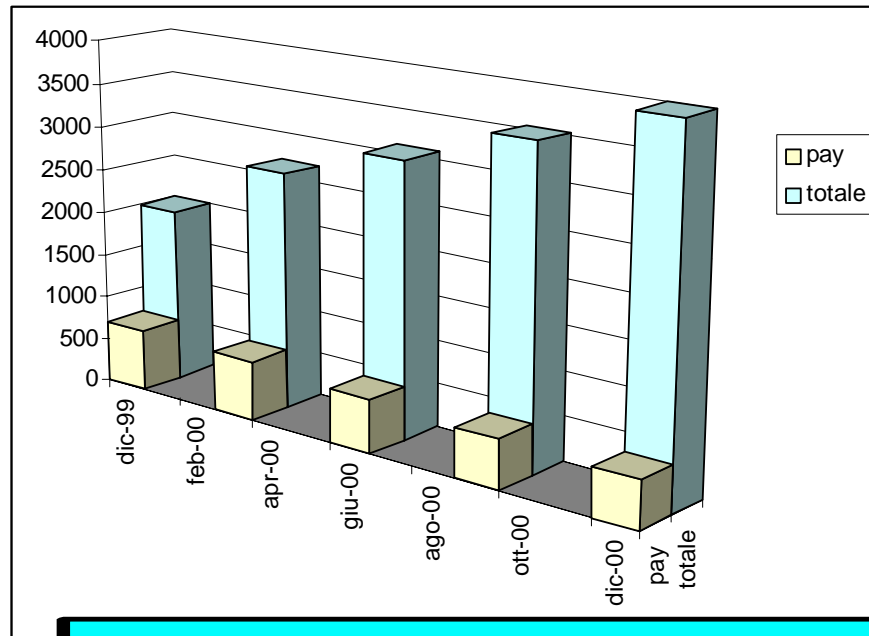
Tabelle  
Indicatori/tassi  
Modelli  
Data mining

Modelli Statistici  
Data mining  
Reports  
Tabelle  
Indicatori

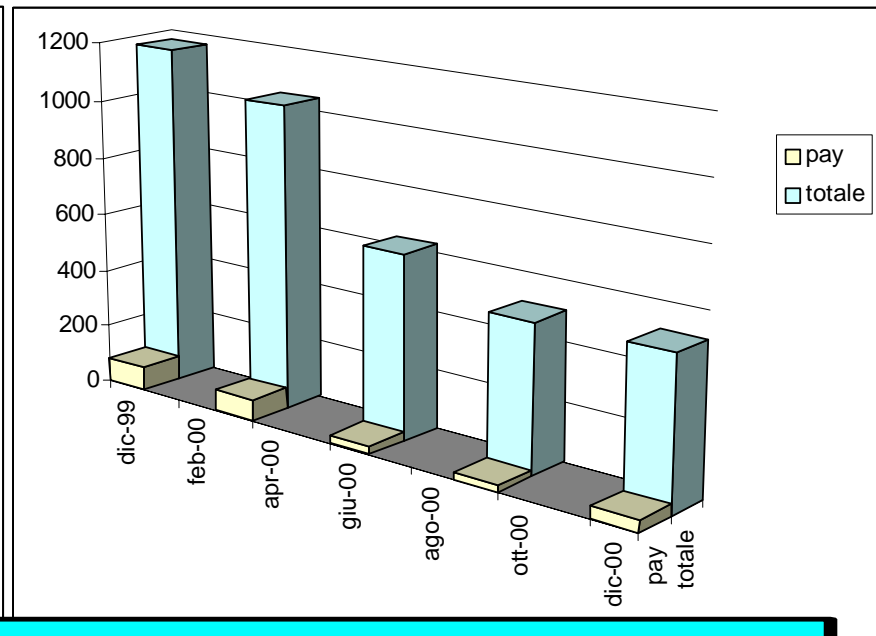


un'azienda di telecomunicazioni

## 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***

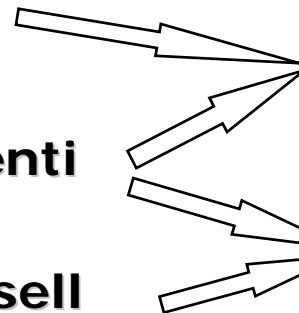
... attraverso

## **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

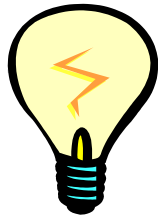
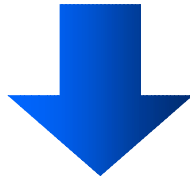
tutte le attività necessarie a garantire il processo di attenzione e **fidelizzazione** dell'individuo verso l'azienda e la sua offerta di prodotti e servizi

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

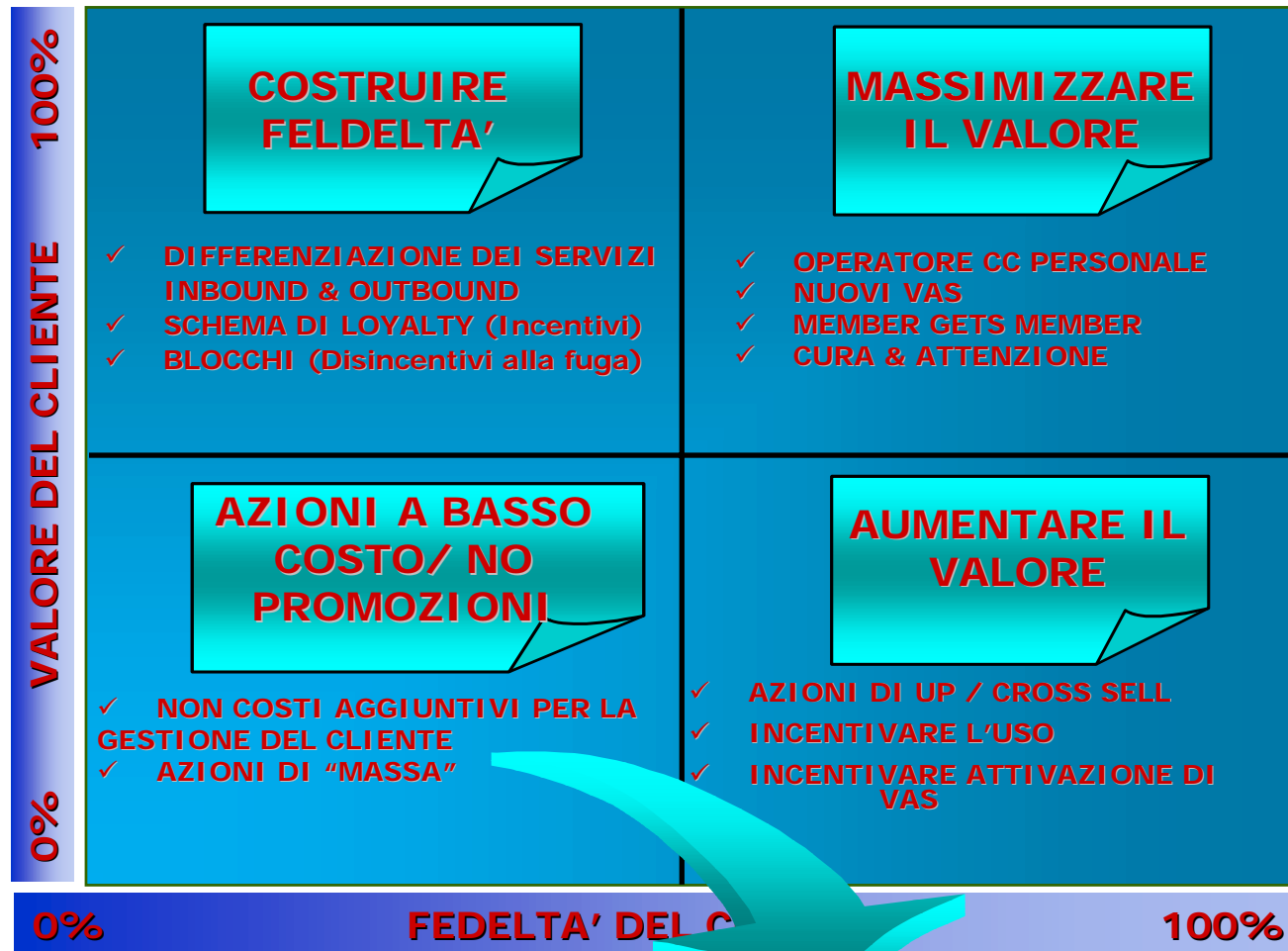
sources

analysis

mgmnt



## customer base: segmentazione di base

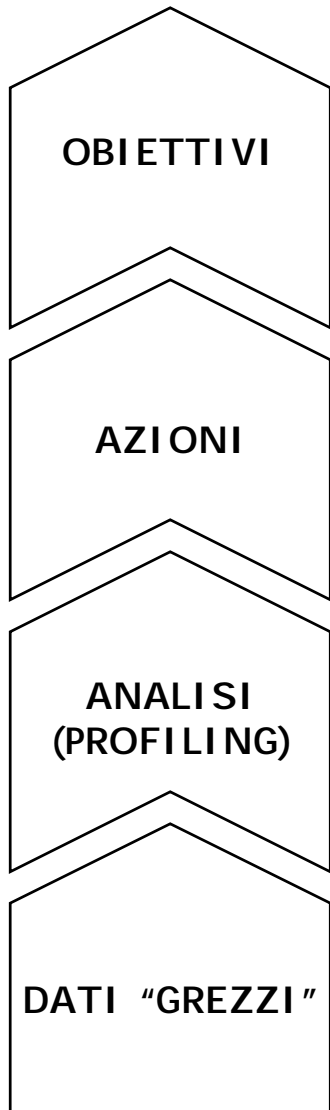


...ALLA CONCORRENZA!





## 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**

  - Stimare gli effetti delle azioni condizionatamente all'effetto di tutte le altre variabili

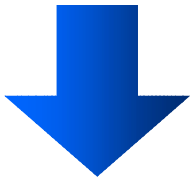


## modelli statistici e data mining

- ▶ 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

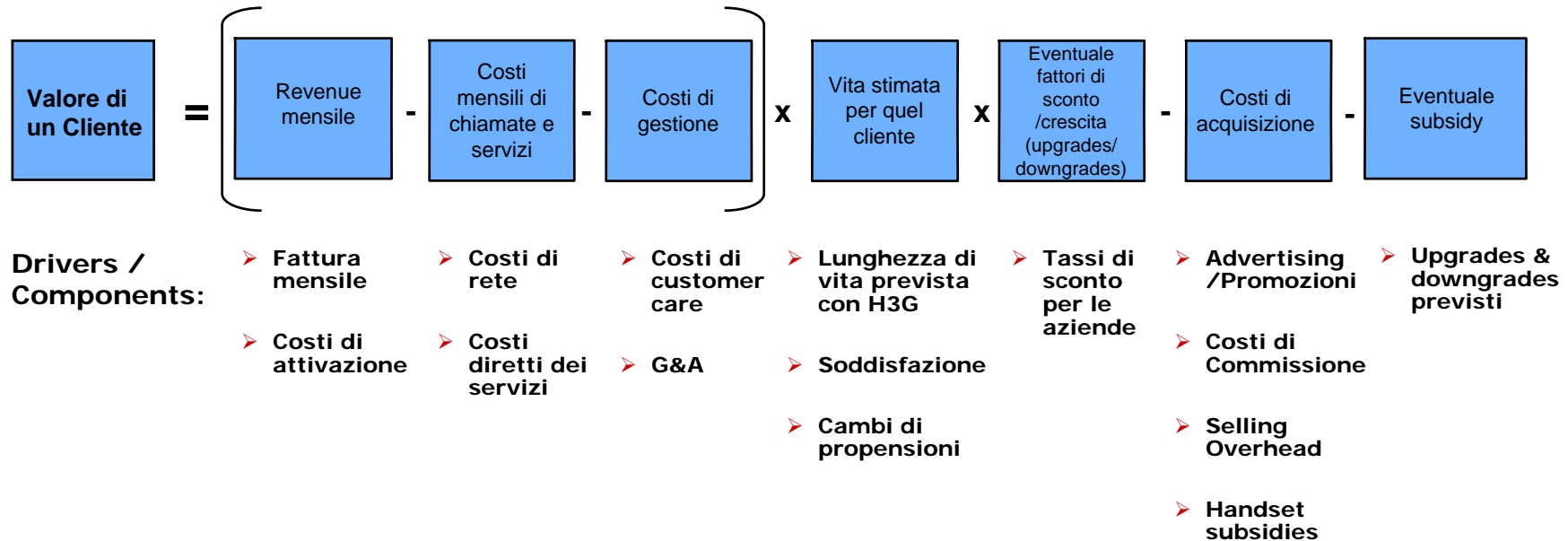
- ✓ Individuazione dei clienti da trattare con maggior cura
- ✓ Individuazione di clienti su cui agire per aumentare la redditività

### Strumenti

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



## Funzione di "profittabilità"

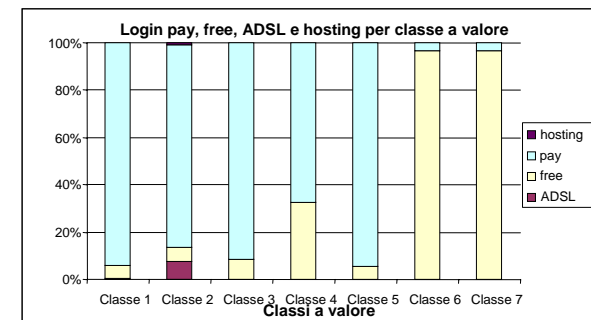
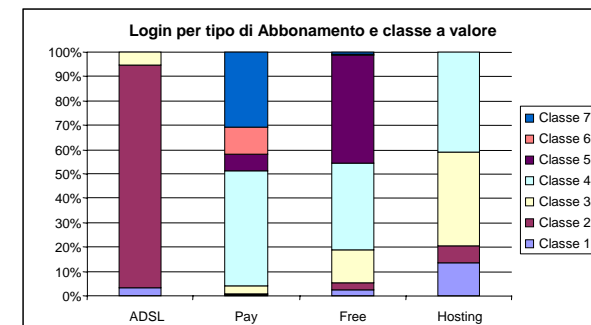
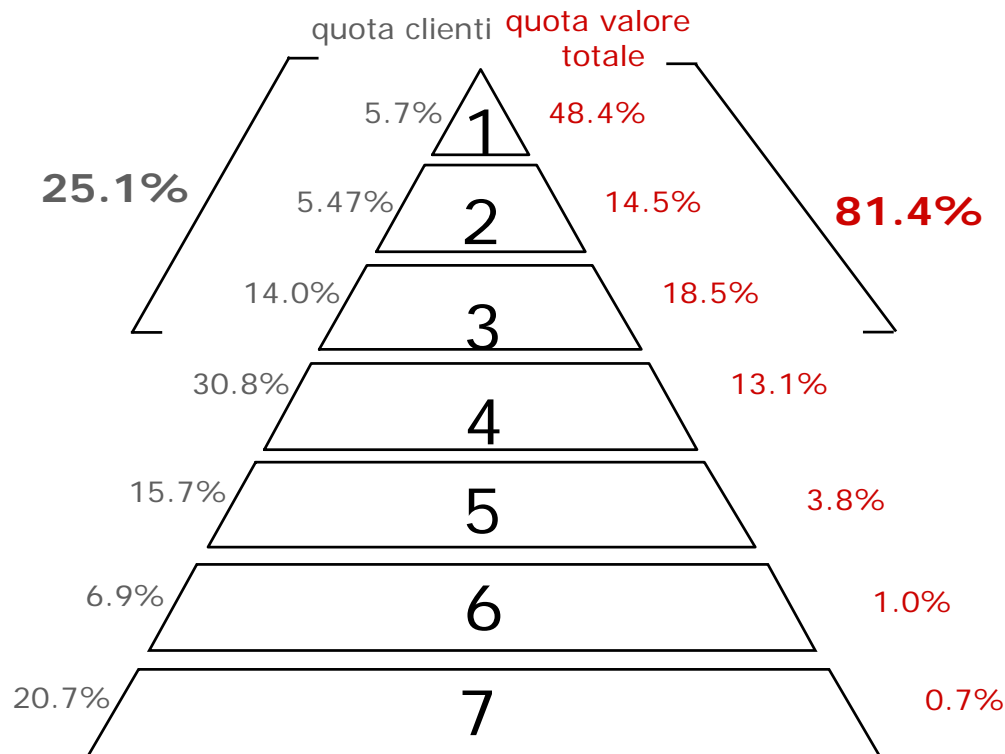


**Il valore del cliente è legato all'intero ciclo di vita e non solo al profitto annuale**



## 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: 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 free

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



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

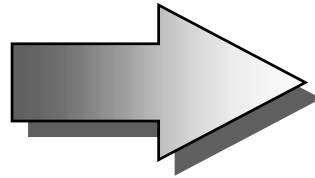




## il churn: esempio

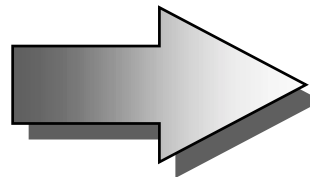
### *Churn: prepagato-postpagato*

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



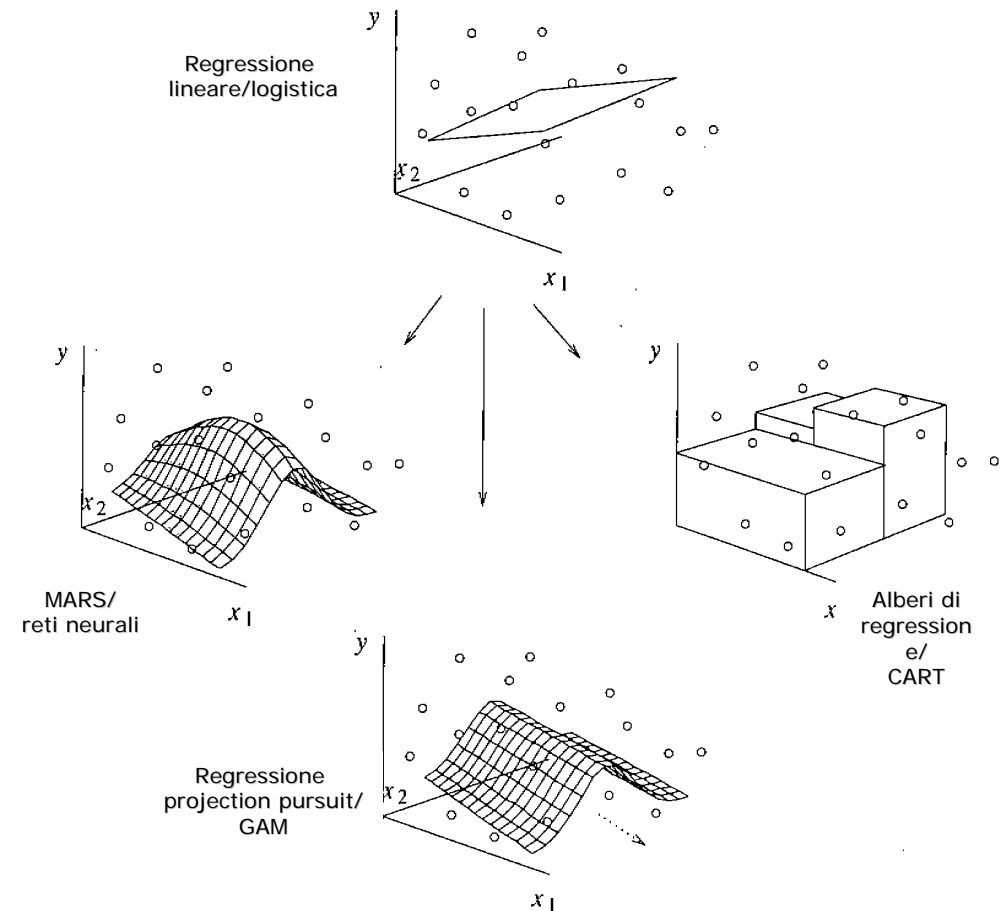
## il churn: data mining

### *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



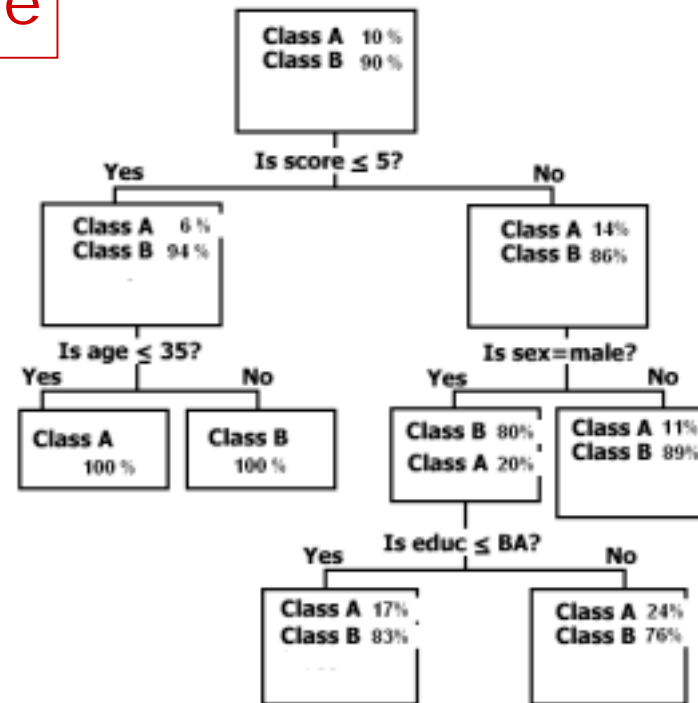


## CART: Alberi di classificazione

- ▶ 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)

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

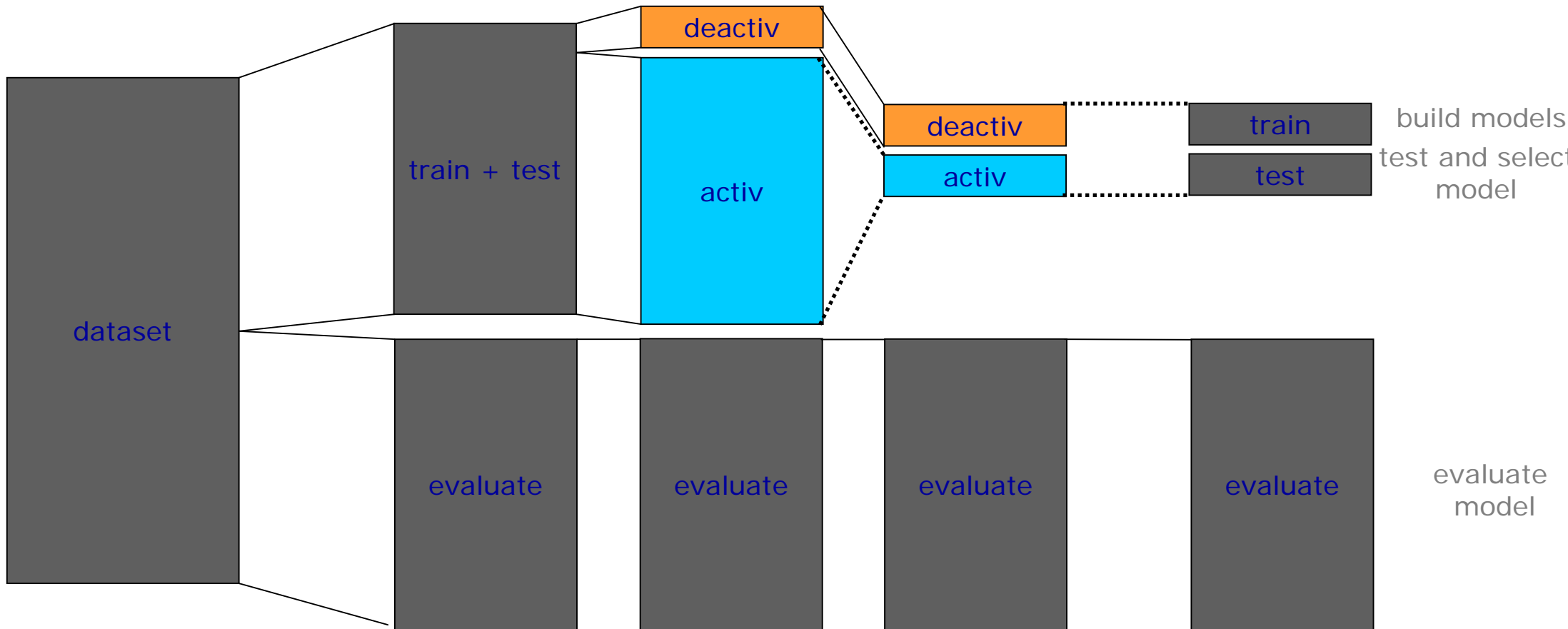
- ▶ dove  $D$  è una misura della bontà di adattamento (*goodness of fit*)
- ▶ Tipicamente gli *split* vengono definiti come partizioni univariate di ogni singola variabile di input
- ▶ Una volta costruito l'albero più grande viene generalmente "potato" (*pruned*) seguendo un criterio (generalmente basato 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 significative all'entrata per qualche ramo vengono eliminate solo nel ramo di riferimento
- ✓ Per scelta (aumentare l'actionability) non si effettua una analisi di *pruning* 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.



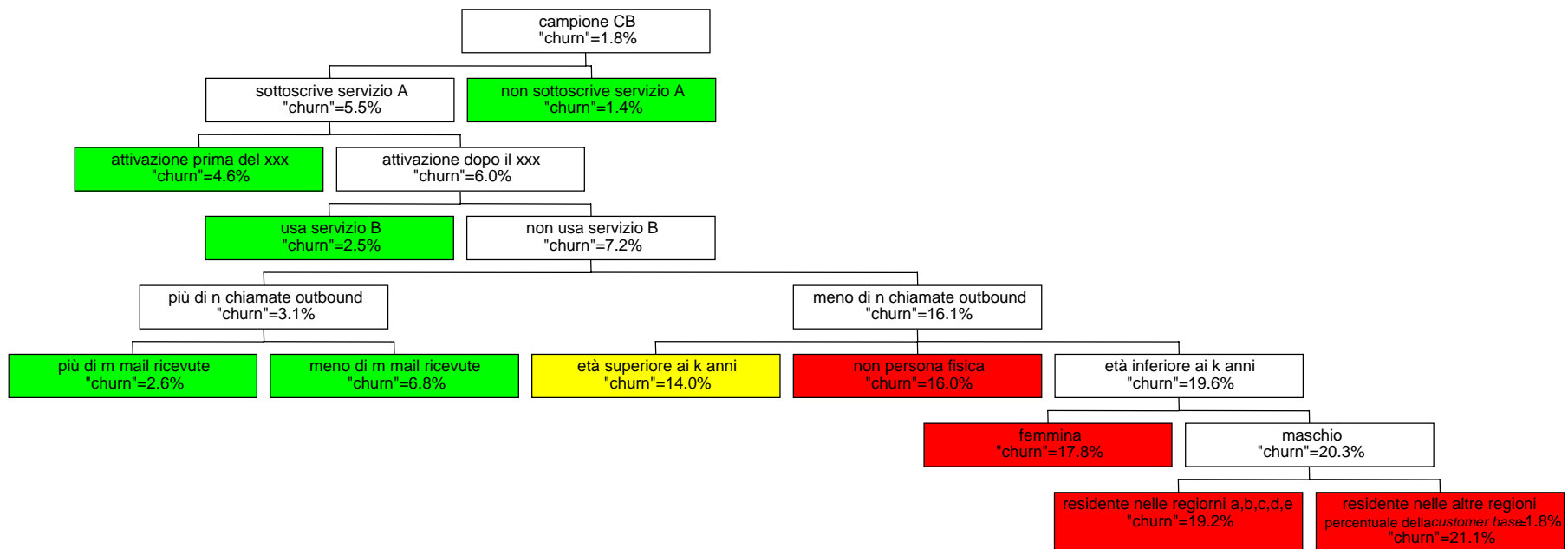
## → CART: previsione

- ✓ 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

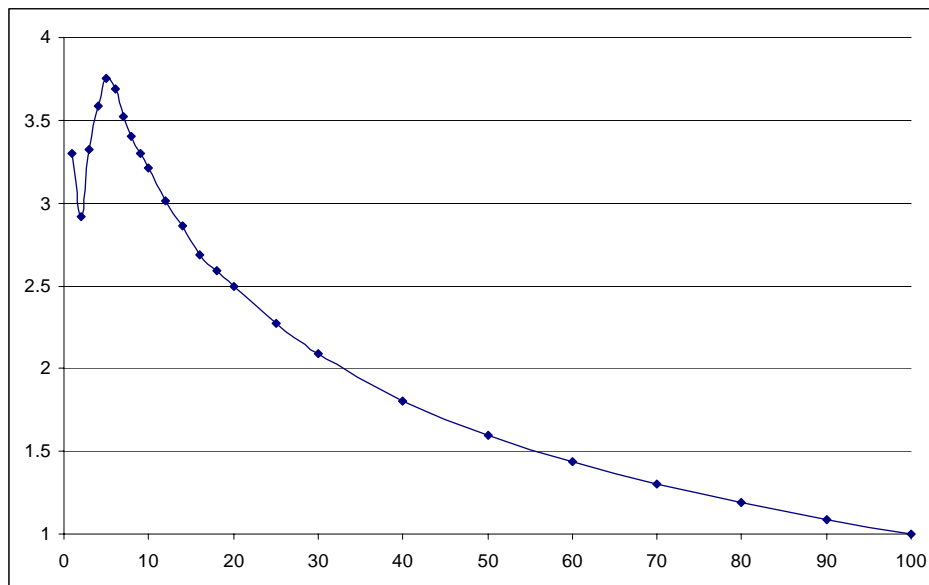
Nelle telecomunicazioni in Italia il tasso di churn in un mese è molto basso (si aggira attorno all'1%-5%).

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**





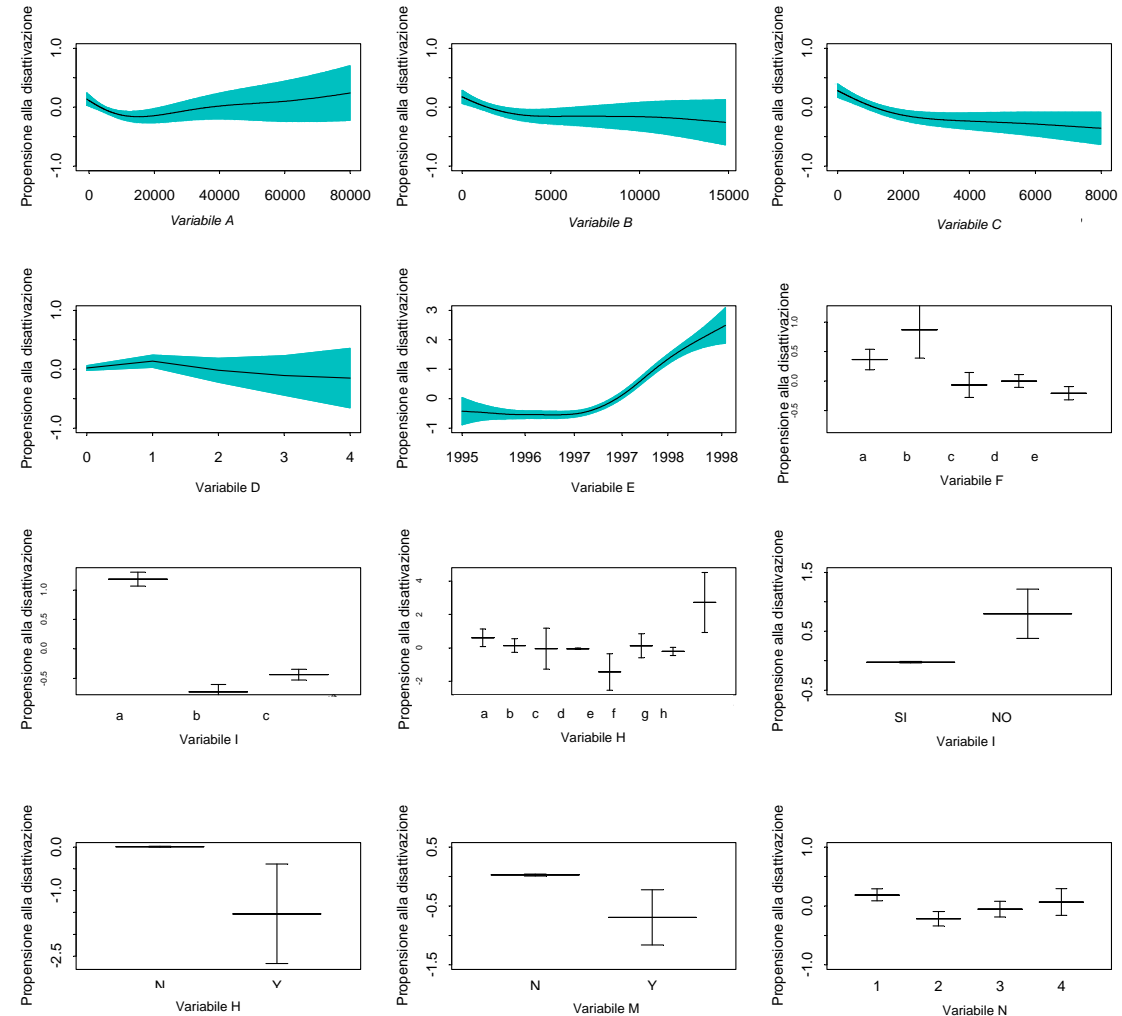
□ obiettivo: trovare per ciascun cliente un punteggio di propensione alla disattivazione (churn)

- Capire quali variabili hanno effetto sulla decisione di churn e qual è l'effetto di ogni variabile considerata tra le altre

□ è più importante capire gli effetti che l'accuratezza della precisione

- un modello GAM model è stato adattato a un campione casuale di dati (bilanciati)
- I risultati sono stati valutati sull'intera customer base

churn: GAM

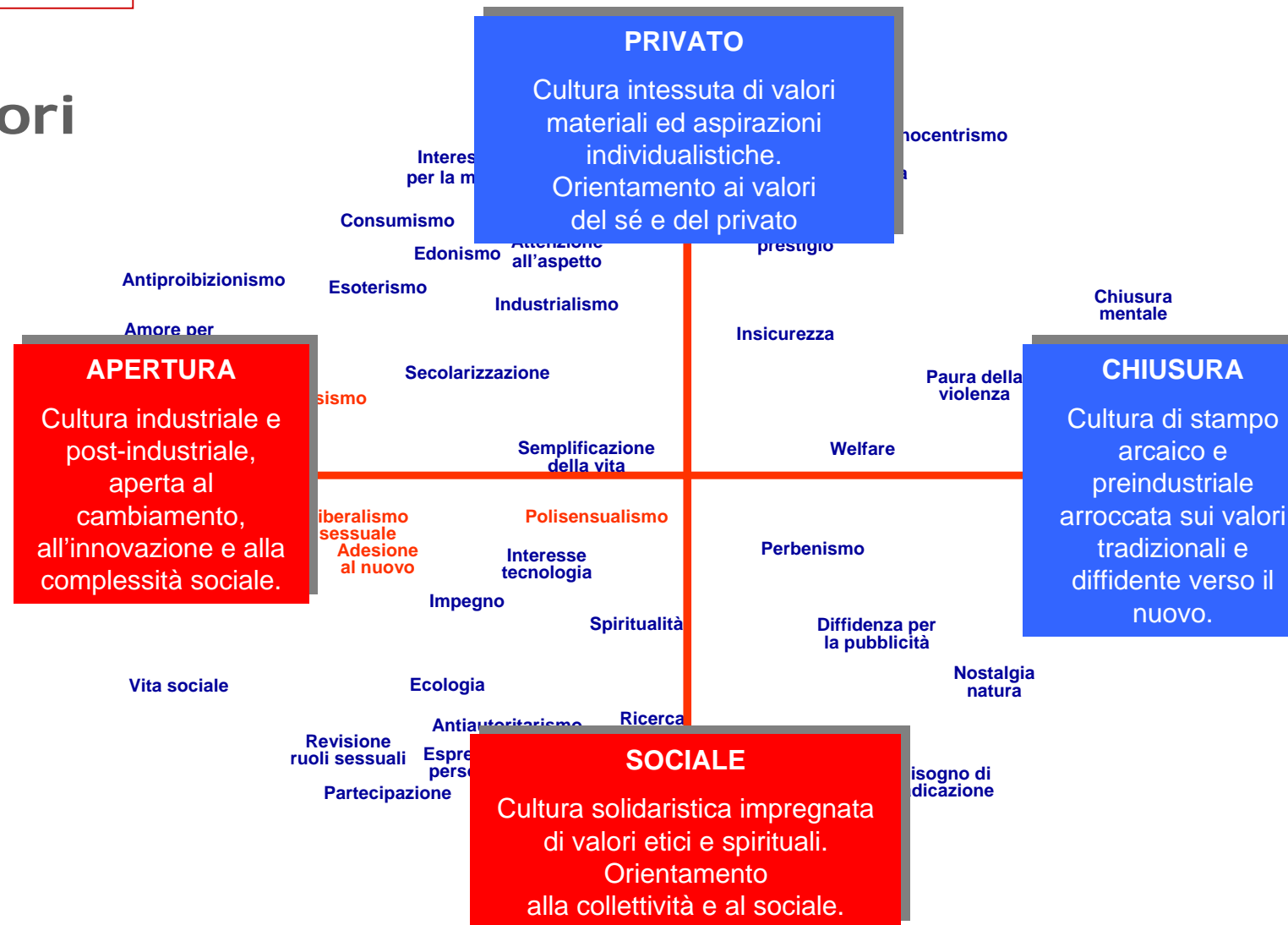




## Customer profiling

# 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

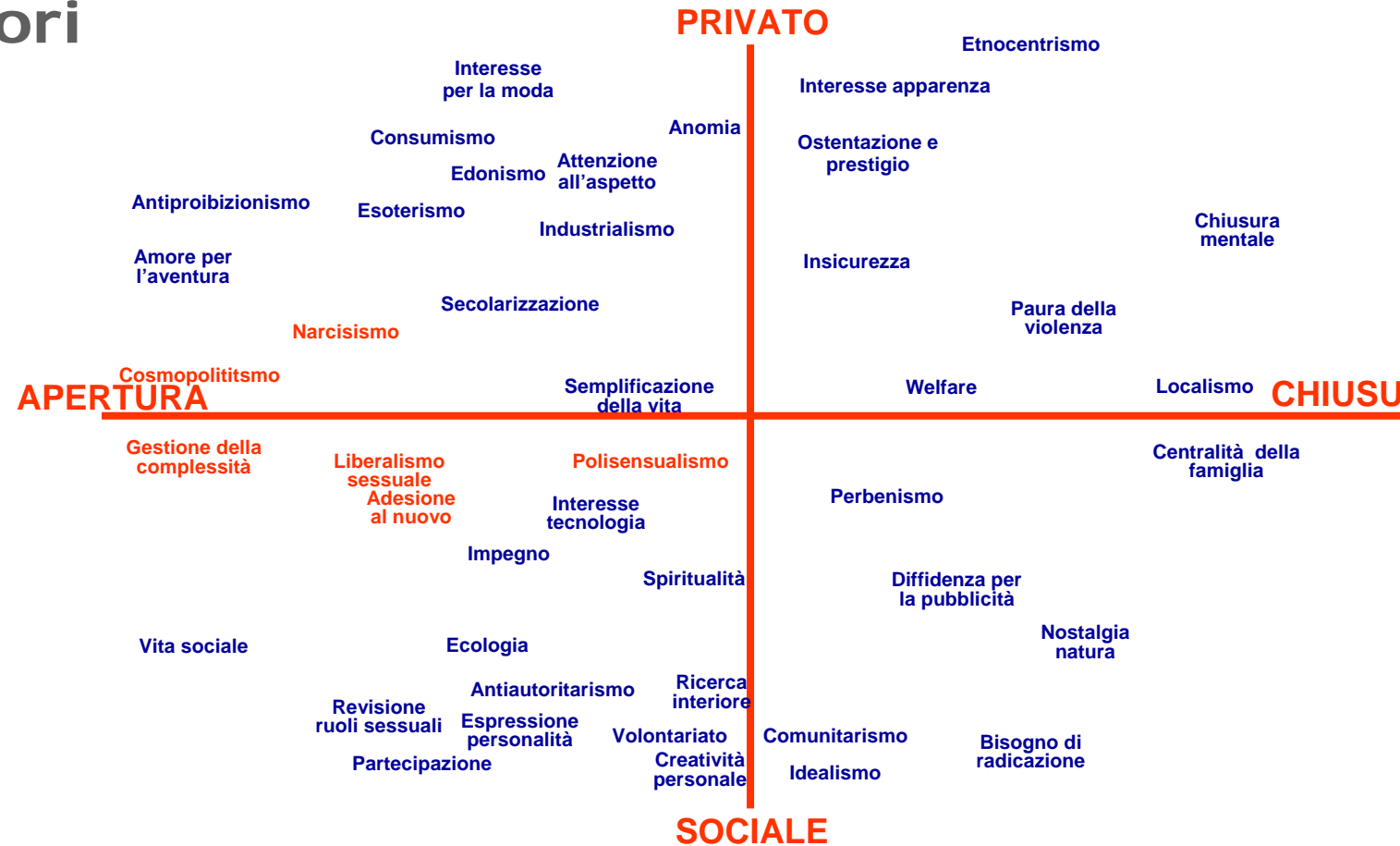




## Customer profiling

# 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



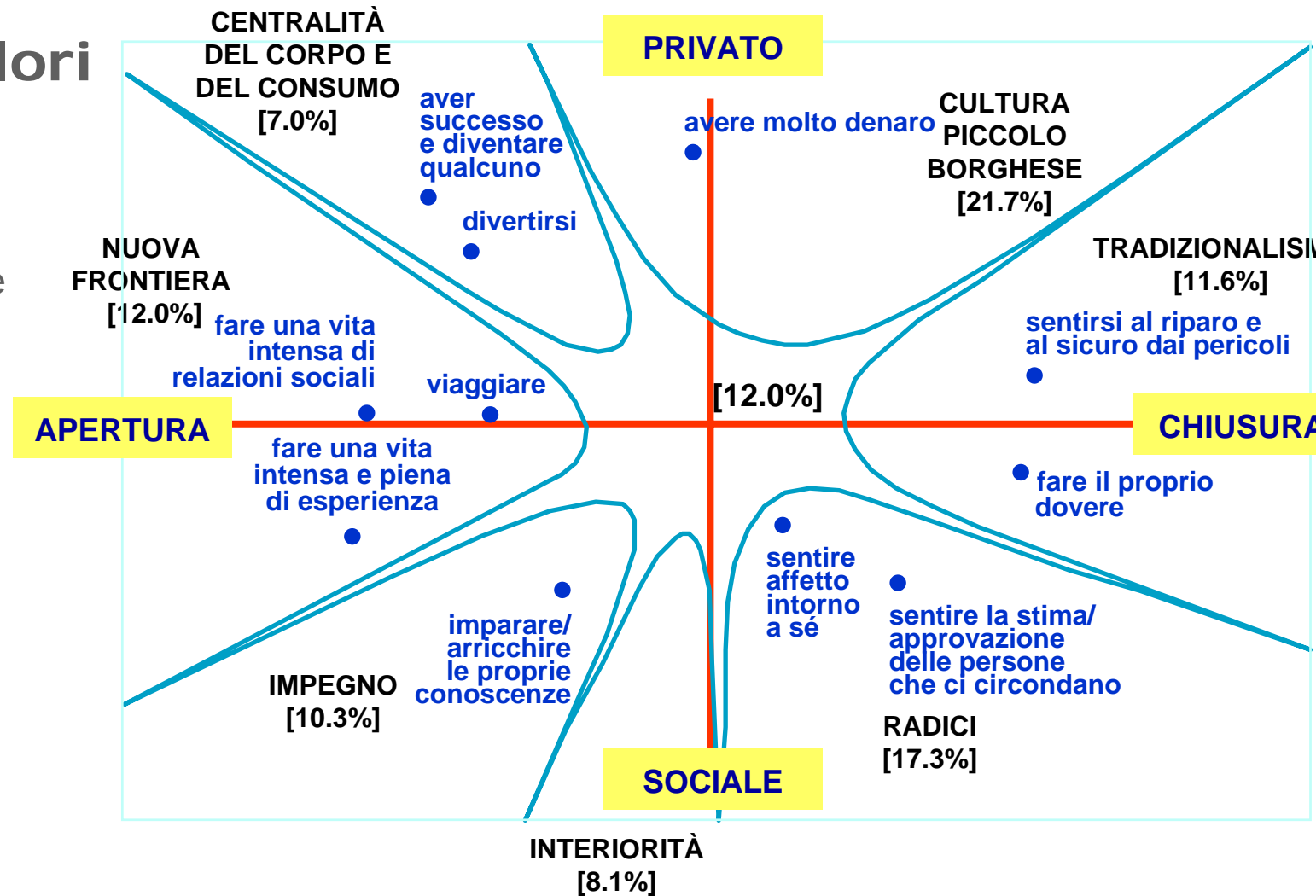




## Customer profiling

### 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





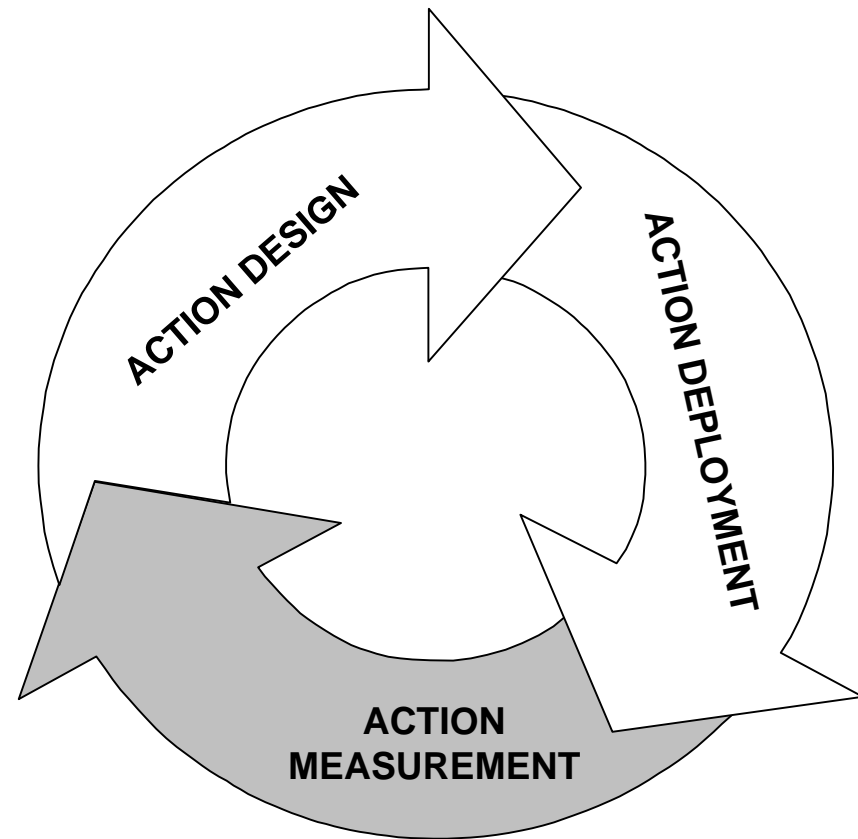
## la valutazione delle azioni

### *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*

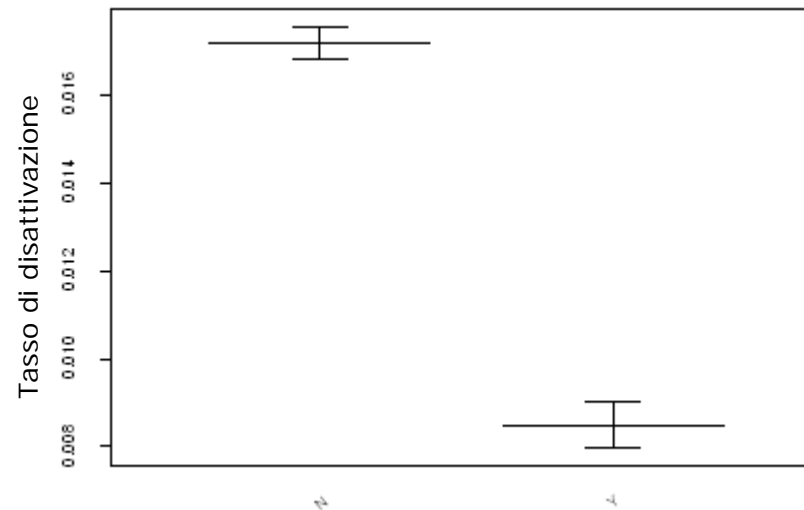
Target: Tutti i clienti

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*

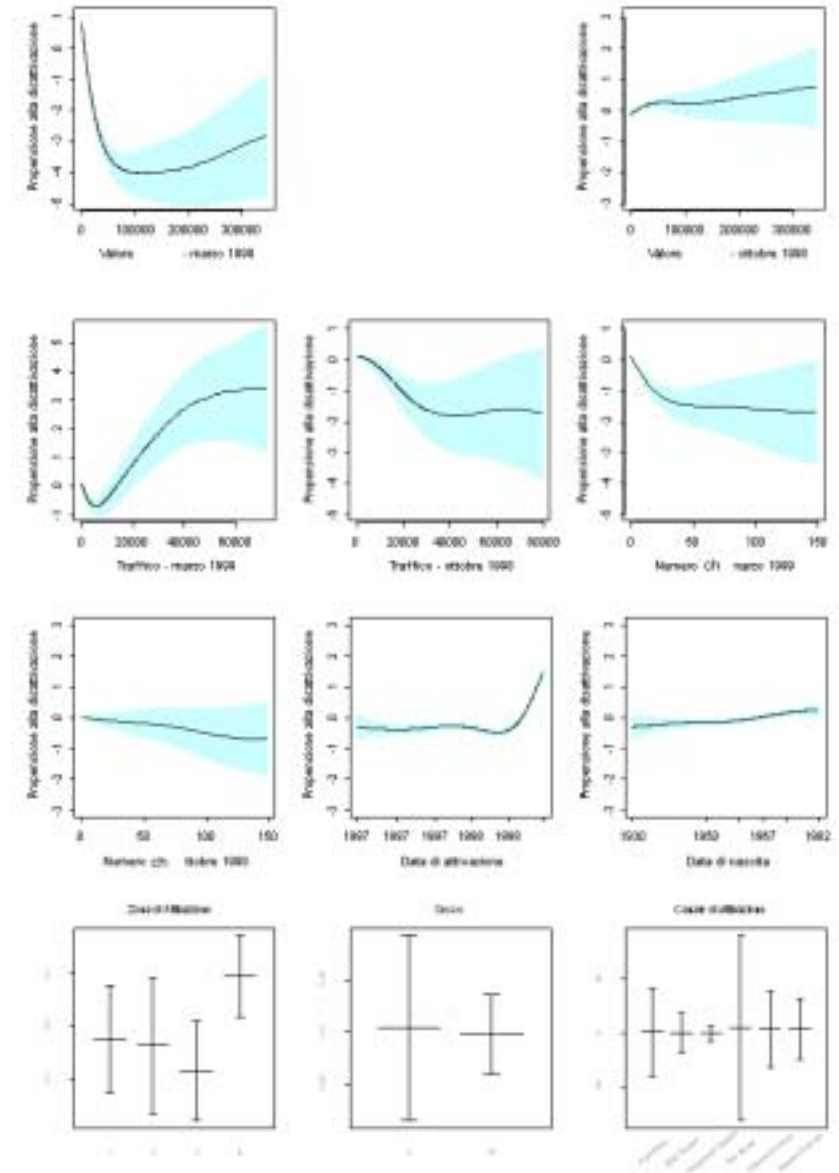
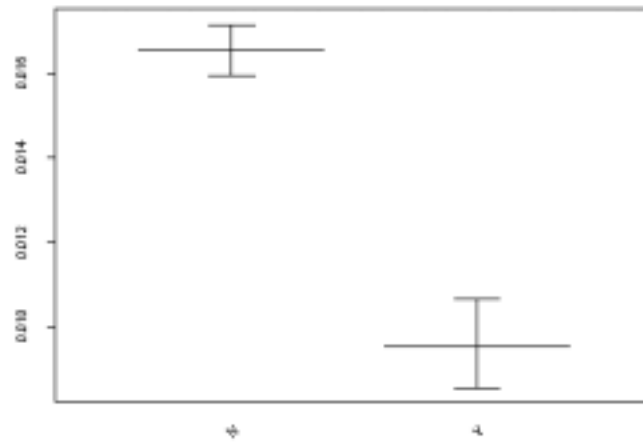




# la valutazione delle azioni

## 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

