

# **Misurazione metrica della Customer Satisfaction: un modello per variabili qualitative con scaling comune**

di Paolo Chirico

Dip. di Statistica e Matematica Applicata alle Scienze Umane,  
Università degli Studi Torino

## **Summary.**

This work deals with the problem of optimal scaling for qualitative variables used in the customer satisfaction evaluation. The focus is on ALSOS method. A technique which provides the same scaling for ordinal variables with common categories is proposed.

This method is applied for the evaluation of the customer satisfaction of an ASL (a public medical service). A multiplicative relation between overall satisfaction and partial satisfactions (satisfactions of partial aspects of the service) is shown.

## **1. Introduzione.**

La soddisfazione di un cliente/utente nei confronti di un prodotto/servizio (Customer Satisfaction: CS) non è un fenomeno che può essere direttamente rilevato su scala metrica. Anche quando al cliente viene chiesto di esprimere con un numero il proprio livello di soddisfazione, ben difficilmente tale valore può essere considerato una misura<sup>1</sup>. Per contro, se la natura metrica delle valutazioni non è certa, il loro ordine è certo. Per tale ragione il livello di soddisfazione viene di solito rilevato su scala ordinale proponendo al cliente una valutazione tra un insieme di categorie ordinate del tipo insoddisfatto, soddisfatto, molto soddisfatto...

Ovviamente il ricorso a questo tipo di scala limita in parte la valutazione della CS rispetto al caso di scala per intervalli, soprattutto per quanto riguarda l'analisi delle relazioni tra la soddisfazione complessiva e i suoi fattori determinanti.

Molti di coloro che si sono occupati di valutazione della CS hanno cercato con approcci diversi di superare detto limite trasformando le iniziali rilevazioni ordinali in valori su scala per intervalli.

---

<sup>1</sup> Per esserlo, dovrebbe essere tale da produrre almeno distanze coerenti (nel caso di scala ad intervalli). In altre parole se un cliente fornisce come valutazione a tre stimoli (prodotto/servizio) i valori 5, 6 e 8, dovrebbe essere conscio che con tali valori afferma che l'incremento di soddisfazione tra il secondo ed il terzo stimolo è doppio rispetto all'incremento tra il primo ed il secondo. L'esperienza insegna che raramente i giudizi formulati in tale modo hanno questa coerenza.

L'idea di fondo è che con un'opportuna trasformazione monotona  $\mathcal{Z}$  si possa passare dalla variabile qualitativa ordinale  $Y$ ="soddisfazione complessiva" ad una variabile quantitativa su scala per intervalli  $Z=\mathcal{Z}(Y)$  che permetta di esprimere le distanze relative tra i livelli di  $Y$ .

$\mathcal{Z}$  è caratterizzata da un vettore ordinato di  $K$  parametri  $\zeta=[z^*_1, z^*_2, \dots, z^*_K]$  nel seguente modo:

$$\mathcal{Z}(y_i) = z^*_k \quad \text{se} \quad y_i = y^*_k$$

essendo  $y^*_1, y^*_2, \dots, y^*_K$  le  $K$  categorie ordinate che  $Y$  presenta.

A tale proposito è bene considerare che se  $\mathcal{Z}$  è idonea allo scopo, allora tutte le trasformazioni  $\mathcal{Z}'(Y)=\alpha+\beta\mathcal{Z}(Y)$  sono ad essa equivalenti in quanto non modificano le distanze relative tra le modalità di  $Y^2$ .

Le trasformazioni riportate ad esempio nella tabella sottostante sono equivalenti in quanto, per entrambe, la distanza tra "molto soddisfatto" e "soddisfatto" risulta doppia rispetto a quella tra "soddisfatto" e "insoddisfatto".

Tab 1. Trasformazioni di scala ordinale.

$y^*$	$\mathcal{Z}(y^*)$	$\mathcal{Z}'(y^*)$
insoddisfatto	5	-1,07
soddisfatto	6	-0,27
molto soddisfatto	8	1,33

Per individuare una sola trasformazione bisogna imporre una coppia di vincoli del tipo: fissare media e varianza di  $Z$  oppure fissare minimo e massimo di  $Z$ .

I modi con i quali viene individuata la trasformazione che determina  $Z$  sono fondamentalmente riconducibili a due impostazioni<sup>3</sup>:

- inversione della funzione di ripartizione di opportune distribuzioni;
- tecniche di optimal scaling.

## 2. Scaling per inversione della funzione di ripartizione.

La variabile  $Y$ , in quanto qualitativa ordinabile, ha una funzione di distribuzione cumulativa  $F_Y$  (frequenze relative cumulate);  $Z$ , trasformazione monotona di  $Y$ , avrà allora una funzione di distribuzione cumulativa:

<sup>2</sup> Pertanto occorre porre due vincoli (ad es. media e varianza o minimo e massimo) per individuare un unico scaling.

<sup>3</sup> I modelli LISREL, spesso adottati con obiettivi simili, non saranno in tale contesto illustrati non essendo propriamente tecniche di scaling, in quanto i dati iniziali (variabili indicatore) sono già formalmente quantitativi.

$$F_Z(z_k^*) = F_Y(y_k^*) \quad \text{per } k=1, 2, \dots, K \quad 1)$$

Se assumiamo per  $Z$  una distribuzione normale con media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$ , allora:

$$\Phi\left(\frac{z_k^* - \mu}{\sigma}\right) = F_Y(y_k^*) \quad 2)$$

da cui:

$$z_k^* = \mu + \sigma \Phi^{-1}[F_Y(y_k^*)] \quad 3)$$

E' chiaro che il punto fondamentale in questo approccio è l'assunzione circa la distribuzione di  $Z$ . E' prassi comune assumere la distribuzione normale (approccio psicometrico di Thurstone), tuttavia non sempre tale scelta sembra essere la migliore possibile.

A titolo d'esempio si consideri la Tab. 2 dove sono riportati la distribuzione delle valutazioni  $Y$  di un campione di utenti, riguardanti un dato servizio e i punteggi ottenuti utilizzando una distribuzione Normale e una Beta di opportuni parametri<sup>4</sup>.

Tab. 2: Punteggi da distribuzione Normale e Beta.

i	Y	$f_Y(y_i)$	$F_Y(y_i)$	$Z=\Phi_N^{-1}$	$Z=\Phi_B^{-1}$
1	Molto scadente	1%	1%	2,00	2,00
2	Scadente	4%	5%	3,01	3,54
3	Sufficiente	15%	20%	4,19	6,06
4	Buono	50%	70%	6,21	9,38
5	Molto buono	30%	100%	10,00	10,00

E' facile notare che la trasformazione per inversione della distribuzione Beta fornisce valori di  $Z$  più credibili rispetto alla Normale. Si comprende allora come la scelta della distribuzione sia un punto critico di tale approccio perché da una parte bisogna evitare scelte standard che possono portare a dati poco credibili, dall'altra non è facile stabilire criteri di scelta alternativi.

### 3. Tecniche di Optimal Scaling.

Per Optimal Scaling (OS) si intendono “tecniche esplorative di analisi dei dati che assegnano valori numerici a categorie in modo da ottimizzare la relazione tra i dati qualitativi osservati ed un modello di analisi, nel rispetto delle caratteristiche di misurazione dei dati”. Questa definizione proposta da Boch (1960) riferita al contesto in analisi, significa derivare la variabile metrica

<sup>4</sup> I parametri per le due distribuzioni sono stati scelti in modo da ottenere punteggi compresi tra 2 e 10.

$Z = \mathcal{Z}(Y)$ , non direttamente osservabile, avvalendosi di un opportuno modello esplicativo che utilizza un certo numero  $p$  di variabili esplicative.

Di norma il modello adottato è lineare, del tipo:

$$\hat{Z} = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_j \quad 4)$$

dove  $X_1, \dots, X_p$  sono le  $p$  variabili ritenute esplicative e  $\hat{Z}$  è la variabile generata dal modello.

La logica di derivazione di  $Z$  è che la relazione (da specificare) tra  $Z$  e  $\hat{Z}$  sia la migliore possibile.

Secondo la regressione monotona di Kruskal (1965), dato un opportuno campione di  $n$  individui scelti dalla popolazione in analisi, l'individuazione di  $\mathcal{Z}(Y)$  (ovvero il vettore  $\zeta$ ) avviene contestualmente alla stima dei parametri del modello (vettore  $\beta$ ) con un procedimento che minimizza la grandezza, denominata Stress:

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n [z_i(\zeta) - \hat{z}_i(\beta)]^2 / \sum_{i=1}^n [\hat{z}_i(\beta) - \bar{z}(\beta)]^2} \quad 5)$$

dove  $z_i(\zeta)$  e  $\hat{z}_i(\beta)$  sono i valori di  $Z$  e  $\hat{Z}$  corrispondenti all' $i$ -esimo individuo<sup>5</sup>.

### 3.1. Algoritmi ALSOS.

Una famiglia di tecniche abbastanza simili è quella degli algoritmi ALSOS, ovvero basati sui "Minimi Quadrati Alternati con caratteristiche di Optimal Scaling"<sup>6</sup>. Con questi algoritmi si intende, a seconda delle versioni, ottimizzare la relazione<sup>7</sup> tra la variabile  $Z$  e una variabile  $\hat{Z}$ , che a seconda delle versioni può essere la variabile spiegata da un modello regressivo, una variata canonica o una componente principale. In termini generali  $\hat{Z}$  è una combinazione di variabili esplicative  $X_1, \dots, X_p$  con un vettore di parametri  $\beta$ .

Lo scaling ottimale (vettore  $\hat{\zeta}$ ) viene raggiunto contestualmente a  $\hat{\beta}$  alternando a più riprese la ricerca di:

- 1)  $\beta$  ottimo, dato  $\zeta$  appena trovato (inizialmente  $\zeta$  è fissato esogenamente);
- 2)  $\zeta$  ottimo, dato  $\beta$  appena trovato (al punto 1).

<sup>5</sup> Kruskal accenna al fatto che la minimizzazione dello Stress, avviene con una risoluzione numerica iterativa fissando dapprima  $\zeta$  e minimizzando rispetto a  $\beta$  e successivamente, fissato  $\beta$  al risultato appena trovato, minimizzando rispetto a  $\zeta$ , ovviamente sotto il vincolo di monotonicità:  $z_k^* \leq z_{k+1}^*$  (si veda Bibliografia).

<sup>6</sup> Dall'inglese: "Alternating Least Squares with Optimal Scaling Features"

<sup>7</sup> Nel senso di minimi scarti, massima correlazione multipla o canonica

Si tratta ovviamente di un algoritmo iterativo, che si differenzia da quello di Kruskal per il fatto che entrambe le ricerche parziali avvengono mediante stimatori diretti dei minimi quadrati<sup>8</sup>.

La convergenza ad una combinazione ottima è garantita dal fatto che ad ogni passaggio viene migliorata la relazione tra  $Z$  e  $\hat{Z}$ .

E' doveroso segnalare che la combinazione ottima  $(\hat{\zeta}, \hat{\beta})$ , così come avviene per altri algoritmi, è un ottimo locale, che dipende logicamente dallo scaling  $\zeta$  di partenza. La logica suggerisce pertanto di adottare un scaling iniziale, che si ritiene prossimo a quello ottimale.

**Natura delle variabili esplicative.** Si è visto che il modello esplicativo è generalmente una funzione lineare di variabili, che devono quindi essere metriche. Tuttavia nell'ambito della valutazione della CS i fattori determinanti la soddisfazione complessiva sono solitamente rilevati su categorie, generando variabili qualitative ( $W_j$ ), che devono essere successivamente ricondotte a variabili metriche  $X_1, \dots, X_p$ . Ne consegue che due possibili approcci sono:

- *econometrico classico*: trasformare ogni variabile esplicativa qualitativa  $W_j$  con  $K_j$  categorie in  $K_j-1$  variabili indicatrici (dummy);
- *scaling ottimale*: applicare una trasformazione ottimale di scaling  $X_j = \mathcal{Z}_j(W_j)$  ad ognuna delle variabili esplicative qualitative.

Gli algoritmi ALSOS seguono il secondo approccio ed ovviamente ottimizzano la relazione tra  $Z$  e  $\hat{Z}$  anche rispetto ad ognuna delle trasformazioni  $\zeta, \zeta_1, \dots, \zeta_m$ . Operativamente questo significa:

- 1)  $\beta$  ottimo, dato  $\zeta, \zeta_1, \dots, \zeta_m$  appena trovati (inizialmente  $\zeta, \zeta_1, \dots, \zeta_m$  sono fissati esogenamente);
- 2)  $\zeta$  ottimo, dato  $\beta$  appena trovato;
- 3)  $\zeta_j$  ottimo, dato  $\beta, \zeta, \zeta_{j-1}$  appena trovati (da ripetersi per  $j=1, 2, \dots, m$ ).

Per individuare in maniera univoca gli scaling si pone il vincolo che sulle  $n$  unità le variabili scalate  $Z, X_1, \dots, X_m$  abbiano media nulla e varianza unitaria.

Tuttavia tale procedura non garantisce che se  $Y$  e  $W_h$  presentano medesime categorie, le corrispondenti variabili metriche  $Z$  e  $X_h$  abbiano lo stesso scaling ( $\zeta = \zeta_h$ )<sup>9</sup>.

---

<sup>8</sup> Per maggiori ragguagli si veda Young, de Leew, Takane (1976)

<sup>9</sup> Invece le categorie: Insoddisfatto, Soddisfatto, etc. dovrebbero avere lo stesso punteggio per tutte le variabili considerate.

Per ovviare a tale circostanza, si dovrebbero individuare punteggi comuni per categorie comuni.

Due possibili impostazioni:

- calcolare le medie dei punteggi delle categorie comuni:

$$z_k^* = [\mathcal{Z}(y_k^*) + \mathcal{Z}_1(y_k^*) + \dots + \mathcal{Z}_p(y_k^*)] / (m+1) \quad \text{per } k=1, \dots, K \quad (10)$$

- utilizzare un apposito algoritmo che fornisca uno scaling comune a tutte le variabili.

#### 4. Una proposta di algoritmo con scaling comune.

Nel presente paragrafo verrà proposto un metodo di valutazione della CS, fondato su tecniche di optimal scaling, appositamente pensato per il caso in cui vengano rilevate su una medesima scala di categorie ordinali:

- la soddisfazione complessiva verso il prodotto/servizio in analisi (Y);
- le soddisfazioni parziali relative a  $p$  aspetti del prodotto/servizio ( $W_1, \dots, W_p$ ).

Ai fini della valutazione della CS si vuole derivare uno scaling ottimale comune a tutte le variabili e contestualmente una regressione tra le variabili scalate. Siano quindi:

$$Z = \mathcal{Z}(Y) \quad X_1 = \mathcal{Z}(W_1) \quad \dots \quad X_p = \mathcal{Z}(W_p) \quad (11)$$

le variabili metriche ottenute con un medesimo scaling  $\zeta$  e sia :

$$\hat{Z} = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_j \quad (12)$$

la funzione di regressione lineare di  $Z$  rispetto a  $X_1, \dots, X_p$ . L'individuazione del vettore di parametri di scaling ottimale e la stima del vettore di parametri della regressione, avvengono contestualmente come soluzione dell'ottimizzazione:

$$\hat{\beta}, \hat{\zeta} : \min_{\beta, \delta} \sum_{i=1}^n [z_i(\zeta) - \hat{z}_i(\beta, \zeta)]^2 \quad (13)$$

$$\text{sotto i vincoli:} \quad \max(\zeta) = 10 \quad \text{e} \quad \min(\zeta) = 0 \quad (14)$$

Si sono adottati vincoli differenti rispetto all'impostazione tipica (punteggi  $Z$  standardizzati), in quanto tale soluzione agevola notevolmente l'algoritmo, fornisce risultati di immediata comprensione e di fatto permette di avere risultati che già rispettano il vincolo di monotonicità.

#### 4.1 L'Algoritmo.

Per una più agevole illustrazione dell'algoritmo si è adottata la notazione matriciale. A tal proposito si definiscono:

$\mathbf{z}$  ( $n \times 1$ ) e  $\mathbf{X}$  ( $n \times p+1$ ) rispettivamente il vettore e la matrice dei dati relativi alla variabile dipendente e ai regressori del modello;

$\mathbf{U}$  ( $n \times K$ ) con  $u_{ik} = 1$  se  $y_i$  appartiene alla  $k$ -esima categoria, 0 altrove;

$\mathbf{b}$  ( $n \times 1$ ) vettore avente tutti gli elementi pari a  $\beta_0$ ;

$\mathbf{B}$  ( $n \times K$ ) con  $b_{ik} = \sum_{j=1}^p \beta_j d_{i,j,k}$  con  $d_{ijk}=1$  se  $w_{ij}$  appartiene alla  $k$ -esima categoria, 0 altrove.

Il modello regressivo può essere espresso alternativamente dalle formule:

$$\mathbf{z} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e} \quad 15)$$

$$\mathbf{U}\boldsymbol{\zeta} = \mathbf{b} + \mathbf{B}\boldsymbol{\zeta} + \mathbf{e} \quad \text{o} \quad \mathbf{A}\boldsymbol{\zeta} = \mathbf{b} + \mathbf{e} \quad 15\text{bis})$$

avendo posto  $\mathbf{A} = \mathbf{U} - \mathbf{B}$ .

L'algoritmo che porta allo scaling ottimale si struttura nelle seguenti fasi:

- 0) *Inizializzazione*: viene adottato un ragionevole vettore  $\hat{\boldsymbol{\zeta}}$ ;
- 1) *Fase Modello*: dato  $\hat{\boldsymbol{\zeta}}$ , viene individuato il vettore  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  secondo il noto stimatore dei minimi quadrati: 
$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{z};$$
- 2) *Fase Scaling*: dato  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ , viene individuato il vettore  $\hat{\boldsymbol{\zeta}}$  con lo stimatore dei minimi quadrati: 
$$\hat{\boldsymbol{\zeta}} = [\mathbf{A}'\mathbf{A}]^{-1} \mathbf{A}'\mathbf{b} + [\mathbf{A}'\mathbf{A}]^{-1} \mathbf{R}'\boldsymbol{\lambda}$$
 dove 
$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 10 \\ 0 \end{bmatrix}$$
 
$$\boldsymbol{\lambda} = [\mathbf{R}(\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1} \mathbf{R}']^{-1} [\mathbf{v} - \mathbf{R}(\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}'\mathbf{b}];$$
- 3) *Valutazione*: se il nuovo vettore  $\hat{\boldsymbol{\zeta}}$  è sensibilmente diverso dal precedente si ritorna alla fase 1), altrimenti lo si adotta come scaling ottimale.

La convergenza è assicurata dal fatto che ad ogni fase la somma degli scarti al quadrato diminuisce. La soluzione adottata non è un ottimo assoluto, ma locale, dipendente dallo scaling iniziale, che verrà scelto pensando ad uno scaling prossimo a quello ottimale.

## 4.2 Considerazioni di base.

*Aspetti Campionari.* La procedura illustrata è logicamente tanto più robusta quanto minore è la collinearità tra le variabili  $X_j$ . Affinchè dette variabili siano incorrelate fra di loro, le risposte degli intervistati relative alle  $W_j$  dovrebbero seguire un opportuno disegno sperimentale, cioè essere delle opportune combinazioni delle  $K$  categorie. Tuttavia il contesto d'analisi non è sperimentale e non c'è nessun controllo sulle risposte che pertanto sono le combinazioni che gli intervistati forniscono liberamente. Allo stato attuale di approfondimento l'unica prescrizione campionaria è che il campione sia opportunamente stratificato per rappresentare l'effettiva utenza.

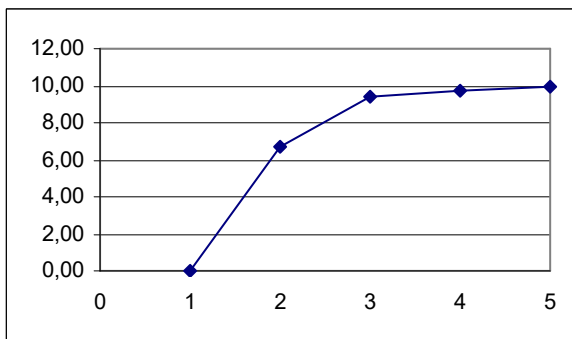
**Risposte mancanti.** Le risposte mancanti possono essere gestite in due modi:

- assegnando scaling pari alla media di  $Z$ ;
- considerando la non risposta come una categoria a cui assegnare con il procedimento illustrato scaling senza vincoli di ordine.

La prima impostazione sembra preferibile in quanto più neutra, la seconda attribuisce alla non risposta il rango di un giudizio vero e proprio.

**Modello moltiplicativo.** In diversi casi lo scaling di categorie idealmente “equidistanziate” presenta un profilo del tipo:

Fig. 1: Esempio di punteggio scaling.



L'andamento dei punteggi fa supporre che la trasformazione monotona  $Z$ , che ha determinato i punteggi, sia composta da due trasformazioni monotone di cui una logaritmica:

$$Z = \log Z_F$$

Se così fosse, i punteggi ottenuti (variabile  $Z$ ) sarebbero il logaritmo di altri punteggi ( $Z_F$ ), anch'essi potenzialmente di scaling, in quanto trasformazione monotona dei giudizi qualitativi. Il modello esplicativo sarebbe quindi del tipo:

$$\hat{Z} = \log(\hat{Z}_F) = \log(\beta_0) + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(X_j) \quad (16)$$

la cui origine è il modello moltiplicativo:

$$\hat{Z}_F = \beta_0 X_1^{\beta_1} \cdot \dots \cdot X_p^{\beta_p} \quad (17)$$

Se si adotta un modello lineare, l'algoritmo trova la trasformazione monotona più appropriata per tale modello, che può fornire immediatamente lo scaling finale o ad esempio il logaritmo dello scaling finale<sup>10</sup>.

<sup>10</sup> Per ottenere lo scaling finale bisognerà applicare a  $\zeta$  l'operazione inversa al logaritmo, cioè l'elevamento a potenza. Tuttavia la base non è nota e non è equivalente considerare come base  $e$  oppure 10. Un buon compromesso potrebbe



## 5. Una applicazione in campo medico.

Si è applicata la tecnica illustrata ad un campione di 524 utenti di un'ASL territoriale (che quindi non eroga servizi ospedalieri, ma solo ambulatoriali e amministrativi). A tali utenti è stato sottoposto un questionario in cui si è chiesto di formulare un giudizio relativamente a:

“Prestazione nel suo complesso”	(variabile Y);
“Segnaletica”	(W <sub>1</sub> );
“Ambiente”	(W <sub>2</sub> );
“Tempi d’attesa tra prenotazione e prestazione”	(W <sub>3</sub> );
“Tempi d’attesa in ambulatorio”	(W <sub>4</sub> );
“Orari”	(W <sub>5</sub> );
“Cortesìa e disponibilità dei medici”	(W <sub>61</sub> );
“Professionalità dei medici”	(W <sub>62</sub> );
“Cortesìa e disponibilità degli infermieri”	(W <sub>71</sub> );
“Informazioni da medici”	(W <sub>91</sub> );
“Informazioni da infermieri”	(W <sub>92</sub> );

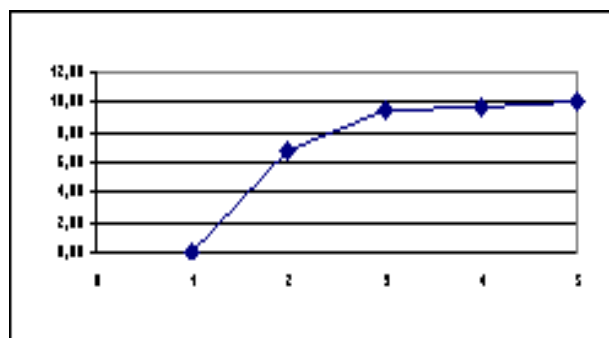
I giudizi sono stati formulati sulle seguenti 5 categorie ordinali: *molto scadente, scadente, discreto, buono, molto buono*.

La seguente tabella riporta lo scaling di input (iniziale) e quello di output:

Tab. 3: Scaling di input e di output

categoria	n.	Scaling input	Scaling output
molto scadente	2	0	0
scadente	6	3	6,7
discreto	122	7	9,4
buono	340	8	9,7
molto buono	54	10	10

Fig. 2: Profilo dello scaling di output



L’andamento “logaritmico” dei valori ottenuti fa quindi supporre un modello moltiplicativo. Riproporzionando in [-1, 1] e facendo la potenza in base 10 si ottengono i seguenti risultati:

Tab.4: Scaling finale.

categoria	scaling output	Scaling [-1,1]	scaling finale
molto scadente	0,00	-1,00	0,10

essere riproporzionare lo scaling ottenuto nell’intervallo [-1, 1] e successivamente farne la potenza in base 10. In tal modo si ottengono valori compresi nell’intervallo (0, 10] di facile lettura

scadente	6,70	0,34	2,19
discreto	9,40	0,88	7,57
buono	9,71	0,94	8,76
molto buono	10,00	1,00	10,00

Analizzando i dati relativi alle variabili del modello (tab.5) si deduce che il livello medio di soddisfazione complessiva è elevato (8,47).

*Tab.5: Dati sulle variabili del modello.*

variabile	Z	cost	X1	X2	X3	X4	X5	X61	X62	X71	X91	X92
media	8,47		6,79	6,41	6,65	6,99	7,50	7,31	7,28	7,50	7,28	7,46
dev.st	1,09		1,94	2,26	2,30	1,63	0,52	1,13	1,17	0,99	1,24	0,95
parametro		<b>-1,54</b>	<b>0,14</b>	<b>-0,02</b>	<b>0,07</b>	<b>0,00</b>	<b>0,37</b>	<b>0,28</b>	<b>0,04</b>	<b>0,00</b>	<b>-0,09</b>	<b>0,38</b>
p-value		2%	0%	4%	0%	89%	0%	0%	43%	96%	0%	0%

Volendolo migliorare si dovrebbe agire su quei fattori che presentano contemporaneamente:

- livelli di soddisfazione inferiori (fattori migliorabili);
- coefficienti più elevati (fattori più determinanti).

In tal senso i tempi di attesa tra prenotazione e prestazione ( $X_3$ ) e la segnaletica ( $X_1$ ) sono strumenti su cui l'ASL dovrebbe agire, come pure il rapporto medici-paziente ( $X_{61}$ ). Da notare che il fattore più rilevante risulta l'informazione degli infermieri, mentre quella dei medici è inaspettatamente irrilevante. Questo probabilmente perché le informazioni dei medici sono di solito il commento all'esame effettuato e tale commento viene generalmente spiegato poi dal medico di famiglia. Più rilevante l'informazione degli infermieri che solitamente spiegano come prepararsi all'esame e quando e come ritirare gli esiti.

## 6. Conclusioni.

Il metodo riprende i punti di forza degli algoritmi ALSOS:

- indipendenza da ipotesi distributive;
- certezza delle stime.

Il primo punto lo rende più universale rispetto ad approcci quali l'inversione della funzione di ripartizione o basati sull'analisi fattoriale (modelli LISREL), che invece richiedono ipotesi distributive spesso opinabili.

Il secondo punto riguarda la certezza della stima di  $\zeta$ : questo è, infatti, determinato ad ogni iterazione da una funzione algebrica (matriciale) ben precisa, mentre nei metodi numerici tipo

metodo del gradiente  $\zeta$  viene ricercato per via numerica incontrando non di rado diverse complicazioni<sup>11</sup>.

Rispetto ad altri algoritmi ALSOS il presente permettere uno scaling comune per variabili con medesime categorie, apportando una maggiore coerenza allo scaling stesso. Tale caratteristica rende, inoltre possibile lo scaling anche di categorie non presenti come risposta su tutte le variabili (basta infatti che ogni categoria sia presente su almeno una variabile), evitando i rischi di indeterminatezza di punteggio per quelle categorie meno ricorrenti nelle risposte.

Invero l'idea di scaling comune è già stata affrontata da alcuni autori quali Jones e Zanella, ma entrambi hanno fondato i loro lavori su modelli stocastici, vincolandosi a ipotesi distributive. La tecnica illustrata è invece tipicamente esplorativa: permette di evidenziare la trasformazione monotona che meglio lega i giudizi di soddisfazione complessiva a quelli parziali, prescindendo dalla distribuzione dei dati. In tal senso non pretende di fornire alcuna metrica ritenuta vera, ma soltanto una metrica che appare logica con i dati rilevati.

In ultimo tale metodo di scaling, calato nel contesto della valutazione della CS, sembra suggerire un legame di tipo moltiplicativo tra soddisfazioni parziali e soddisfazione complessiva, che richiama le funzioni omogenee adottate nella teoria marginalista del consumatore. In tal senso il livello di soddisfazione complessivo sta in analogia al livello di utilità del consumatore (soddisfazione complessiva per il suo mix di consumo); le soddisfazioni parziali vanno allora viste come i consumi parziali dei singoli beni. La logica di tale indicazione avvalorata il metodo stesso.

## **Bibliografia**

Boch R.D., 1960, .Methods and Applications of optimal scaling, *Psychometric Laboratory Report* 25, University of North Carolina

de Leeuw J., 1973, *Caonical analysis of categorical data*. University of Leiden.

de Leeuw J. Young F., Takane Y., 1977, Additive structure in qualitative data: An alternating least squares method with optimal scaling futures. *Psychometrika* 42a.

Jones L. V., Psychological scaling, in *Encyclopedia of Statistical Sciences*, Kotz S. & Jonson N. L., Wiley, Vol. 7

Kruskal J.B., 1965, Analysis of Factorial experiments by estimating monotone transformations of the data, *Journal or Royal Statistical Society*, Series B, 27.

Lovaglio P. G., 2000, Modelli multivariati con variabili qualitative: una proposta alternativa, *Quaderni di Statistica e Matematica Applicata alle Scienze Sociali*, Università Milano-Bicocca.

---

<sup>11</sup> Si veda Young (1981)

- Lovaglio P. G., 2000, Un algoritmo per la regressione multipla con dati categoriali, *Quaderni di Statistica e Matematica Applicata alle Scienze Sociali*, Università Milano-Bicocca.
- Young F. W. de Leeuw J. Takane Y., 1976, Regression with qualitative and quantitative variables: an alternating least squares method, *Psychometrika*, vol. 41,4.
- Young F. W., 1981, Quantitative Analysis of Qualitative Data, *Psychometrika*, vol. 46, 4.
- Zanella A., 1998, A statistical model for the analysis of customer satisfaction: some theoretical and simulation results, *Total quality Management*, 9
- Zanella A. Cerri M., 1999, La misura della customer satisfaction: qualche riflessione sulla scelta delle scale di punteggio, *Atti della giornata Studio: Valutazione della Qualità e Customer Satisfaction*, Università di Bologna.
- Zanella A., Cantaluppi G., 2004, Trasformazioni simultanee su scale ad intervalli per un insieme di variabili ordinali, *Metodi e modelli statistici per la valutazione della customer satisfaction ...*, Università Cattolica del S. Cuore di Milano.