

Capitolo 3

La valutazione della Customer Satisfaction

di Luigi D'Ambra e Michele Gallo

3.1 Introduzione

La *Customer Satisfaction* (CS) ha la sua origine nei profondi cambiamenti imposti dall'introduzione dei programmi di gestione della qualità totale, che hanno influito sostanzialmente sui modelli organizzativi aziendali. Dai primi anni Ottanta ad oggi, si è avuta una sempre maggiore attenzione del mondo accademico nei confronti della CS soprattutto per il ruolo attribuitole quale fattore di competitività aziendale. Si può notare, infatti, che alla CS è assegnato un peso superiore al 25% nei modelli aziendali d'eccellenza quali il *Malcolm Baldrige National Quality Award* e del 20% nel modello *European Foundation Quality Management*. Se dal punto di vista aziendale la CS ha tale importanza, bisogna osservare che assume un ruolo ancora più rilevante nei servizi di pubblica utilità (SPPU) quali per esempio i servizi sanitari, dell'istruzione o della formazione per i quali gli utenti del servizio in genere pagano solo in parte per quanto ricevono.

Dal punto di vista scientifico, l'interesse nei confronti della CS è aumentato notevolmente negli anni Novanta, anche per le notevoli problematiche presentate da tale metodologia e dalla sua trasversalità rispetto ai settori scientifici. Dal punto di vista della ricerca è possibile individuare due filoni principali: un primo legato alla valutazione della CS ed un secondo alla misurazione del legame esistente tra CS e le variabili relative al *business outcome*. Determinare come i risultati finan-

ziari o le quote di mercato di un'azienda sono influenzati dalla CS presenta delle difficoltà dovute principalmente al fatto che un miglioramento della CS genera una ricaduta in un periodo temporale medio-lungo più che sul breve periodo, inoltre, tali risultati sono dovuti tanto alle performance in termini di soddisfazione quanto ad altre scelte aziendali che possono mascherare tali effetti.

Tra i diversi lavori presenti nella letteratura internazionale, sono da evidenziare quello di Anderson e Fornell (1994) che dimostra come un incremento di un punto percentuale della CS per cinque anni consecutivi produce un incremento del ROI (*return on investment*) pari al 11,4%; Hwang e Takane (2004) che, con l'ausilio di un modello statistico, dimostrano come la CS ha un lungo e continuo impatto positivo sul reddito annuo anche se tale relazione è mediata dalla *loyalty* (Johnson e Gustafsson, 2000). La mancanza di un legame tra le quote di mercato (o il valore azionario) e la CS è evidenziata solo da alcuni studi condotti in un'ottica di breve periodo: in tal caso si ritiene che gli effetti generati dalla CS siano mascherati dalle fluttuazioni di breve periodo dovute ad altri fattori (Allen e Wilburn, 2002).

Un secondo fattore, che ha inciso notevolmente sull'elevato interesse della comunità scientifica nei confronti della CS, è la difficoltà nell'adozione di un modello concettuale unico verso il quale convergono le diverse ricerche. Numerosi e vari sono, infatti, i modelli concettuali di valutazione proposti, naturalmente tale varietà ha portato alla proposta di diverse tecniche statistiche per l'analisi dei relativi dati. La varietà dei modelli concettuali deriva principalmente dalla natura soggettiva, latente e multivariata della CS, le cui caratteristiche rendono laboriosa la misura del vero livello di soddisfazione, infatti, oltre che dalla qualità della prestazione ricevuta, la CS è influenzata da elementi psicologici, culturali, caratteriali, demografici ed economici.

Tra i modelli concettuali proposti, il *SERVQUAL* (Parasuraman, Zeithaml e Berry, 1988) è quello maggiormente citato dalla comunità scientifica anche perché gli aspetti che tende a valutare sono generici ed indipendenti dalle diverse fasi o attività che caratterizzano il processo d'erogazione del servizio. Dal 1985 ad oggi, il *SERVQUAL* è stato proposto per la valutazione della soddisfazione dei clienti nei più disparati settori e per le più diverse tipologie di servizio. Tale modello, così come tanti altri che presentano la stessa base concettuale, è caratterizzato dal presupposto teorico che la soddisfazione del cliente è data dalla somma, ponderata o meno mediante le dimensioni della qualità, degli

scostamenti tra percezioni ed aspettative. La scelta delle dimensioni da considerare per la valutazione della CS è oggetto di numerosi contributi scientifici i quali, purtroppo, non convergono verso una soluzione univoca (Franceschini, 2001). La caratteristica principale del *SERVQUAL* è quella di far dipendere i

il livello di soddisfazione dallo scostamento tra le aspettative nei confronti della prestazione prima di riceverla e le percezioni dopo averla ricevuta. Basata su tale struttura concettuale, diverse varianti del modello sono state proposte, tra le quali si richiamano il *Two-way* (Schvaneveldt, Enkawa e Miyakawa, 1991), il *Servperf* (Cronin e Taylor, 1992) ed il *Normed Quality* (Teas, 1993) che si differenziano per il ruolo fatto svolgere dalle aspettative, realizzabili o ideali, all'interno del modello. Altri autori, invece, ritengono troppi i ventidue item utilizzati per la valutazione della CS e propongono dei modelli caratterizzati da un numero inferiore d'item (Babakus, 1992). Di contro, in altri contributi, si è proposto un aumento del numero sia di item sia delle dimensioni (Lim e Tang, 2000; Tucker e Adams, 2001; Reidenbach e Sandifer-Smallwood, 1990). Successive proposte, infine, preservano la scala multi-item per la valutazione della CS ma introducono un item concernente la valutazione globale della soddisfazione.

Diversamente dalla struttura *SERVQUAL*, altre proposte concettuali sono formulate in modo da ottenere una maggiore aderenza del modello concettuale alle singole realtà aziendali. Numerosissime e disparate sono le proposte in letteratura, con differenze notevoli sul numero di item e sugli aspetti del processo o dell'*outcome* osservati. Tra i diversi è da osservare come con le ISO 11098, che si collocano nel contesto delle ISO 9001 e 9004, si considera fondamentale inserire un item relativo alla *overall satisfaction*. Prendendo spunto da tali proposte, si propone un nuovo modello concettuale che si basa su due ipotesi fondamentali: a) il cliente può correttamente valutare solo le attività di un servizio di cui effettivamente ha goduto, b) la migliore valutazione della soddisfazione di un cliente (aspetto latente) può essere realizzata mediante uno o pochi item tesi a valutare direttamente l'*overall satisfaction*.

Il SERVQUAL nella sua versione classica è caratterizzato dall'individuazione di cinque dimensioni della qualità alle quali corrispondono ventidue item utilizzati per raccogliere le valutazioni sia sulle aspettative sia sulle percezioni. In particolare, indicato con n il numero di clienti e con q ($q = 22$) gli aspetti considerati per la valutazione, i dati sono organizzati in due distinte matrici $A_{n,q}$ (matrice delle aspettative) e $P_{n,q}$ (matrice delle percezioni). Inoltre, dato che la soddisfazione è valutata in termini di scostamenti tra percezioni ed aspettative, si dispone di una terza matrice $G_{n,q} = P_{n,q} - A_{n,q}$. Il SERVQUAL, più nel dettaglio, prevede anche la raccolta di dati relativi all'importanza da attribuire alle cinque dimensioni, nelle quali sono suddivisi gli item, le quali sono utilizzate per ponderare lo scostamento osservato per ogni generico utente i ($i = 1, \dots, n$) dato il generico item j ($j = 1, \dots, q$) ed il peso o importanza attribuita ad ogni generico item I_j : $G = \sum_j I_j (P_{ij} - A_{ij})$.

Il modello presenta l'inconveniente di articolare gli item in una forma molto generica dove tale genericità è ricercata sia per legarli alle dimensioni latenti della qualità sia perché in tal modo il questionario Servqual può, mediante delle modifiche marginali, essere utilizzato per rilevare la CS nelle aziende più diverse. Dall'altro lato, tale generalità degli item porta ad una loro non semplice comprensione, soprattutto da parte degli utenti con un livello d'istruzione non elevato i quali, non riuscendo a ben discriminare quali sono gli aspetti del servizio che si vuole valutare, tendono ad attribuire delle valutazioni del tutto approssimative.

Tale inconveniente può invalidare i risultati dell'indagine di CS, motivo per il quale molti ricercatori hanno proposto un modello di valutazione diverso, caratterizzato dal presupposto logico che l'utente può attribuire una valutazione del proprio livello di soddisfazione basato su una *single item scale* o su una scala con pochi item tesi a valutare la overall satisfaction. Tali modelli, inoltre, completano l'indagine di CS mediante delle valutazioni di quelle attività (o sub-attività) con le quali effettivamente l'utente si interfaccia durante l'erogazione del servizio. Seguendo tale approccio, vi sono diversi vantaggi e anche alcuni svantaggi. Uno dei vantaggi più importanti è legato alla maggiore semplicità,

per i clienti, nel distinguere cosa si valuta con ogni specifico item: attribuire una valutazione ad un'attività di cui si è goduto è sicuramente più semplice rispetto alla valutazione di un aspetto latente della qualità che del resto è definito solo attraverso un modello concettuale non necessariamente comprensibile a tutti. Inoltre, è possibile ottenere delle informazioni puntuali sulla soddisfazione generata anche dalle singole attività o macro-attività nella quale l'azienda è organizzata, le quali sono particolarmente utili alla direzione aziendale in fase di decisione su dove intervenire per migliorare la qualità dei servizi erogati e sull'efficacia delle decisioni di marketing attuate. Questa ultima, rappresenta un'informazione molto importante soprattutto quando si applicano programmi per assicurare la qualità ex-ante mediante degli standard definiti secondo la norma ISO 9001 edizione 2000 anche essa orientata al processo.

Tra le critiche principali all'approccio *single item scale* vi è quella che considera esplicitamente la CS come una grandezza multidimensionale, e quindi una sua valutazione può passare solo attraverso un approccio *multiple item scale*. Inoltre, un modello orientato al processo è molto aderente ad una singola realtà aziendale ed è difficilmente generalizzabile. Un modo per superare tali inconvenienti è quello di applicare un modello statistico che ammette una struttura di variabili latenti generalizzabile a tutte le aziende ed una struttura di misura degli aspetti latenti che varia a seconda dell'azienda.

3.3 Un modello di valutazione orientato al processo

Rilevare dei dati di CS seguendo un approccio orientato al processo richiede necessariamente uno strumento d'ascolto flessibile che permetta di valutare la soddisfazione dei clienti che accedono al servizio mediante percorsi differenziati. Conseguentemente, per evitare un'elevata intrusività, il questionario per la raccolta dei dati deve essere strutturato secondo uno schema entità-relazione, che permetta di dare una descrizione generale di tutti i processi e di tutte le attività connesse ai servizi, stratificando la popolazione in sottogruppi per ciascuno dei quali sono indicati gli item di interesse, le relazioni tra le sottopopolazioni e le relazioni tra gli item. In particolare, nel caso di clienti logicamente strati-

... in sottogruppi (entità) per tipologia di sub-attività a, b, c, \dots, e per ciascun sottogruppo sono pertinenti solo domande specifiche (attributi delle entità).

In accordo a tale impostazione, i dati sono organizzati in due distinte matrici. Una prima riporta le valutazioni attribuite dagli n clienti agli m aspetti del servizio osservati: $X_{n,m}$; ed una seconda riporta le s variabili relative alla overall satisfaction (con $s \geq 1$): $Y_{n,s}$.

Il modello concettuale proposto può essere realizzato mediante il costruito teorico delle equazioni strutturali, caratterizzato dalle tre seguenti equazioni:

$$\eta_{q,1} = B_{q,q}\eta_{q,1} + \Gamma_{q,p}\xi_{p,1} + \zeta_{q,1} \quad (1)$$

$$y_{s,1} = \Lambda_{s,q}^Y \eta_{q,1} + \varepsilon_{s,1} \quad (2)$$

$$x_{m,1} = \Lambda_{m,p}^X \xi_{p,1} + \delta_{m,1} \quad (3)$$

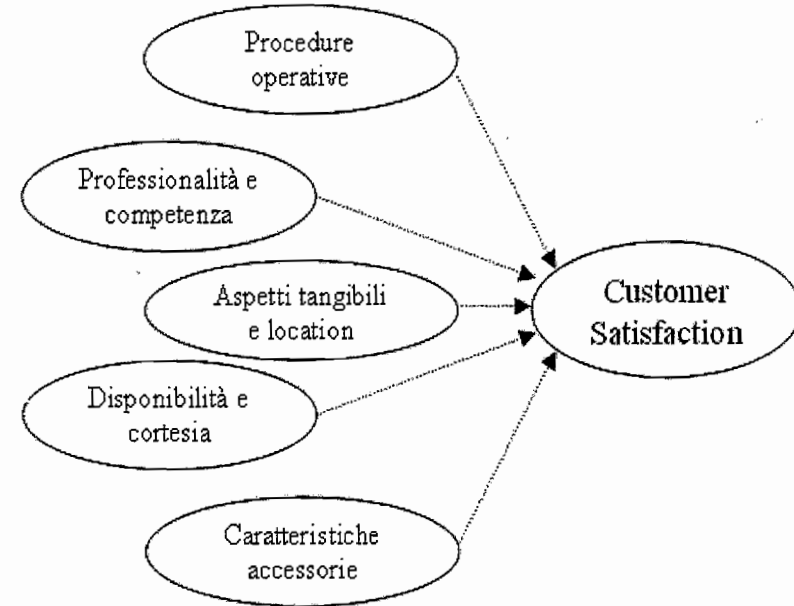
dove nella (1) viene definito il modello strutturale con η , ξ e ζ che rappresentano rispettivamente i vettori delle variabili latenti endogene, esogene e degli errori, le matrici B e Γ contengono rispettivamente i coefficienti strutturali tra le variabili latenti endogene e quelli tra le variabili latenti endogene ed esogene; nella (2) viene specificato il modello di misurazione per le variabili latenti endogene dove la matrice Λ^Y contiene i coefficienti strutturali riferiti alle variabili endogene osservate e le corrispondenti latenti; infine, nella (3) viene specificato il modello di misurazione per le variabili latenti esogene dove la matrice Λ^X contiene i coefficienti strutturali riferiti alle variabili esogene osservate e le corrispondenti latenti. Con ε e δ , infine, sono indicate le componenti erratiche delle misurazioni rispettivamente di y e di x .

Seguendo lo schema entità-relazioni, la (1) ha sempre le stesse dimensioni per tutte le aziende, mentre la (2) e la (3) hanno dimensioni che variano a seconda di quante e quali variabili endogene ed esogene l'azienda ritiene di osservare.

In particolare, la prima equazione considera il costrutto latente che può essere sintetizzato nella seguente Figura 3.1, la quale evidenzia come la variabile latente endogena CS è influenzata dalle cinque variabili latenti esogene "procedure operative", "professionalità e competenza", "aspetti tangibili e location", "disponibilità e cortesia", "caratteristiche accessorie".

za", "aspetti tangibili e location", "disponibilità e cortesia" e "caratteristiche accessorie".

Figura 3.1 - Relazione tra 1 variabile latente endogena e 5 variabili latenti esogene.



In tale schema, particolare attenzione deve essere prestata alla scelta delle variabili manifeste da considerare poiché l'omissione di una o più variabili può inficiare l'intero modello, sia di misurazione sia strutturale, in quanto può condurre a problemi di misurazione, di multicollinearità, di eteroschedasticità e di autocorrelazione oltre che ad una cattiva specificazione della forma funzionale delle variabili, tutti elementi che conducono ad informazioni scarsamente affidabili. L'applicazione di tale modello concettuale, quindi, deve essere sempre accompagnata da appropriate analisi di sensibilità per valutare la distorsione che si può presentare nel caso di variabili omesse (Mauro, 1990; Scheines, Spirtes, Glymour e Meek, 1994).

Verificata l'assenza di variabili omesse, così come l'inclusione di variabili irrilevanti, la stima dei parametri del modello di equazioni strutturali può essere realizzata mediante l'applicazione del *Linear*

Structural Relationship (LISREL - Jöreskog, 1967) o mediante il *Partial Least Squares* (PLS - Wold, 1966 e 1973) i quali in ogni caso si basano sulle seguenti ipotesi:

a. $E(\eta) = E(\xi) = E(\zeta) = E(\varepsilon) = E(\delta) = 0$

b. $E(\varepsilon\varepsilon') = \theta_\varepsilon^2$;

$E(\delta\delta') = \theta_\delta^2$ con θ_ε^2 e θ_δ^2 matrici diagonali

c. $E(\eta\varepsilon') = E(\xi\delta') = E(\zeta\zeta') = 0$

d. B è una matrice non singolare con tutti zero sulla diagonale principale.

La scelta, tra l'uno o l'altro modello di stima, deve essere fatta in funzione degli obiettivi principali che si perseguono, della complessità del modello, dei requisiti teorici e della dimensione campionaria.

Considerando l'approccio seguito in tali tecniche è da evidenziare come LISREL sia un approccio basato sulla covarianza, mentre il PLS sulla varianza, quindi, tali procedure possono essere applicate solo nel caso di dati quantitativi, caratteristica non posseduta dai dati di CS, i quali si ricorda essere qualitativi con scala ordinale. Un'ultima considerazione riguarda le eventuali informazioni aggiuntive che si hanno relativamente agli utenti o a quegli aspetti del servizio che non possono essere modificati, in quanto non dipendono dal management aziendale, ma che influiscono sensibilmente sulla valutazione del livello di soddisfazione. Tali considerazioni quindi inducono all'utilizzo di adeguate operazioni per la preparazione dei dati prima di una loro analisi.

3.4 Pretrattamento dei dati di Customer Satisfaction

Il rispetto della natura del dato ordinale è una condizione necessaria per non alterare le risultanze di un'analisi di CS così come una loro trasformazione in misure lineari e quantitative deve assicurare una opportuna *calibrazione* lungo l'intero arco dei numeri reali evitando un "effetto compressione" (Wright e Linacre, 1989); conseguentemente, la quantificazione dei dati deve essere effettuata con le opportune cautele. Diverse sono le tecniche che consentono di passare da dati con scala ordinale a pseudo-intervallari utilizzabili nell'analisi mediante LISREL o

il PLS. In particolare, l'approccio *psicometrico* di Thurstone (Jones, 1986; Zanella, 1999), il *Rating Scale Model* della Rasch Analysis (Wright e Masters, 1982) e la regressione monotona di Kruskal (1965) sono solo alcune delle più citate tecniche di quantificazione (D'Ambra, Amenta e Gallo, 2003).

Bisogna osservare, tuttavia, che spesso le tecniche di quantificazione poggiano sull'ipotesi che la variabile di risposta segue una legge normale, la quale non sempre si rivela adatta a giustificare il processo di conversione quantitativa allorché dall'ambito psicometrico si passa ad altri settori quale quello della CS. Quest'ultimo, infatti, talvolta presenta variabili categoriche ordinali con frequenze fortemente ed unilateralmente addensate agli estremi. In questa situazione, Portoso (2003) ha dimostrato come, il ricorso alla normale, può produrre risultati paradossali, che, talvolta, finiscono con lo stravolgere i risultati. Nel caso in cui i dati presentavano delle frequenze molto elevate sulle modalità estreme, come spesso si verifica nell'ambito della CS, è stato proposto l'uso dell'esponenziale negativa in alternativa alla distribuzione normale. Alternativamente all'esponenziale negativa altre variabili casuali come la *Gamma* e la *Beta* potrebbero essere utilizzate, anche se, queste ultime, pongono il problema di determinazione ottimale dei parametri, con un appesantimento della procedura di conversione su scala metrica delle modalità della variabile qualitativa con scala ordinale. Il *Rating Scale Model* è, tra i modelli di Rasch, quello che meglio permette di determinare una codifica delle modalità per tutte le variabili qualitative che presentano lo stesso numero di modalità. Tale tecnica presenta delle proprietà ottimali di additività, separabilità e obiettività specifica, tuttavia, è applicabile solo nel caso in cui si dispone di una scala multi-item per la valutazione della CS.

Altre tecniche di quantificazione, inoltre, essendo meno restrittive nelle ipotesi di base sono consigliate solo per il PLS e comunque per tecniche statistiche non parametriche, tra le quali si ricordano quelle caratterizzate dall'utilizzo della funzione spline (Gallo, 2002).

3.5 Informazioni esterne

Ulteriori operazioni da effettuare prima di un'analisi statistica dei dati riguarda l'inserimento nel modello di eventuali informazioni aggiuntive disponibili sugli utenti o sul processo d'erogazione del servizio. In genere, nella costruzione degli indici sintetici di soddisfazione si ipotizza che il collettivo di utenti sia distribuito in modo casuale, ma quando tale ipotesi viene meno si identifica una struttura nei dati dalla quale non si può prescindere. In riferimento alle modalità di uno o più determinati fattori; tale strutturazione dei dati può influenzare il livello di qualità percepito, così come quello atteso, rendendo delicata l'attività di aggregazione delle valutazioni raccolte da soggetti diversi con esperienze diverse.

Tali aspetti assumono un ruolo d'informazioni esterne, o aggiuntive, rispetto al sistema in studio e di differente natura: informazioni esterne quantificabili come vincoli lineari sugli item oppure per partizionare gli utenti.

La necessità di inserire tali informazioni nel modello d'analisi deriva principalmente dal fatto che il management di un'azienda ha bisogno di sapere se le variazioni registrate nel livello di CS siano dipese da fattori imputabili all'organizzazione del servizio, da eventuali variazioni nel livello qualitativo offerto oppure dal diverso tipo di clienti che si è rivolto all'azienda in quello specifico periodo. Naturalmente, l'imputazione della variazione di CS ad un fattore o ad un altro implica per il management delle decisioni molto diverse. L'inserimento di tali informazioni in un'analisi di CS può essere realizzata seguendo il modello proposto da Takane e Shibayama (1991), il quale si caratterizza per la decomposizione dei dati in diverse componenti a seconda delle informazioni esterne disponibili.

Queste ultime possono essere organizzate in una matrice $E_{n,l}$ per gli utenti in una matrice $F_{m,p}$ per gli item; tali matrici possono essere di vario tipo (componenti unitarie, variabili indicatrici o continue) ed inserite nelle analisi di CS per mezzo di operatori di proiezione ortogonali $P_E = E(E'E)^{-1}E'$, $P_F = F(F'F)^{-1}F'$, $P_E^\perp = (I - E(E'E)^{-1}E')$ e $P_F^\perp = (I - F(F'F)^{-1}F')$. In tal modo la matrice $X_{n,m}$ (similmente per la

$Y_{n,s}$ e per le matrici $P_{n,q}$, $A_{n,q}$ e $G_{n,q}$) può essere riscritta in quattro distinte componenti:

$$X_{n,m} = P_E X P_F + P_E^\perp X P_F + P_E X P_F^\perp + P_E^\perp X P_F^\perp \quad (4)$$

dove $P_E X P_F$ indica l'effetto delle informazioni di riga e colonna, $P_E^\perp X P_F$ quello delle informazioni di colonna al netto di quelle di riga; $P_E X P_F^\perp$ quello delle informazioni di riga al netto di quelle di colonna e $P_E^\perp X P_F^\perp$ la parte che non tiene conto delle informazioni esterne.

Decomposta la matrice $X_{n,m}$, può essere interessante eseguire le analisi statistiche su ciascun termine della (4), per cogliere (o depurare) l'influenza delle informazioni esterne sulla valutazione della soddisfazione.

3.6 I metodi di stima

La scelta della procedura di quantificazione da utilizzare è funzionale al metodo preferito per la stima dei parametri del modello proposto con le equazioni (1)-(3); si evidenzia come i requisiti teorici richiesti dal LISREL sono molto più stringenti di quelli previsti dal PLS. Oltre ai vincoli derivanti dai requisiti teorici, vi sono numerosi altri elementi da considerare per scegliere il metodo di stima più idoneo. Senza scendere nel dettaglio dei criteri, nella Tabella 3.1 sono riportate le caratteristiche più importanti di ogni metodo di stima.

In sintesi è possibile evidenziare come LISREL presenti un maggior numero di vincoli legati principalmente alla verifica dell'ipotesi di multinormalità, difficilmente riscontrabile in caso di dati non sperimentali, ai problemi d'identificazione delle variabili latenti e alla necessità di disporre di un campione casuale numeroso a fronte di un modello che non deve essere molto complesso. Dall'altro lato, però, tali caratteristiche stringenti permettono di ottenere delle soluzioni efficienti e consistenti per tutti i parametri di interesse; inoltre, tale modello non presen-

ta problemi relativi alla determinazione di soluzioni che sono ottime solo localmente.

Ponendosi in ottica riflessiva, le caratteristiche prima richiamate portano a ricorrere al LISREL ogni qualvolta si verificano le più stringenti assunzioni previste dal metodo. Diversamente, muovendosi in un'ottica formativa o nel caso in cui non siano verificate le assunzioni richieste dal LISREL è possibile utilizzare il PLS.

Tabella 3.1 - Confronto tra i metodi di stima LISREL e PLS in termini di criteri

	LISREL	PLS
<i>Approccio</i>	Basato sulla covarianza	Basato sulla varianza
<i>Obiettivo</i>	Orientato alla stima dei parametri	Orientato alla previsione
<i>Metodo di stima</i>	Massima verosimiglianza	Minimi quadrati
<i>Requisiti teorici</i>	Assunzioni forti: relazione lineare tra costrutti e misure lineari, distribuzione multinormale, osservazioni indipendenti	Flessibile: Relazioni lineari
<i>Variabili latenti</i>	Le variabili latenti sono stimate usando l'insieme delle variabili osservate	Variabili latenti combinazione lineare delle proprie variabili osservate
<i>Relazioni tra variabili latenti ed osservate</i>	Riflessivo	Riflessivo e formativo
<i>Implicazioni</i>	Ottimale per la stima dei parametri	Ottimale per l'accuratezza delle previsioni
<i>Identificazione</i>	In funzione del modello: 4 o più variabili osservate per ogni variabile latente	Il modello ricorsivo è sempre identificato
<i>Complessità modello</i>	Elevata (es. 100 variabili latenti e 1000 osservate)	Piccola-media (es. meno di 100 variabili osservate)
<i>Dimensione campione</i>	200 - 800 osservazioni	30 - 100 osservazioni
<i>Modelli gerarchici</i>	Può essere utilizzato	Può essere utilizzato
<i>Stima component score</i>	Non determinati	Determinati

(segue)

(continua)

<i>Indici</i>	Misura solo il costrutto	Oltre al costrutto permette di determinare altri indici compositi
<i>Efficienza</i>	Gli stimatori dei parametri sono efficienti	Predittori consistenti con varianza minima
<i>Consistenza</i>	Gli stimatori dei parametri sono consistenti	Gli stimatori degli impatti e quelli dei component score sono consistenti
<i>Trattamento dati mancanti</i>	Massima verosimiglianza	Algoritmo NIPALS
<i>Problemi riscontrabili</i>		
<i>Over-fitting</i>	Può essere problematico	Poco problematico
<i>Outlier</i>	Può essere problematico	Può essere problematico
<i>Eterogeneità</i>	Può essere problematico	Può essere problematico
<i>Assenza effetti lineari</i>	Può essere problematico	Può essere problematico
<i>Presenza effetti polinomiali</i>	Può essere problematico	Può essere problematico

Alternativamente al PLS, sono stati proposti recentemente altri metodi di stima che sono accomunati al PLS soprattutto per la flessibilità che li caratterizza in termini di requisiti da assicurare per la loro applicazione. Nel caso di dati di CS si ricordano le proposte dei metodi *Generalized Maximum Entropy* (GME) e *Generalized Structured Component Analysis* (GSCA); tali proposte sono state supportate da simulazioni per evidenziare come, in determinate condizioni sperimentali, sono preferibili al PLS.

3.6.1 Generalized Maximum Entropy

Il metodo GME, definito come un problema di programmazione non lineare soggetto a vincoli lineari, è stato proposto da Golan ed al. (1996) per risolvere problemi di recupero di informazioni quando il modello sottostante è incompleto ed i dati sono limitati o parziali. Tale metodo permette di determinare le probabilità non note scegliendo le distribuzioni per cui le informazioni disponibili sono sufficienti a determinare quelle assegnate.

Il metodo GME può essere impiegato per la stima dei parametri del modello di equazioni strutturali solo nel caso in cui le equazioni (1) – (3.3), definite in precedenza, sono riscritte nella forma equivalente:

$$y_{s,1} = \Lambda_{s,q}^y (\Lambda_{m,p}^x)^{-1} \Gamma_{q,p} (\mathbf{I}_{q,q} - \mathbf{B}_{q,q})^{-1} (x_{m,1} - \delta_{m,1}) + \Lambda_{s,q}^y (\mathbf{I}_{q,q} - \mathbf{B}_{q,q})^{-1} \zeta_{q,1} + \varepsilon_{s,1} \quad (5)$$

La matrice Λ^x è rettangolare: se si intende inversa generalizzata e' bene utilizzare la notazione $(\Lambda^x)^-$ dove \mathbf{I} è la matrice identità di dimensione q e la stima dei parametri non noti è ottenuta riscrivendo i parametri da stimare \mathbf{B} , Γ , Λ^y , Λ^x in termini di probabilità, riformulando la (5) in un sistema di $(s + q^2 + pq + mq + sq + q + m + s)$ equazioni.

Al-Nasser (2003) utilizza il metodo numerico proposto da Golan per risolvere questo problema non lineare e dimostra come il GME generi dei risultati migliori rispetto al PLS in termini di errore quadratico medio. In particolare, la simulazione viene eseguita sul modello semplificato dell'indice svedese di customer satisfaction, il quale è caratterizzato da tre variabili esogene ed un'unica variabile endogena e considerando le seguenti condizioni sperimentali:

- 100 campioni casuali di dimensione 15, 20, 25, 30 e 40 unità statistiche;
- per il modello formativo i valori di x sono generati da una distribuzione Beta asimmetrica con parametri (6,6);
- tutti i coefficienti di regressione tra le variabili esogene manifeste x e quelle esogene latenti sono posti pari a 1/3;
- i coefficienti γ e λ sono inizializzati con (0.8, 0.1, 0.1) e con (1.1, 1.0, 0.9, 0.8) rispettivamente;
- le componenti erratiche ε e δ sono generate da una distribuzione Uniforme U(0,1) mentre ζ è generata da una distribuzione Normale standardizzata.

Tale simulazione sembrerebbe evidenziare come il GME sia più performante del PLS in termini di errore quadratico medio quando i campioni sono di piccole dimensioni; non sono disponibili, invece, confronti tra i due metodi nel caso di campioni numerosi.

3.6.2 Generalized Structured Component Analysis

Il maggiore inconveniente nell'utilizzare il PLS per la stima dei parametri in un'analisi dei dati di CS è relativo alla stima ottimale dei parametri. L'algoritmo sul quale si basa il PLS non assicura delle soluzioni globalmente ottime. Con l'obiettivo di preservare la caratteristica di flessibilità del PLS, così come quella del GME, Hwang e Takane (2004) hanno proposto il GSCA che si basa su un ben definito criterio dei minimi quadrati per stimare i parametri del modello e su un algoritmo che sembra assicurare l'assenza dei problemi di minimo locale.

Il GSCA prevede la definizione di una *supermatrice* $Z_{n,r}$ ($r = m + s$) la cui colonne sono standardizzate e nella quale sono giustapposte entrambe le matrici dei dati osservati $X_{n,m}$ ed $Y_{n,s}$: $Z_{n,r} = [X_{n,m} | Y_{n,s}]$; inoltre, definite la matrice di tutte le variabili endogene $\Psi_{n,q} = Z_{n,r} V_{r,q}$ e quella di tutte le variabili esogene $\Phi_{n,p} = Z_{n,r} W_{r,p}$ è possibile formalizzare il seguente modello statistico

$$\begin{aligned} Z_{n,r} V_{r,q} &= Z_{n,r} W_{r,p} A_{p,q} + E_{n,q} \\ \Psi_{n,q} &= \Phi_{n,p} A_{p,q} + E_{n,q} \end{aligned} \quad (6)$$

con $V_{r,q}$ e $W_{r,p}$ rispettivamente la matrice dei pesi associati alle variabili endogene e quella dei pesi associati alle variabili esogene. Inoltre, si definisce $A_{p,q}$ un'ulteriore supermatrice data dalla giustapposizione della matrice $C_{p,r}$ contenente i *loading* relativi alle variabili osservate e una matrice $B_{p,t}$ dei coefficienti *path* tra le componenti: $A_{p,q} = [C_{p,r} | B_{p,d}]$, infine, $E_{n,q}$ è la matrice dei residui.

In questo modello è possibile verificare la presenza di una doppia struttura. La prima determina le relazioni funzionali tra le variabili latenti e non si modifica quando si applica il modello in contesti diversi, mentre la seconda è relativa alle relazioni tra le variabili latenti e quelle osservate, questa ultima legata al tipo ed il numero di item che costituiscono il questionario e viene scelta in funzione della struttura organizzativa che caratterizza l'azienda.

Nella (6) i parametri incogniti sono V , W e A , la loro stima nel GSCA è proposta in accordo al criterio di ottimizzazione dei minimi quadrati globali. In particolare, i parametri V , W ed A sono ottenuti minimizzando la seguente funzione di perdita

$$SS(Z_{n,r}V_{r,t} - Z_{n,r}W_{r,d}A_{d,t}) = SS(\Psi_{n,t} - \Phi_{n,d}A_{d,t}) \quad (7)$$

dove le componenti di Ψ e Φ sono soggette al vincolo di normalizzazione ($\gamma_\alpha' \gamma_\alpha = 1$ e $\phi_\alpha' \phi_\alpha = 1 \quad \forall \alpha$) e la stima dei parametri viene realizzata mediante un algoritmo *Alternative Least Squares* (ALS - de Leeuw, Young e Takane, 1976).

La procedura proposta si caratterizza per la presenza di due step che vengono iterati fino a quando l'algoritmo non converge ad un valore soglia prefissato:

- nel primo step sono fissati i parametri contenuti nelle matrici di V e W e si stimano i parametri di A ;
- nel secondo step, aggiornati i parametri di A , si stimano i parametri di V e W .

Anche il GSCA è stato confrontato con il PLS mediante una simulazione su dati noti in letteratura, calcolando l'errore standard per ogni parametro mediante la tecnica di campionamento *bootstrap* (errore standard calcolato su 100 campioni). La simulazione sembrerebbe evidenziare che gli errori standard ottenuti per i parametri stimati con il PLS sono più grandi di quelli corrispondenti generati dal GSCA.

3.6.3 Un confronto tra i metodi di stima

Tra i metodi di stima proposti nel caso di un modello formativo o riflessivo dove le ipotesi distributive non sono verificate, il GSCA sembrerebbe possedere le migliori caratteristiche in quanto, preservando la flessibilità dal punto di vista delle implicazioni, presenta un criterio d'ottimizzazione globale. Questo perché il GSCA si basa su un algoritmo che sembra assicurare un minimo globale, una veloce convergenza ed efficienza, stime delle componenti univoche (senza problemi di indeterminatezza degli score), l'assenza di soluzioni improprie quali stime negative di varianze e stime di correlazioni esterne al *range* [-1,1] e così via.

In termini di simulazione, invece, il confronto tra PLS e GME evidenzia come in media il GME abbia generato delle stime che presentano un errore standard dell'83% più piccolo di quelle generate con il PLS sugli stessi dati, mentre il confronto, sempre mediante dati simulati, tra GSCA e PLS evidenzia un errore standard dei parametri stimati che in media è del 66,9% più piccolo di quello ottenuto dai parametri stimati per gli stessi dati ma utilizzando il PLS.

È da evidenziare come tali confronti siano stati realizzati su dataset particolari: campioni di dimensioni molto ridotte (dalle 15 alle 40 unità statistiche per il GME), mentre sono stati considerati due gruppi omogenei nel confronto tra il PLS ed il GSCA. Conseguentemente, sono necessarie un maggior numero di simulazioni da realizzare variando le condizioni sperimentali per poter preferire il GME o il GSCA al PLS: tali simulazioni devono essere realizzate con una diversa complessità del modello, una diversa dimensione campionaria, in presenza di outlier, in presenza di problemi di multicollinearità tra variabili e in presenza di gruppi eterogenei di utenti. Solo in seguito a tali studi si potrà confermare l'utilità dell'applicazione di tali nuove tecniche in alternativa al PLS, che è invece da anni utilizzata nelle condizioni sperimentali più disparate.

3.7 Conclusioni e futuri sviluppi

Il modello concettuale proposto si caratterizza per essere flessibile rispetto all'organizzazione che l'azienda ha adottato per l'erogazione del servizio e, contemporaneamente, fissa gli aspetti generali che devono essere in ogni caso osservati per avere una valutazione della soddisfazione generata sia in termini globali che rispetto alle singole attività. Permettendo quindi di sviluppare uno strumento d'ascolto teso ad evidenziare i soli aspetti del servizio di cui effettivamente il cliente ha goduto senza rinunciare alla confrontabilità tra le aziende che operano secondo processi diversi. Tale modello ben si presta ad essere trattato con la tecnica delle equazioni strutturali, e diverse altre tecniche statistiche, oltre a quelle ricordate in questo studio, sono utilizzabili per l'analisi dei dati di CS. Solo per citare le più comuni si evidenzia la regressione

ordinale (McCullagh e Nelder, 1989), il multi-facet Rasch (Wright e Masters, 1982; Masters, 1982), il multicriteria satisfaction analysis (MUSA - Grigoroudis e Siskos, 2002). Tali tecniche si caratterizzano tutte per il fatto che non richiedono un pretrattamento dei dati, ma l'analisi dei dati ordinali è intrinseca alla tecnica stessa. Inoltre, il MUSA si basa su un algoritmo di programmazione lineare che segue i principi della regressione ordinale vincolata con vantaggi concernenti la flessibilità del modello di sviluppo ed i buoni livelli di stabilità dei risultati assicurati.

Il modello di Rasch, invece, tra le diverse tecniche proposte sembrerebbe presentare delle proprietà ottimali ed un output completo. Il multi-facet, in pratica, non solo permette di ottenere una misura continua e lineare della soddisfazione ma anche di determinare la presenza di item non idonei a misurare la CS, la presenza di strutture o organizzazioni che si differenziano sostanzialmente tra loro ed inoltre la quantificazione dei dati ordinali. Tutto ciò grazie a stimatori che presentano delle proprietà ottimali, quali la sufficienza, la consistenza, l'efficienza e la correttezza (Andrich, 1978; Masters, 1982).

Tra le tecniche esplorative utilizzate per dati di CS si evidenziano soprattutto l'analisi delle componenti principali (ACP), l'analisi delle corrispondenze multiple (ACM), l'analisi della coinerzia e della struttura (Chessel e Carrel, 1997; Torre e Chessel, 1995) utilizzate soprattutto con il modello Servqual e delle relative varianti. Le analisi effettuate sulle matrici delle sole percezioni P o degli scostamenti G , oppure congiuntamente su entrambe le matrici A e P hanno portato a diverse complicazioni con interessanti sviluppi anche metodologici.

È da evidenziare per l'ACP la ricerca di una variante che assicuri una maggiore interpretabilità dei risultati nell'analisi sulle matrici P o G in genere la prima componente principale è una sintesi (una somma o una media) delle variabili originali e quindi rappresenta sostanzialmente una misura globale della soddisfazione. Conseguentemente, si può tranquillamente rinunciare a tale informazione a vantaggio di componenti principali che sono più facilmente interpretabili. Tale problema è affrontato in letteratura con sviluppi metodologici basati su diverse strategie di analisi. Tra i diversi sono proposte delle modifiche operate sulle componenti principali tramite *lasso* (Jolliffe e Uddin, 2003) e lo sviluppo di tecniche quali *constrained multivariate analysis* (Hausman, 1982), *simple component analysis* (Rousson e Gasser, 2003), *simple*

principal components (Vines, 2000), *SCA-RV* (Gallo, Amenta e D'Ambra, 2005).

Una variante all'ACM, nello studio della CS, è l'analisi delle corrispondenze multiple ordinarie (ACMO), tecnica che permette, rispetto alla classica ACM, di tener conto della natura ordinale delle variabili, di interpretare l'eventuale trend presente tra le modalità di risposta e di classificare i clienti. L'ACMO è basata su una procedura che prevede di associare a ciascun item una tabella ortogonale di polinomi di diverso grado (lineare, quadratico, cubico, ecc.) e consente di ottenere particolari informazioni aggiuntive sul grado di soddisfazione degli utenti (Beh, 1997; D'Ambra, Lombardo e Amenta, 2002).

Nuove proposte metodologiche sono state fatte anche per studiare congiuntamente le matrici A e P , per lo studio delle quali sono state suggerite delle estensioni dell'analisi della coinerzia e della struttura, rispettivamente al caso in cui viene somministrato il questionario di CS più volte (multi-modulo) agli stessi individui (D'Ambra e Amenta, 2000) e la generalizzazione di tipo *tensoriale* al caso di molte rilevazioni, ciascuna realizzata all'inizio ed alla fine di ogni erogazione del servizio (Amenta e Sarnacchiaro, 2001).

Altri sviluppi sono stati proposti per la CS nel caso dei dati longitudinali, dove il *model curve latent variables* (Meredith e Tisak, 1990) è stato utilizzato per studiare l'impatto della CS sui principali indicatori di bilancio, ma la grande quantità di dati di CS osservati nel tempo porterà sicuramente molti studiosi ad occuparsi anche del problema della tendenza osservata. In particolare, tecniche derivate dai processi industriali quali le carte di controllo multivariate (Farnum, 1994; Montgomery, 1996) potrebbero essere molto utili alla causa, così come le tecniche esplorative a più vie (Harshman, 1970; Carroll e Chang, 1970; Tucker, 1966).

3.8 Bibliografia

Al-Nasser A. D. (2003), "Customer Satisfaction measurement models: generalised maximum entropy approach", *Pak. J. Statist.*, vol. 19, n. 2, pp. 213-226.

- Allen R. D., Wilburn M. (2002), *Linking customer and employee satisfaction to the bottom line*, American Society for Quality Control.
- Andrich D. (1978), "A rating scale formulation for ordered response categories", *Psychometrika*, Vol. 43, pp. 561-573.
- Amenta P. e Sarnacchiaro P. (2001), "Tensorial co-structure analysis for the full multi modules Customer Satisfaction evaluation" in *Atti Riunione Scientifica del Gruppo di Classificazione dell'IFCS su "Classificazione e Analisi dei Dati"*, Palermo.
- Anderson E. W., Fornell C. (1994), "A Customer Satisfaction research prospectus", in Roland T. Rust and Richard L. Oliver (Eds.), *Service Quality: New Directions in Theory and Practice*, Sage Publications, Inc, pp. 241-268.
- Babakus E. e Mangold W. G. (1992), "Adapting the SERVQUAL scale to clinical care", *Health Service Research*, Vol. 26, n. 6, pp. 767-786.
- Beh E. J. (1997), "Simple correspondence analysis of ordinal cross-classifications using orthogonal polynomials", *Biometrical Journal*, Vol. 39, n. 5, pp. 589-613.
- Carroll J. D., e Chang J. J. (1970), "Analysis of individual differences in multidimensional scaling via an N-way generalization of "Eckart-Young" decomposition", *Psychometrika*, Vol. 35, pp. 283-319.
- Chessel D., Carrel G. (1997), *Avant-après, amont-aval: les couples de tableaux totalement appariés*, ADE-4 / Fiche thématique 4.6.
- Cronin J. J., Taylor S. A. (1992), "Measuring service quality: a reexamination and extension", *Journal of Marketing*, Vol. 56, n° 3.
- D'Ambra L. e Amenta P. (2000), "Multidimensional statistical methods based on co-inertia for the 'multi-modules' Customer Satisfaction evaluation", *Cimasi'2000 EHTP*, Morocco.
- D'Ambra L., Amenta P. e Gallo M. (2003), "Riflessioni sulla valutazione dei servizi di day surgery nel contesto dell'analisi multidimensionale dei dati" in AA.VV., *Studi in onore di Angelo Zanella*, Vita & Pensieri, pp. 153-165.
- D'Ambra L., Lombardo R. e Amenta P. (2002), "Singly ordered non symmetric correspondence analysis" in *Atti relazione invitata SIS 2002*, Milano.
- de Leeuw J., Young F. W., e Takane Y. (1976), "Additive structure in qualitative data: an alternating least squares method with optimal scaling features", *Psychometrika*, Vol. 41, pp. 471-503.
- Farnum N. R. (1994), *Modern statistical quality control and improvement*, New York, Dubury Press.
- Franceschini F. (2001), *Dai prodotti ai servizi. Le nuove frontiere per la misura della qualità*, UTET Libreria.
- Gallo M. (2002), "Multidimensional analysis of Customer Satisfaction data: the scaling problems", DEINDE, Torino.
- Gallo M., Amenta P. e D'Ambra L. (2005), "Simple component analysis based on RV coefficient" in *Atti del convegno Cladag'05*, Parma, pp. 357-360.
- Golan A., Judge G. e Karp L. (1996), "A maximum entropy approach to estimation and inference in dynamic models or counting fish in the sea using maximum entropy", *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 20, pp. 559-582.
- Grigoroudis E. e Siskos Y. (2002), "Preference disaggregation for measuring and analysing Customer Satisfaction: The MUSA methods", *European Journal of Operational Research*, Vol. 143, pp. 148-170.
- Harshman R. A. (1970), *Foundations of the PARAFAC procedure: Models and conditions for an "exploratory" multi-model factor analysis*, UCLA working papers in Phonetics, Vol. 16, pp. 1-84.
- Hausman R. E. (1982), "Constrained multivariate analysis" in Zidek J. S. H. and Rustagi J. S. (Eds.), *Optimisation in Statistics*, Amsterdam: North Holland, pp. 137-151.
- Hwang H. E Takane Y. (2004), "Generalized structured component analysis", *Psychometrika*, Vol. 69, n. 1, pp. 81-99.
- Johnson M. D. e Gustafsson A. (2000), *Improving Customer Satisfaction, loyalty, and profit: an integrated measurement and management system*, Jossey-Bass.
- Jolliffe I. T. e Uddin M. (2003), "A modified principal component technique based on the lasso", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 12, pp. 531-547.
- Jones L. V. (1986), *Psychological Scaling*, Encyclopaedia of Statistical Sciences, New York, J. Wiley.
- Jöreskog K. G. (1967), "Some contributions to maximum likelihood factor analysis", *Psychometrika*, Vol. 32, pp. 443-482.
- Kruskal J. B. (1965), "Analysis of factorial experiments by estimating monotone transformations of the data", *Journal of the Royal Statistical Society*, B, Vol. 27.
- Lim P.C. e Tang N. K. H. (2000), "A study of patients' expectations and satisfaction in Singapore hospitals", *International Journal of Health Care Quality Assurance*, Vol. 13, n. 7, pp. 290-299.

- Masters G. N. (1982), "A Rasch model for partial credit scoring", *Psychometrika*, Vol. 47.
- Mauro R. (1990), "Understanding L.O.V.E. (left out variables error): a method for estimating effects of omitted variables", *Psycho. Bull.*, Vol. 108, pp. 314-329.
- McCullagh P. e Nelder J. A. (1989), *Generalized linear models*, London, Chapman & Hall.
- Meredith W. e Tisak J. (1990), "Latent curve analysis", *Psychometrika*, Vol. 55, pp. 107-122.
- Montgomery D. C. (1996), *Introduction to statistical quality control*, New York, J. Wiley.
- Parasuraman A., Zeithaml V. e Berry L.L. (1988), "SERVQUAL: a multiple item scale for measuring customer perceptions of service quality", *Journal of Retailing*, Vol. 64, n. 1, pp. 12-37.
- Portoso G. (2003), "La quantificazione determinata indiretta nella Customer Satisfaction: Un approccio basato sull'uso alternativo della Normale e dell'Esponenziale", *Quaderno n° 53 del Dipartimento SEMEQ dell'Università del Piemonte Orientale*, pp. 1-14.
- Reidenbach R. E. e Sandifer-Smallwood B. (1990), "Exploring perceptions of hospital operations by a modified servqual approach", *Journal of Health Care Marketing*, Vol. 10, n. 4, pp. 47-55.
- Rousson V. e Gassen T. (2003), *Some case studies of simple component analysis*, Manuscript on <http://www.unizh.ch/biostat/Manuscripts>.
- Schvaneveldt S. J., Enkawa T. e Miyakawa M. (1991), "Consumer evaluation perspectives of service quality: Evaluation factors and two-way model of quality", *Total Quality Management*, Vol. 2, pp. 149-161.
- Scheines R., Spirtes P., Glymour C. e Meek C. (1994), *Tetrad II: tools for discovery*, Hillsdale, NJ, Erlbaum.
- Takane Y. Shibayama T. (1991), "Principal component analysis with external information on both subjects and variables", *Psychometrika*, Vol. 56, pp. 97-120.
- Teas R. K. (1994), "Expectations as a comparison standard in measuring service quality: an assessment of a reassessment", *Journal of Marketing*, Vol. 58, pp. 132-139.
- Torre F. e Chessel D. (1995), "Co-structure de deux tableaux totalement appariés", *Revue de Statistique Appliquée*, Vol. XLIII, n. 1, pp. 109-121.
- Tucker J. L. e Adams S.R. (2001), "Incorporating patients' assessments of satisfaction and quality: an integrative models of patients' evaluations of their care", *Managing Service Quality*, Vol. 11, n. 4, pp. 272-282.
- Tucker L. R. (1966), "Some mathematical notes on three-mode factor analysis", *Psychometrika*, Vol. 31, pp. 279-311.
- Wold H. (1966), "Estimation of principal components and related methods by iterative least squares" in Krishnaiah P.R. (Ed.), *Multivariate Analysis*, Academic Press, pp. 391-420.
- Wold H. (1973), "Nonlinear iterative partial least squares (NIPALS) modeling: some current development" in Krishnaiah R.P. (Ed.), *Multivariate Analysis III*, New York, Academic Press, pp. 383-407.
- Wright B. D., Masters G. N. (1982), *Rating scale analysis*, Chicago, MESA Press.
- Wright B.D., Linacre, J.M. (1989), "Observations are always ordinal: measures, however, must be interval", *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 70.
- Vines S. K. (2000), "Simple principal components", *Applied Statistics*, Vol. 49, pp. 441-451.
- Zanella A. (1999), "A statistical model for the analysis of Customer Satisfaction: some theoretical aspects", *Statistica*, Vol. 59.